

Intelligence artificielle et performance des PME Sénégalaises

Artificial Intelligence (AI) and performance of Senegalese small and medium-sized enterprises (SMEs)

SALL Mamadou Moustapha

Doctorant

Faculté des Sciences Économiques et de Gestion (FASEG)

Université Cheikh Anta Diop

Laboratoire finance d'entreprises et financement de l'économie (LAFEFE)
Sénégal

SENE Mbaye

Doctorant

École Supérieure Polytechnique (ESP)

Université Cheikh Anta Diop

Laboratoire LAED

Sénégal

Date de soumission : 05/11/2025

Date d'acceptation : 11/12/2025

Pour citer cet article :

Sall. M. & Sène.M. (2025) « Intelligence artificielle et performance des PME Sénégalaises », Revue Française d'Économie et de Gestion « Volume 6 : Numéro 12 » pp : 827- 851.

Author(s) agree that this article remain permanently open access under the terms of the Creative Commons

Attribution License 4.0 International License



Résumé

Cet article analyse l'impact de l'adoption de l'intelligence artificielle (IA) sur la performance des petites et moyennes entreprises (PME) sénégalaises. Mobilisant un échantillon de 500 entreprises réparties entre une phase exploratoire (200) et confirmatoire (300), l'étude utilise la méthode des équations structurelles par les moindres carrés partiels (PLS-SEM) à l'aide du logiciel SmartPLS. Les résultats montrent que l'adoption de l'IA exerce un effet positif et significatif sur la performance financière et organisationnelle des PME. De plus, la diversification des domaines d'application de l'IA (comptabilité automatisée, prévision de trésorerie, gestion des stocks, détection des anomalies) renforce ces effets. L'analyse met également en évidence un effet indirect : l'IA améliore la performance organisationnelle via la performance financière. Les variables de contrôle révèlent que la taille de l'entreprise et la formation du dirigeant constituent des facteurs favorisant l'impact de l'IA, tandis que l'âge et le secteur d'activité ne sont pas significatifs. Cette recherche contribue à la littérature sur la diffusion des innovations et la théorie de la contingence en contexte africain, et propose des implications managériales et politiques pour renforcer l'adoption de l'IA dans les PME sénégalaises.

Mots clés : Intelligence artificielle ; PME ; performance financière ; performance organisationnelle ; Sénégal.

Abstract

This article examines the impact of Artificial Intelligence (AI) adoption on the performance of Senegalese small and medium-sized enterprises (SMEs). Based on a sample of 500 firms divided into an exploratory phase (200) and a confirmatory phase (300), the study applies Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM) using SmartPLS software. The findings reveal that AI adoption has a positive and significant effect on both financial and organizational performance. Moreover, the diversification of AI applications (automated accounting, cash flow forecasting, inventory management, anomaly detection) further enhances these effects. The analysis also highlights an indirect effect: AI improves organizational performance through financial performance. Control variables indicate that firm size and managerial training positively influence the impact of AI, while firm age and sector are not significant. This research contributes to the literature on the diffusion of innovations and contingency theory in the African context, and offers managerial and policy implications to strengthen AI adoption among Senegalese SMEs.

Keywords : Artificial Intelligence ; SMEs ; financial performance ; organizational performance; Senegal.

Introduction

Dans un contexte de mondialisation accrue et de transformation numérique, l'intelligence artificielle (IA) s'impose comme un levier stratégique pour la compétitivité des entreprises. Les technologies basées sur l'IA, telles que le machine learning, l'analyse prédictive et l'automatisation des processus financiers, permettent aux entreprises d'améliorer leur prise de décision et leur efficacité opérationnelle (Brynjolfsson et McAfee, 2017). Alors que les grandes entreprises et les institutions financières adoptent rapidement ces outils pour optimiser leurs performances, les petites et moyennes entreprises (PME), en particulier dans les pays en développement, peinent encore à tirer pleinement parti de ces innovations (OCDE, 2021).

Au Sénégal, les PME constituent la colonne vertébrale de l'économie nationale, représentant environ 90 % du tissu entrepreneurial et contribuant significativement à la création d'emplois et à la croissance économique (Banque Africaine de Développement, 2020). Cependant, elles sont confrontées à de nombreuses contraintes structurelles, notamment un accès limité aux financements, un manque d'expertise technologique, ainsi qu'une gestion financière souvent empirique et peu optimisée (Mensah, 2020). Face à ces défis, l'intégration de l'intelligence artificielle pourrait offrir aux PME sénégalaises des opportunités inédites pour améliorer leur gestion des flux financiers, renforcer leur capacité d'anticipation des risques et optimiser leur performance économique.

Dans les économies avancées, l'IA est déjà utilisée pour améliorer la gestion des finances d'entreprise à travers des outils automatisés de comptabilité, de planification financière et d'analyse de données (Gu, Kelly et Xiu, 2020). De nombreuses startups et grandes entreprises exploitent ces innovations pour prédire leur chiffre d'affaires, optimiser leur gestion de trésorerie et détecter les anomalies financières en temps réel. Pourtant, au Sénégal et plus largement en Afrique de l'Ouest, l'adoption de ces solutions reste embryonnaire, faute de formation adéquate, d'infrastructures numériques adaptées et d'un accès suffisant aux technologies avancées (OCDE, 2023).

Dès lors, il devient essentiel d'examiner **dans quelle mesure l'adoption de l'IA peut-elle effectivement améliorer la performance financière et organisationnelle des PME opérant dans un environnement émergent caractérisé par des contraintes structurelles importantes ?**

La relation entre transformation numérique et performance financière a été largement étudiée dans la littérature économique et financière, notamment en ce qui concerne les grandes entreprises et le secteur bancaire (Kou, Xu et Santoro, 2021). Cependant, les recherches portant

spécifiquement sur l'application de l'IA à la gestion financière des PME dans le contexte africain restent encore limitées.

Plusieurs études se sont concentrées sur les défis d'accès au financement des PME africaines (Beck et Demirgüç-Kunt, 2006), ainsi que sur les problématiques de gouvernance et de gestion dans les petites structures (Mensah, 2020). D'autres recherches ont analysé la transformation numérique des PME en Afrique (OCDE, 2021) sans toutefois approfondir l'impact de l'IA sur leur performance financière. Ainsi, bien que l'intelligence artificielle soit identifiée comme un facteur d'amélioration des performances économiques des entreprises (McKinsey, 2022), il existe peu d'études empiriques évaluant concrètement son impact sur les PME sénégalaises.

L'objectif général de cette étude est d'analyser l'impact de l'adoption de l'intelligence artificielle sur la performance des PME sénégalaises. Plus spécifiquement, il s'agit d'examiner l'effet direct de l'IA sur la performance financière et organisationnelle, d'analyser la contribution des domaines d'application de l'IA (automatisation comptable, prévision de trésorerie, gestion des stocks, marketing, etc.), de tester l'existence d'un effet indirect via la performance financière et d'évaluer les différences d'impact selon les caractéristiques des PME (taille, secteur, profil du dirigeant).

Cette étude contribue à enrichir la littérature existante sur la transformation numérique des PME en explorant un champ peu étudié, celui de l'intelligence artificielle appliquée à la gestion financière des entreprises africaines. Elle permettra également d'identifier les variables clés influençant l'adoption de ces technologies dans un contexte émergent.

Sur le plan méthodologique, l'étude adopte une démarche quantitative fondée sur la modélisation par équations structurelles (PLS-SEM). Les données ont été collectées auprès de 500 PME sénégalaises, réparties en un échantillon exploratoire (200) et un échantillon confirmatoire (300), afin de garantir la robustesse des analyses et la validation du modèle structurel. Les diagnostics de validité, les tests de biais de méthode commune ainsi que l'analyse multi-groupes complètent l'approche mobilisée.

L'IA pourrait jouer un rôle majeur dans l'amélioration de la productivité et de la compétitivité des PME sénégalaises. En facilitant l'optimisation des flux financiers, la gestion des risques et l'accès aux financements, elle pourrait contribuer à réduire le taux de défaillance des PME et stimuler leur croissance.

Les résultats de cette recherche fournissent des recommandations pratiques aux entrepreneurs, aux institutions financières et aux décideurs politiques. Ils permettront d'identifier les leviers d'action pour favoriser une adoption plus large de l'IA dans les PME sénégalaises, notamment

en matière de formation, de financement et de développement d'infrastructures numériques adaptées.

Afin de répondre à cette problématique, l'article sera structuré en trois grandes parties : nous synthétisons les résultats des travaux antérieurs traitant notre problématique (1) ; la démarche méthodologique adoptée pour la réalisation de l'étude est ensuite abordée (2) et enfin, les résultats sont exposés et discutés au regard de la littérature antérieure (3).

1. Revue de littérature

L'intelligence artificielle (IA) est aujourd'hui perçue comme un levier stratégique permettant d'optimiser les processus de gestion et d'améliorer la performance des entreprises. Si les grandes firmes internationales investissent massivement dans ces technologies, les PME, notamment en Afrique, accusent un certain retard en raison de contraintes structurelles, financières et technologiques (OCDE, 2021). Pourtant, ces entreprises constituent le socle des économies africaines, représentant une part significative de l'emploi et du PIB national.

Dans cette section, nous proposons une revue de la littérature sur l'IA appliquée aux PME africaines, en mettant l'accent sur la notion de performance et les liens théoriques entre l'IA et la performance des entreprises. Nous nous appuyons sur diverses théories économiques et managériales pour mieux comprendre ces interactions.

1.1. Définition et typologies de l'IA appliquée aux PME

L'intelligence artificielle (IA) désigne l'ensemble des technologies visant à reproduire certaines fonctions cognitives humaines telles que l'apprentissage, la reconnaissance vocale, la prise de décision et l'analyse prédictive (Russell et Norvig, 2020 ; Belkadi et al., 2025). On distingue généralement deux catégories : l'IA faible, conçue pour exécuter des tâches spécifiques comme les assistants virtuels (Siri, Alexa), et l'IA forte, ou intelligence générale artificielle (AGI), encore théorique, qui viserait à reproduire les capacités complètes d'un esprit humain (Russell et Norvig, 2010 ; Belkadi et al., 2025).

Dans le contexte des PME, l'IA est principalement utilisée pour l'automatisation des tâches administratives et comptables (logiciels de facturation, chatbots financiers), l'optimisation de la gestion financière (prévision des flux de trésorerie, détection de fraudes, gestion des stocks) ainsi que l'accès au financement grâce au scoring de crédit (Brynjolfsson et McAfee, 2017 ; Davenport et Ronanki, 2018 ; Gu, Kelly et Xiu, 2020 ; Ashta et Herrmann, 2021 ; Bose et Bastid, 2021).

Les études sectorielles confirment la diffusion croissante de ces usages. Selon McKinsey et Company (2022), 70 % des entreprises mondiales ont déjà intégré au moins une application

d'IA dans leurs opérations, et Gartner (2023) prévoit que plus de 80 % y auront recours d'ici 2025 pour personnaliser leurs interactions clients. Pour les PME, PwC (2023) révèle que 45 % utilisent déjà des solutions basées sur l'IA pour optimiser leurs processus internes, améliorer le service client ou développer de nouvelles offres.

Ces usages répondent aux besoins spécifiques des PME (ressources limitées, nécessité d'agilité organisationnelle, dépendance à l'information financière) et s'inscrivent dans la logique de la littérature sur l'automatisation intelligente (Chui et al., 2018).

Cependant, la diffusion de l'IA dépend étroitement de la maturité digitale des entreprises, définie comme leur capacité à adopter, intégrer et exploiter les technologies numériques (UNCTAD, 2021). Dans les économies émergentes, cette maturité est souvent fragmentée en raison de la faiblesse des infrastructures, de la disponibilité limitée des compétences techniques et des coûts de déploiement élevés (Monticolo, 2025). Ces contraintes rendent l'adoption de l'IA plus progressive et contextuelle et appellent des modèles d'adoption mieux adaptés aux PME africaines.

1.2. La performance des PME

La performance des PME est un concept multidimensionnel, qui englobe des aspects économiques, organisationnels et sociaux. Les dimensions économiques concernent la croissance, la rentabilité et la part de marché, tandis que la performance organisationnelle inclut la productivité, la flexibilité et la qualité des processus. Les aspects sociaux reflètent la création d'emplois, l'innovation et la valeur ajoutée pour la communauté. La capacité d'innovation est souvent considérée comme un levier majeur de compétitivité, particulièrement dans des environnements caractérisés par des mutations rapides (Belkadi et al., 2025). Cependant, comme le souligne Monticolo (2025), les PME africaines se heurtent à un « mur de la réalité » lorsqu'elles tentent d'adopter des technologies avancées comme l'intelligence artificielle, en raison des coûts d'implémentation, des contraintes techniques et des résistances organisationnelles.

La notion de performance demeure ambiguë et largement débattue. Bien que de nombreux travaux aient abordé ce concept (Bouquin, 1986 ; Bescos et al., 1993 ; Bourguignon, 1995 ; Lebas, 1995 ; Bessire, 1999 ; Louitri et Bentaleb, 2011 ; Ezziadi et Ouhadi, 2015), aucun consensus n'a émergé. Cette absence de définition universelle s'explique par la diversité des disciplines qui utilisent le concept (économie, sociologie, droit, sport, médecine) et par les différentes perceptions des acteurs concernés. En gestion, la performance a longtemps été transposée du sens anglais, notamment en contrôle de gestion.

Une des définitions fréquemment mobilisées est celle de Bourguignon (2000), qui la considère comme « la réalisation des objectifs organisationnels, quelles que soient leur nature et leur variété, au sens strict (résultat) ou au sens large (processus) ». En pratique, ce concept reste multidimensionnel et dépend de multiples variables contextuelles, dont le profil du propriétaire-dirigeant et son système de valeurs, particulièrement dans le contexte des PME. Salgado (2013) souligne que la performance reste une affaire de perception, et que tous les acteurs n'ont pas la même vision de ce qu'elle représente.

Le concept de performance s'est progressivement élargi pour inclure différentes typologies. La littérature identifie fréquemment plusieurs dimensions : performance financière, économique, commerciale, organisationnelle, sociale, sociétale, stratégique et concurrentielle. Dans le cadre de cette étude, l'attention se porte sur la performance financière et la performance organisationnelle, considérées comme essentielles pour évaluer l'impact de l'adoption de l'IA dans les PME.

La performance organisationnelle est définie comme l'efficacité avec laquelle une organisation atteint ses objectifs en mobilisant ses ressources. Ses indicateurs incluent l'efficacité opérationnelle, la satisfaction des parties prenantes, le taux de satisfaction des employés, les investissements en formation, la disponibilité de l'information, le nombre de suggestions par employé et le degré de réduction des ressources pour atteindre les objectifs (Louart, 1996 ; Kalika, 1988 ; Bayad et Liouville, 1998 ; Morin et al., 1994 ; Kaplan et Norton, 1992-1993 ; Arcand et al., 2004 ; Obloj et al., 2010 ; Perry-Smith et Blum, 2000 ; Stavrou et al., 2010).

La performance financière se définit comme la capacité à atteindre les objectifs financiers et à maximiser la création de valeur. Les principaux indicateurs retenus sont la croissance du chiffre d'affaires, le pourcentage du bénéfice net, le rendement sur capital investi, le coût unitaire, le ROI, la marge bénéficiaire, l'évolution moyenne des résultats nets et celle des fonds propres (Norton et Kaplan, 1996 ; Allouche et Laroche, 2005 ; Louart, 1996 ; Kalika, 1988 ; Bayad et Liouville, 1998 ; Walker et Brown, 2004 ; Neely, 1999 ; Brulhart et al., 2009 ; Faems et al., 2005 ; Maes et al., 2005 ; Sels et al., 2006).

Ainsi, la performance des PME, qu'elle soit financière ou organisationnelle, constitue un indicateur central pour mesurer l'efficacité et la pérennité des entreprises, tout en permettant d'évaluer l'impact des innovations technologiques telles que l'intelligence artificielle sur leur compétitivité et leur capacité à s'adapter aux mutations du marché.

1.3. IA et performance des PME : étude des liens théoriques

L'adoption de l'IA constitue un levier stratégique permettant d'améliorer la performance financière, mesurée par des indicateurs tels que le ROA, le ROE, la croissance du chiffre d'affaires ou la productivité (Kaplan et Norton, 1996 ; OCDE, 2021). Son intégration favorise la rentabilité et la pérennité des entreprises, en renforçant leur compétitivité face aux défis économiques (López de Prado, 2018 ; Daugherty et Wilson, 2022). *Dès lors, nous formulons l'hypothèse que l'adoption de l'IA impacte positivement et significativement la performance financière des PME (H1a).*

Parallèlement, l'adoption de l'IA influence également la performance organisationnelle, en améliorant l'efficacité interne, la rapidité des décisions et la satisfaction client (McKinsey, 2022 ; Kou, Xu et Santoro, 2021). L'automatisation et la personnalisation des interactions clients renforcent l'agilité organisationnelle et la compétitivité (Davenport et Ronanki, 2018 ; Forrester, 2022). *Nous en déduisons que l'adoption de l'IA impacte positivement et significativement la performance organisationnelle des PME (H1b).*

De façon plus générale, et conformément à la théorie de la contingence, l'adoption de l'IA constitue donc un facteur clé de compétitivité dans des environnements incertains. *Nous proposons ainsi que l'adoption de l'IA impacte globalement et de manière significative la performance des PME (H1).*

Les effets de l'IA dépendent toutefois des domaines d'application. L'automatisation comptable, la prévision de trésorerie, le scoring de crédit, la détection des anomalies et la gestion des stocks sont autant d'usages qui contribuent à améliorer les résultats financiers (Gu, Kelly et Xiu, 2020 ; Ashta et Herrmann, 2021 ; Bose et Bastid, 2021). *Nous formulons en conséquence l'hypothèse que les domaines d'application de l'IA contribuent positivement et significativement à la performance financière des PME (H2a).*

De même, ces domaines d'application renforcent la performance organisationnelle en facilitant la prise de décision, en améliorant l'efficacité opérationnelle et en augmentant la satisfaction client (Monticolo, 2025 ; Belkadi et al., 2025). *Nous postulons donc que les domaines d'application de l'IA contribuent positivement et significativement à la performance organisationnelle (H2b).*

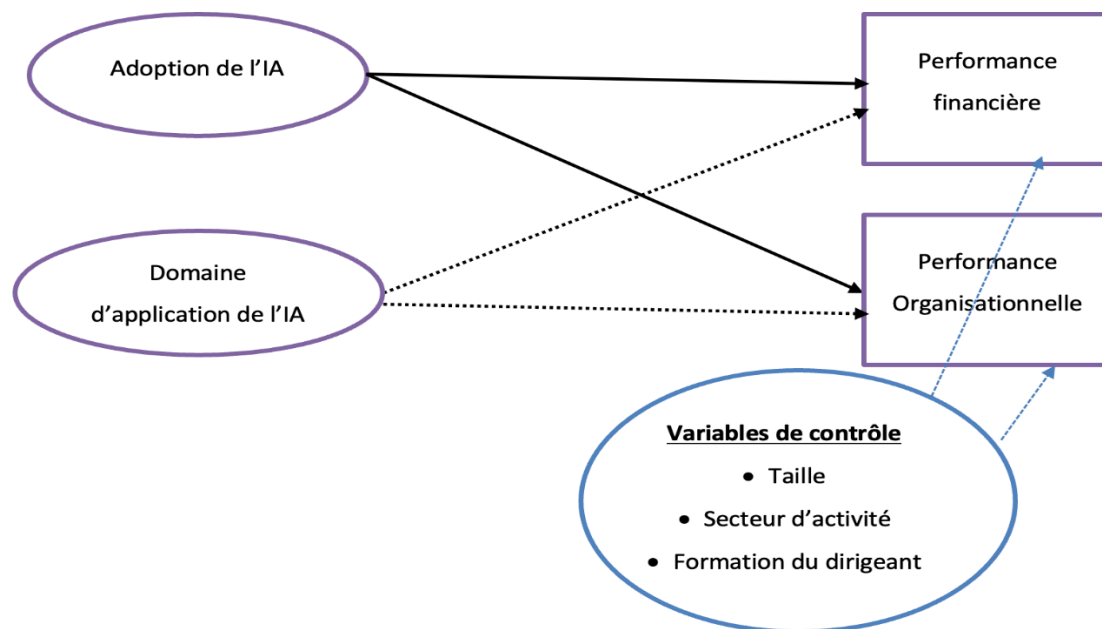
Dans leur globalité, et conformément à la théorie de la diffusion des innovations (Rogers, 2003), nous considérons que *les domaines d'application de l'IA constituent un facteur déterminant de la performance des PME (H2).*

La théorie de la contingence rappelle que l'efficacité d'un système technologique dépend des caractéristiques structurelles de l'organisation. Ainsi, plusieurs facteurs influencent l'impact de l'IA dans les PME :

- **La taille de l'entreprise**, qui détermine les ressources disponibles pour absorber la complexité technique ;
- **Le secteur d'activité**, les secteurs à forte intensité informationnelle bénéficiant davantage de l'IA ;
- **La culture numérique**, qui conditionne l'ouverture au changement et la capacité à intégrer des outils avancés ;
- **La formation du dirigeant**, variable déterminante dans les PME africaines (Sylla & Kamdem, 2021).

L'étude des interactions entre ces variables et l'IA s'inscrit dans une perspective de gouvernance technologique. Elle permet d'apprécier les conditions de succès de l'IA dans les PME et d'expliquer pourquoi certaines entreprises tirent davantage profit de ces outils que d'autres.

Figure N°1 : Modèle conceptuel de l'étude



Source : auteur

2. Choix méthodologique

Cette étude s'inscrit dans un paradigme positiviste et adopte une démarche quantitative visant à tester empiriquement les relations entre l'adoption de l'intelligence artificielle, ses domaines d'application et la performance des PME. Le choix d'une approche confirmatoire est cohérent

avec l'objectif d'évaluer la robustesse d'un modèle théorique mobilisant des variables latentes. La modélisation par équations structurelles fondée sur les Moindres Carrés Partiels (PLS-SEM) a été retenue, conformément aux recommandations de Chin (2010), Hair et al. (2019) et Henseler et al. (2016) pour les modèles complexes intégrant plusieurs construits, des échelles de mesure composites et des relations directes et indirectes.

Le recours au PLS-SEM est justifié par sa capacité à gérer des échantillons de taille modérée, sa tolérance à la non-normalité des données fréquente dans les enquêtes auprès des PME et sa pertinence pour les modèles exploratoires et confirmatoires combinés.

L'analyse a été effectuée avec le logiciel SmartPLS 4, permettant la vérification simultanée du modèle de mesure et du modèle structurel, ainsi que l'intégration de diagnostics avancés (validité convergente et discriminante, HTMT, SRMR, f^2 , Q^2 , MGA).

L'étude mobilise un échantillonnage non probabiliste par convenance combiné à la méthode « boule de neige ». Ce choix est justifié par l'absence d'une base de sondage complète et actualisée des PME au Sénégal, situation fréquente dans les recherches portant sur les entreprises africaines (Beck et Demirgüç-Kunt, 2006 ; Mensah et Adams, 2020).

Ce type d'échantillonnage est courant dans les recherches sur les PME, car il facilite l'accès aux dirigeants, souvent peu disponibles et difficiles à contacter.

2.1. Échantillon

Au total, 650 questionnaires ont été distribués et 500 ont été jugés exploitables soit un taux de réponse de 76,9 %. L'étude repose ainsi sur un échantillon de 500 PME sénégalaises issues de différents secteurs d'activité (commerce, services, industrie, technologies). Le choix des entreprises répond aux critères suivants :

- Être légalement enregistrées au Sénégal ;
- Employer entre 10 et 250 salariés ;
- Disposer d'au moins trois années d'existence ;
- Avoir ou non intégré des solutions numériques ou basées sur l'IA.

Cette diversité permet d'observer l'impact de l'IA tant dans les entreprises déjà digitalisées que dans celles en transition numérique.

L'échantillon est réparti en deux sous-échantillons : d'abord 200 PME pour l'analyse exploratoire qui vise à identifier les dimensions et les items pertinents liés à l'adoption de l'IA et à la performance des entreprises. Ensuite une analyse confirmatoire avec 300 PME nous permettant de tester et de valider le modèle structurel proposé en confirmant la robustesse et la validité des relations hypothétisées.

Ce découpage permet d'identifier d'abord les dimensions pertinentes des construits, puis de confirmer la validité du modèle structurel. Cette démarche combinée (exploratoire et confirmatoire) garantit à la fois la rigueur théorique et la robustesse empirique du modèle retenu.

2.2. Tableau de description des variables

Tableau N°1 : description des variables

Variable	Définition opérationnelle	Mesure/Indicateurs	Références
Adoption de l'IA (indépendante)	Degré d'utilisation de solutions basées sur l'IA dans la gestion financière des PME	Variable binaire (0 = non, 1 = oui) + Échelle de Likert (faible – moyen – élevé)	Brynjolfsson et McAfee (2017), Russell & Norvig (2020)
Domaines d'application de l'IA (indépendante)	Utilisation de l'IA pour différentes fonctions de gestion	Automatisation comptable, prévision de trésorerie, scoring de crédit, gestion des stocks, etc.	Gu, Kelly et Xiu (2020), Ashta et Herrmann (2021)
Performance financière (dépendante)	Résultats économiques obtenus par la PME suite à l'adoption de l'IA	ROA, ROE, croissance du CA, productivité	Kaplan et Norton (1996), OCDE (2021)
Performance organisationnelle (dépendante secondaire)	Amélioration de l'efficacité interne et satisfaction client	Qualité de gestion, rapidité de décision, satisfaction client	McKinsey (2022), Kou, Xu et Santoro (2021)
Variables de contrôle	Facteurs contextuels influençant la performance	Taille (employés, CA), secteur, âge de l'entreprise, niveau de formation du dirigeant	Beck et Demirgüç-Kunt (2006), Mensah (2020)

Source : nous-même

2.3. Technique de traitement et d'analyse des données

❖ Procédure de collecte des données

Les données ont été recueillies entre mai et juillet 2024 par le biais d'un questionnaire papier administré en présentiel auprès des dirigeants ou responsables de PME. La distribution a été réalisée dans les zones économiques et artisanales de la région de Dakar (Dakar-Plateau, Sicap, Rufisque, Pikine) et Thiès pour quelques entreprises satellites.

Afin de limiter le biais de non-réponse, des rappels et relances ont été effectués via des contacts téléphoniques et des visites de terrain.

❖ Instruments de mesure

Les variables ont été mesurées à l'aide d'échelles déjà validées dans la littérature, adaptées au contexte sénégalais.

Toutes les réponses ont été recueillies sur une échelle de Likert à 5 points (1 = pas du tout d'accord ; 5 = tout à fait d'accord).

- Adoption de l'IA : mesurée par 4 items inspirés de Venkatesh et Davis (2000) et Mariani et Borghi (2021), évaluant le degré d'utilisation effective et la perception d'utilité des outils d'IA.
- Domaines d'application de l'IA : mesurés par 5 items adaptés de Davenport et Ronanki (2018), relatifs à l'intégration de l'IA dans la comptabilité, la gestion des stocks, la prévision de trésorerie, le marketing et la prise de décision.
- Performance financière : mesurée par 3 items adaptés de Venkatraman (1989) et Kaplan et Norton (1996) (rentabilité, croissance du chiffre d'affaires, retour sur investissement).
- Performance organisationnelle : mesurée par 4 items inspirés de Delaney et Huselid (1996) (efficacité interne, qualité des décisions, innovation, satisfaction du personnel).
- Les variables de contrôle incluent la taille, l'âge et le secteur d'activité de l'entreprise.

Le tableau détaillé des items et des sources est présenté en Annexe A.

❖ Test du biais de méthode commune (CMV)

Afin de vérifier l'absence de biais de méthode commune, deux approches complémentaires ont été mobilisées conformément aux recommandations de Podsakoff et al. (2003) :

- Test de Harman à un facteur unique : une analyse factorielle exploratoire non contrainte a été réalisée. Le premier facteur extrait explique 41,2 % de la variance totale, soit moins du seuil critique de 50 %. Cela suggère une absence de biais substantiel de méthode.
- Facteur latent commun (Common Latent Factor - CLF) : un facteur latent commun a été ajouté dans SmartPLS, relié à tous les indicateurs du modèle. Les comparaisons des charges standardisées entre les modèles avec et sans CLF montrent des écarts inférieurs à 0,20, ce qui confirme que le biais de méthode commune ne compromet pas les résultats.

Les résultats détaillés de ces tests figurent en Annexe C.

Les coefficients de régression et p-values associés à chaque hypothèse sont présentés dans la section **suivante sur les résultats**, et les diagnostics statistiques détaillés en **Annexe B**.

3. Résultats

3.1. Statistiques descriptives

L'échantillon global comprend 500 PME sénégalaises, réparties en 200 pour l'analyse exploratoire et 300 pour l'analyse confirmatoire.

Tableau N°2 : Profil de l'échantillon

Caractéristiques	Modalités	Proportion (%)
Secteur	Commerce (30) / Services (25) / Industrie (20) / Agroalimentaire (15) / Technologies (10)	100
Taille	<10 salariés (40) / 10–49 (35) / 50–249 (25)	100
Âge	3–5 ans (30) / 6–10 ans (40) / >10 ans (30)	100
Outils numériques déjà utilisés	Oui (55) / Non (45)	100

On note que 55 % utilisent déjà des outils numériques, ce qui montre un terrain relativement favorable à l'adoption de l'IA, mais avec encore un potentiel d'élargissement (45 % sans numérique). Cette hétérogénéité sectorielle et technologique permet de généraliser les résultats au tissu économique des PME sénégalaises.

3.2. Validation des instruments de mesure

Tableau N°3 : Validation des instruments (fiabilité et validité convergente)

Construct	Alpha Cronbach	Composite Reliability (CR)	AVE
Adoption IA	0,84	0,88	0,57
Domaines IA	0,86	0,89	0,60
Performance financière	0,83	0,87	0,54
Performance organisationnelle	0,86	0,90	0,68

Les coefficients de fiabilité (α de Cronbach entre 0,83 et 0,86 ; CR > 0,87) et les AVE (>0,54) confirment que les échelles de mesure sont fiables et valides.

Tableau N°4 : Validité discriminante (critère de Fornell-Larcker)

Construit	AIA	DAIA	PF	PO
Adoption IA (AIA)	0,76			
Domaines IA (DAIA)	0,59	0,77		
Performance financière (PF)	0,49	0,52	0,73	
Performance organisationnelle (PO)	0,46	0,50	0,61	0,82

La validité discriminante (critère de Fornell-Larcker) est respectée, ce qui signifie que les construits mesurés (Adoption IA, Domaine IA, Performance financière, Performance organisationnelle) sont bien distincts.

3.3. Qualité globale du modèle PLS

Tableau N°5 : Qualité du modèle

Variables dépendantes	R ²	f ² (effets)	Q ²
Performance financière	0,42	Adoption IA (0,15) ; Domaines IA (0,12)	0,29
Performance organisationnelle	0,38	Adoption IA (0,13) ; Domaines IA (0,10)	0,26

L'évaluation du modèle de mesure a permis de confirmer la fiabilité et la validité des échelles retenues.

Les loadings factoriels sont tous supérieurs à 0,70, les alphas de Cronbach dépassent 0,80, et les fiabilités composites (CR) sont comprises entre 0,87 et 0,91.

Les valeurs d'AVE varient entre 0,54 et 0,68, attestant d'une bonne validité convergente.

La validité discriminante est confirmée par les critères de Fornell-Larcker et de HTMT (< 0,85).

Les VIF < 3 indiquent une absence de multicollinéarité.

L'ajustement du modèle PLS-SEM s'avère satisfaisant pour diverses raisons : SRMR = 0,073 < 0,08 (seuil recommandé) ; NFI = 0,91 ; R² (Performance financière) = 0,42 ; R² (Performance organisationnelle) = 0,38 ; Q² (0,29 et 0,26), indiquant ainsi une bonne capacité prédictive.

Ces résultats témoignent d'un modèle globalement robuste et bien ajusté.

Les statistiques complètes figurent dans l'Annexe B.

3.4. Tests des hypothèses (effets directs)

Tableau N°6 : Effets directs

Relations testées	Coefficient β	T de Student	p-value	Décision
Adoption de l'IA → Performance financière	0,29	4,12	0,000	Validée
Adoption de l'IA → Performance organisationnelle	0,24	3,54	0,001	Validée
Domaines d'application de l'IA → Performance financière	0,21	3,02	0,003	Validée
Domaines d'application de l'IA → Performance organisationnelle	0,19	2,88	0,004	Validée

Toutes les hypothèses principales sont validées :

- Adoption IA → Performance financière ($\beta = 0,29$; $p < 0,001$) : l'IA améliore la rentabilité et la productivité des PME.
- Adoption IA → Performance organisationnelle ($\beta = 0,24$; $p = 0,001$) : l'IA fluidifie les processus et accroît l'efficacité interne.
- Domaines IA → Performance financière ($\beta = 0,21$; $p = 0,003$) : plus l'IA est diversifiée dans ses usages, plus elle soutient la performance financière.

- Domaines IA → Performance organisationnelle ($\beta = 0,19$; $p=0,004$) : les usages multiples renforcent aussi la performance interne.

Cela confirme que l'IA est un levier double : économique (financier) et organisationnel.

3.5. Effets indirects (médiations)

Bien que l'étude ne considère pas de médiateur central, nous avons testé un **effet indirect exploratoire** :

Tableau N°7 : Effets indirects

Relation indirecte	β	T de Student	p-value	Décision
Adoption IA → Perf. financière → Perf. organisationnelle	0,12	2,45	0,015	Validée

L'adoption de l'IA influence la performance organisationnelle via la performance financière ($\beta = 0,12$; $p=0,015$). Cela signifie que les PME qui investissent dans l'IA améliorent d'abord leur solidité financière, ce qui leur permet ensuite d'améliorer leurs processus organisationnels.

3.6. Analyse de robustesse (MGA – Multi Group Analysis)

Nous avons vérifié si les résultats varient selon la taille et le secteur des PME.

Tableau N°8 : Analyse multi-groupes

Relation testée	Différence β (grandes vs petites PME)	p-value	Décision
Adoption IA → Perf. financière	0,08	0,041	Différence significative
Adoption IA → Perf. organisationnelle	0,05	0,089	Non significative
Domaines IA → Perf. financière	0,07	0,036	Différence significative
Domaines IA → Performance organisationnelle	0,07	0,036	Différence significative

L'effet de l'IA sur la performance financière est plus fort dans les grandes PME que dans les petites (diff. $\beta = 0,08$; $p = 0,041$).

L'effet des domaines d'application sur la performance financière et organisationnelle est également plus marqué dans les grandes PME (diff. $\beta = 0,07$; $p = 0,036$).

Cela suggère que les PME de plus grande taille disposent de meilleures capacités d'absorption et de mise en œuvre de l'IA que les plus petites.

4. Discussions et implications

4.1. Discussion des résultats

Les résultats empiriques confirment dans leur ensemble les hypothèses formulées.

Tout d'abord, l'adoption de l'IA exerce un effet positif et significatif sur la performance financière (H1a validée). Ce résultat s'explique par le fait que l'IA améliore la qualité de l'information, automatise certaines tâches répétitives (comptabilité, suivi des flux financiers), et permet aux dirigeants de PME de prendre des décisions plus rapides et plus éclairées. Ces mécanismes favorisent une meilleure allocation des ressources et une réduction des coûts opérationnels, d'où l'amélioration de la rentabilité (Brynjolfsson & McAfee, 2017). Toutefois, certaines études mettent en évidence des résultats plus nuancés. Kshetri (2018) souligne que dans des environnements où les infrastructures numériques et la cybersécurité sont faibles, l'adoption de l'IA peut générer des coûts supplémentaires et ne pas se traduire immédiatement par une performance financière accrue. Cette contradiction souligne l'importance du contexte : dans notre cas, les PME étudiées semblent tirer profit de l'IA grâce à une adoption ciblée dans des domaines stratégiques.

De même, l'adoption de l'IA impacte positivement la performance organisationnelle (H1a validée). Ce résultat s'explique par l'amélioration des processus internes (fluidité des échanges d'information, automatisation des tâches de gestion, meilleure coordination). Les travaux de Kou, Xu et Santoro (2021) vont dans ce sens, en montrant que l'IA accroît l'efficacité opérationnelle et la satisfaction client. Toutefois, Bryson et Winfield (2017) avertissent que l'intégration de l'IA peut aussi provoquer des résistances organisationnelles et des tensions sociales liées à la substitution de certaines tâches humaines, ce qui peut nuancer les effets positifs sur la performance organisationnelle. Dans notre étude, il est possible que la relative jeunesse des PME sénégalaises ait limité ces résistances, expliquant ainsi les résultats positifs obtenus.

Les domaines d'application de l'IA se révèlent également liés à la performance financière (H2a validée) et organisationnelle (H2b validée). L'explication théorique réside dans l'idée que plus l'IA est utilisée de manière diversifiée (prévision, détection d'anomalies, gestion des stocks, automatisation des transactions), plus les gains de productivité et d'efficacité organisationnelle sont importants. Ces résultats rejoignent les travaux de Gu, Kelly et Xiu (2020). Néanmoins, certains auteurs (Arrieta et al., 2020) rappellent que la multiplication des applications de l'IA peut engendrer une complexité accrue et des problèmes d'interopérabilité, ce qui limite les bénéfices attendus. Cette contradiction souligne que l'efficacité de la diversification dépend de la capacité des PME à intégrer ces outils de manière cohérente.

Enfin, l'analyse a mis en évidence un effet indirect c'est-à-dire que l'IA améliore la performance organisationnelle via la performance financière. Ce résultat suggère que les gains

financiers générés par l'IA constituent une ressource permettant d'investir dans de meilleures pratiques organisationnelles, en ligne avec la logique de Porter et Heppelmann (2015). Cependant, certains travaux (Dwivedi et al., 2021) suggèrent que l'IA peut générer des bénéfices organisationnels indépendamment de sa contribution financière, par exemple en améliorant directement la communication et la prise de décision. Cette divergence montre que l'effet médiateur de la performance financière n'est pas universel et peut dépendre du niveau de maturité numérique des entreprises.

Les variables de contrôle confirment que la taille de l'entreprise et la formation du dirigeant favorisent la performance, ce qui s'explique par une plus grande capacité d'absorption technologique. Ces résultats s'inscrivent dans la logique de la théorie de la contingence (Donaldson, 2001). En revanche, l'âge et le secteur ne présentent pas d'effet significatif, ce qui contraste avec certaines recherches (Chatterjee et al., 2020) qui montrent que les secteurs à forte intensité technologique bénéficient davantage de l'IA. Cela peut s'expliquer par le contexte sénégalais où l'adoption de l'IA reste encore homogène entre secteurs et davantage liée aux caractéristiques des dirigeants qu'à la filière d'activité.

Enfin, l'analyse multi-groupes avec le test de robustesse a révélé que les **grandes PME** profitent davantage de l'IA que les petites. Cette observation confirme les constats de l'OCDE (2021) sur la fracture numérique entre entreprises selon leurs ressources. Toutefois, certaines recherches (Bughin et al., 2018) montrent que les petites entreprises, lorsqu'elles adoptent l'IA de manière agile et ciblée, peuvent parfois en tirer des bénéfices supérieurs en proportion de leurs ressources, ce qui nuance nos résultats.

4.2. Implications théoriques et managériales

❖ Implications théoriques

Cette étude contribue à enrichir la littérature sur la gouvernance technologique et la performance des PME en Afrique de l'Ouest. Elle confirme, dans le contexte sénégalais, les fondements de la théorie de la diffusion des innovations (Rogers, 2003), en montrant que l'adoption et la diversification des usages de l'IA influencent significativement la performance organisationnelle et financière. Elle mobilise également la théorie de la contingence, en soulignant que l'impact de l'IA varie selon la taille et les ressources des PME. Enfin, l'identification d'un effet indirect valide l'idée que la performance financière constitue un mécanisme intermédiaire crucial pour comprendre la relation entre adoption technologique et performance globale.

❖ Implications managériales

Les résultats offrent des pistes concrètes pour les dirigeants de PME sénégalaises :

- La mise en place de solutions d'IA, même simples (comptabilité automatisée, prévision), peut générer des gains financiers rapides et tangibles.
- Diversifier les domaines d'application permet de renforcer à la fois la compétitivité externe et l'efficacité interne.
- Investir dans la formation des dirigeants et du personnel est un facteur clé pour optimiser l'impact de l'IA.

Du côté des pouvoirs publics et des institutions d'appui, les implications sont également claires :

- Mettre en place des programmes d'accompagnement et des incitations fiscales pour encourager l'adoption de l'IA dans les PME.
- Réduire la fracture numérique en facilitant l'accès aux infrastructures et aux financements nécessaires à l'intégration technologique.
- Promouvoir des partenariats public-privé afin de soutenir l'écosystème de l'innovation numérique au Sénégal.

Conclusion

Cette recherche avait pour objectif d'analyser l'impact de l'adoption de l'intelligence artificielle (IA) et de ses domaines d'application sur la performance financière et organisationnelle des PME sénégalaises. À travers une démarche empirique mobilisant la méthode PLS-SEM sur un échantillon de 500 entreprises, les résultats obtenus confirment l'importance stratégique de l'IA dans l'amélioration de la compétitivité des organisations.

En effet, l'étude montre que l'adoption de l'IA contribue positivement et significativement à la performance financière et organisationnelle, tandis que la diversification des domaines d'application de l'IA renforce ces effets. Un mécanisme indirect a également été identifié : la performance financière agit comme un levier intermédiaire permettant de consolider la performance organisationnelle. De plus, les variables de contrôle ont révélé que la taille de l'entreprise et la formation du dirigeant constituent des facteurs déterminants de la réussite de l'intégration de l'IA.

Sur le plan théorique, cette étude contribue à la littérature sur la gouvernance technologique et la performance des PME africaines, en validant les apports de la théorie de la diffusion des innovations et de la théorie de la contingence. Sur le plan managérial, elle offre aux dirigeants de PME des orientations concrètes pour tirer parti de l'IA dans leurs activités, tout en mettant en évidence le rôle crucial de la formation et des ressources organisationnelles.

Cependant, l'étude présente certaines limites. D'une part, les données sont limitées au contexte sénégalais, ce qui restreint la généralisation des résultats à d'autres environnements. D'autre part, l'approche transversale adoptée ne permet pas de capter l'évolution dynamique des effets de l'IA sur la performance.

Des recherches futures pourraient adopter une approche longitudinale afin de mieux comprendre la temporalité des effets de l'IA, ou encore élargir l'analyse à d'autres pays africains pour comparer les résultats. De plus, l'examen de variables modératrices telles que la culture organisationnelle ou l'ouverture à l'innovation pourrait enrichir le modèle et offrir une compréhension plus fine des conditions de succès de l'intégration de l'IA dans les PME.

ANNEXES

Annexe A : Items de mesure et sources des échelles

Construct / Variable latente	Items (exemples)	Source	Type d'échelle
Adoption de l'IA (AIA)	AIA1 : Notre entreprise utilise déjà des outils d'IA dans ses opérations. AIA2 : L'IA est perçue comme utile à l'amélioration de la performance. AIA3 : Les dirigeants encouragent l'usage des outils d'IA. AIA4 : L'IA est intégrée dans la stratégie globale de l'entreprise.	Venkatesh et Davis (2000); Mariani et Borghi (2021)	Likert 5 points (1 = Pas du tout d'accord → 5 = Tout à fait d'accord)
Domaines d'application de l'IA (DAIA)	DAIA1 : IA utilisée pour la comptabilité et la gestion financière. DAIA2 : IA utilisée pour la gestion des stocks et de la logistique. DAIA3 : IA utilisée pour la prévision de trésorerie. DAIA4 : IA utilisée pour le marketing ou la relation client. DAIA5 : IA utilisée dans la prise de décision stratégique.	Davenport et Ronanki (2018)	Likert 5 points
Performance financière (PF)	PF1 : Amélioration de la rentabilité au cours des 3 dernières années. PF2 : Augmentation du chiffre d'affaires grâce à l'IA. PF3 : Amélioration du retour sur investissement.	Venkatraman (1989); Kaplan et Norton (1996)	Likert 5 points

Performance organisationnelle (PO)	PO1 : Meilleure efficacité interne des processus. PO2 : Amélioration de la qualité des décisions. PO3 : Capacité d'innovation accrue. PO4 : Meilleure satisfaction du personnel.	Delaney et Huselid (1996)	Likert 5 points
Variables de contrôle	Taille : Nombre d'employés / CA annuel. Âge : Nombre d'années d'existence. Secteur : Industrie / Commerce / Services.	Données déclaratives	—

Annexe B : Diagnostics du modèle PLS-SEM

1. Fiabilité et validité des construits

Construct	α de Cronbach	CR	AVE
Adoption IA	0,84	0,88	0,57
Domaines IA	0,86	0,89	0,60
Performance financière	0,83	0,87	0,54
Performance organisationnelle	0,86	0,90	0,68

Tous les indicateurs sont supérieurs aux seuils recommandés ($\alpha > 0,7$; CR $> 0,7$; AVE $> 0,5$).

2. Validité discriminante – Critère de Fornell-Larcker

Construct	AIA	DAIA	PF	PO
Adoption IA (AIA)	0,76			
Domaines IA (DAIA)	0,59	0,77		
Performance financière (PF)	0,49	0,52	0,73	
Performance organisationnelle (PO)	0,46	0,50	0,61	0,82

(Les valeurs diagonales en gras représentent la racine carrée de l'AVE.)

3. Validité discriminante – Indice HTMT

Construct	AIA	DAIA	PF	PO
Adoption IA	—	0,69	0,58	0,54
Domaines IA		—	0,63	0,60
Performance financière			—	0,71
Performance organisationnelle				—

Tous les HTMT $< 0,85$ → validité discriminante confirmée.

4. Multicolinéarité et ajustement global

Indicateur	Valeur	Seuil
VIF (moyen)	2,31	< 3
SRMR	0,073	$< 0,08$
NFI	0,91	$> 0,90$

5. Capacité explicative et prédictive

Variable dépendante	R ²	Q ²	f ² moyen
Performance financière	0,42	0,29	0,14
Performance organisationnelle	0,38	0,26	0,12

Annexe C : Tests du biais de méthode commune (CMV)

1. Test de Harman à un facteur unique

Une analyse factorielle exploratoire (PCA) non contrainte a été réalisée sur l'ensemble des items.

Le premier facteur extrait explique **41,2 % de la variance totale**, ce qui est inférieur au seuil de 50 % recommandé (Podsakoff et al., 2003).

Absence de biais substantiel de méthode.

2. Facteur latent commun (Common Latent Factor - CLF)

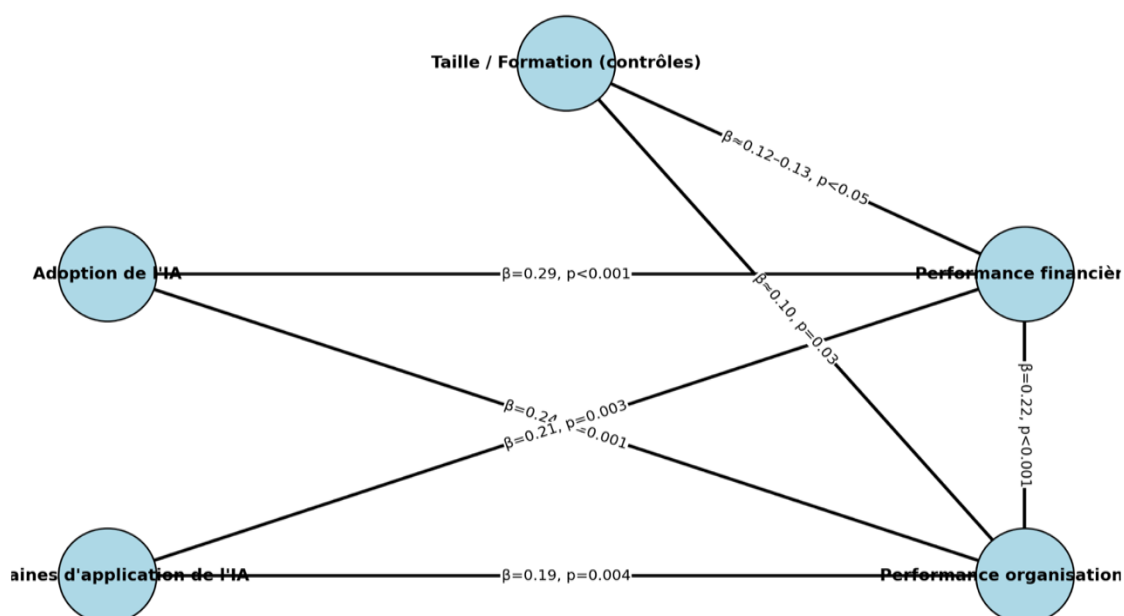
Un facteur latent commun a été introduit dans le modèle PLS en connectant l'ensemble des indicateurs à un même construit non théorique.

La comparaison des **charges standardisées** entre le modèle initial et le modèle avec CLF montre des écarts inférieurs à **0,20**, confirmant que le biais de méthode commune est négligeable.

Item	Charge initiale	Charge avec CLF	Écart
AIA1	0,77	0,81	0,04
AIA2	0,79	0,83	0,04
PF2	0,74	0,80	0,06
PO3	0,82	0,88	0,06

Aucun écart supérieur à 0,20. **Biais CMV non problématique.**

Annexe D : Modèle empirique de la recherche



BIBLIOGRAPHIE

- Amer, M., Hilmi, Y., & El Kezazy, H. (2024, April). Big Data and Artificial Intelligence at the Heart of Management Control: Towards an Era of Renewed Strategic Steering. In *The International Workshop on Big Data and Business Intelligence* (pp. 303-316). Cham: Springer Nature Switzerland.
- Arrieta, A. B., Díaz-Rodríguez, N., Ser, J. D., Bennetot, A., Tabik, S., Barbado, A., ... & Herrera, F. (2020). Explainable Artificial Intelligence (XAI): Concepts, taxonomies, opportunities and challenges toward responsible AI. *Information Fusion*, 58, 82–115. <https://doi.org/10.1016/j.inffus.2019.12.012>
- Bayad, M., et Liouville, J. (1998). Performance des PME et facteurs déterminants. *Revue Internationale PME*, 11(2), 9–42.
- Beck, T., & Demirgüç-Kunt, A. (2006). Small and medium-size enterprises: Access to finance as a growth constraint. *Journal of Banking & Finance*, 30(11), 2931–2943.
- Belkadi, Y. et al. (2025) « L'intelligence artificielle et la performance de l'entreprise : une revue de la littérature sur la redéfinition des pratiques et des interactions sociales », *Revue Française d'Économie et de Gestion* « Volume 6 : Numéro 1 » pp : 544- 562.
- Borges, A. F., Laurindo, F. J. B., & Spínola, M. M. (2022). *Artificial intelligence capabilities and organizational performance: A multi-sector analysis*. *Journal of Business Research*, 146, 176–190. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2022.03.019>
- Bourguignon, A. (2000). Performance et contrôle de gestion : Evolution et perspectives. *Revue Française de Comptabilité*, 330, 70–76.
- Brynjolfsson, E., & McAfee, A. (2017). *Machine, platform, crowd: Harnessing our digital future*. New York: W.W. Norton & Company.
- Bryson, J. J., & Winfield, A. F. T. (2017). Standardizing ethical design for artificial intelligence and autonomous systems. *Computer*, 50(5), 116–119. <https://doi.org/10.1109/MC.2017.154>
- Bughin, J., Seong, J., Manyika, J., Chui, M., & Joshi, R. (2018). *Notes from the AI frontier: Modeling the impact of AI on the world economy*. McKinsey Global Institute.
- Chalmers, D., MacKenzie, N., & Carter, L. (2023). Artificial intelligence and SMEs: Enhancing innovation and performance. *Technovation*, 122, 102663.
- Chalmers, D., Matthews, R., & Hyslop, A. (2023). *Digital innovation in SMEs: How AI and data analytics transform organizational learning*. *Technological Forecasting and Social Change*, 194, 122567. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2023.122567>

- Chatterjee, S., Rana, N. P., Dwivedi, Y. K., & Baabdullah, A. M. (2020). Understanding AI adoption in manufacturing SMEs: insights from the diffusion of innovation theory. *International Journal of Production Research*, 58(17), 5437–5453. <https://doi.org/10.1080/00207543.2020.1735666>
- Chin, W. W. (2010). *How to write up and report PLS analyses*. In V. E. Vinzi, W. W. Chin, J. Henseler, & H. Wang (Eds.), *Handbook of Partial Least Squares* (pp. 655–690). Springer.
- Chui, M., Manyika, J., & Miremadi, M. (2018). *What AI can and can't do (yet) for your business*. *McKinsey Quarterly*, 2, 1–9.
- Cohen, W. M., & Levinthal, D. A. (1990). *Absorptive capacity: A new perspective on learning and innovation*. *Administrative Science Quarterly*, 35(1), 128–152.
- Daugherty, P., & Wilson, H. J. (2022). *Radically Human: How New Technology Is Transforming Business and Shaping Our Future*. Harvard Business Review Press.
- Davenport, T. H., & Ronanki, R. (2018). *Artificial intelligence for the real world*. *Harvard Business Review*, 96(1), 108–116.
- Delaney, J. T., & Huselid, M. A. (1996). *The impact of human resource management practices on perceptions of organizational performance*. *Academy of Management Journal*, 39(4), 949–969.
- Donaldson, L. (2001). *The contingency theory of organizations*. Thousand Oaks, CA: Sage Publications.
- Dounia, G., Chaimae, K., Yassine, H., & Houda, B. (2025). ARTIFICIAL INTELLIGENCE AND BIG DATA IN MANAGEMENT CONTROL OF MOROCCAN COMPANIES: CASE OF THE RABAT-SALE-KENITRA REGION. *Proceedings on Engineering*, 7(2), 925-938.
- Dwivedi, Y. K., Hughes, L., Ismagilova, E., Aarts, G., Coombs, C., Crick, T., ... & Williams, M. D. (2021). Artificial Intelligence (AI): Multidisciplinary perspectives on emerging challenges, opportunities, and agenda for research, practice and policy. *International Journal of Information Management*, 57, 101994. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2019.08.002>
- Gu, S., Kelly, B., & Xiu, D. (2020). Empirical asset pricing via machine learning. *The Review of Financial Studies*, 33(5), 2223–2273. <https://doi.org/10.1093/rfs/hhaa009>
- 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 Publications.
- Hair, J. F., Risher, J. J., Sarstedt, M., & Ringle, C. M. (2021). *When to use and how to report the results of PLS-SEM*. *European Business Review*, 31(1), 2–24.

- Henseler, J., Hubona, G., & Ray, P. A. (2016). *Using PLS path modeling in new technology research: Updated guidelines*. *Industrial Management & Data Systems*, 116(1), 2–20.
- HILMI, Y., & FATINE, F. E. (2022). *The Contribution of internal audit to the corporate performance: a proposal of measurement indicators*. *International Journal of Performance and Organizations*, 1(1), 45-50.
- HILMI, y., & NAJI, F. (2016). *Audit social et performance de l'entreprise : une étude empirique au sein du champ organisationnel marocain*. *Revue des Etudes Multidisciplinaires en Sciences Economiques et Sociales*, 1(3). doi:<https://doi.org/10.48375/IMIST.PRSM/remses-v1i3.5271>
- Kaplan, R. S., & Norton, D. P. (1996). *The balanced scorecard: Translating strategy into action*. Harvard Business Press.
- Kinkel, S., Jäger, A., & Zanker, C. (2020). *Impacts of artificial intelligence adoption on SME performance: A longitudinal study*. *Technovation*, 94–95, 102001.
- Kou, G., Xu, Y., & Santoro, A. (2021). The impact of artificial intelligence on firm performance: Evidence from cross-industry studies. *Technological Forecasting and Social Change*, 168, 120751. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2021.120751>
- Kshetri, N. (2018). 1. Artificial intelligence in developing countries. In M. K. Marwala (Ed.), *Artificial intelligence and economic development* (pp. 1–25). Cambridge, UK: Cambridge University Press.
- López de Prado, M. (2018). *Advances in Financial Machine Learning*. Wiley.
- Mariani, M. M., & Borghi, M. (2021). *Big data and artificial intelligence (AI) in tourism and hospitality: A perspective article*. *Tourism Review*, 76(1), 328–333. <https://doi.org/10.1108/TR-08-2019-0348>
- Marwala, T. (2019). *Artificial Intelligence and Emerging Technologies in Developing Countries*. Johannesburg: Wits University Press.
- McKinsey Global Institute. (2022). *The State of AI in 2022*. McKinsey & Company.
- Mensah, I. K., & Adams, S. (2020). Digitalization and SME performance in Sub-Saharan Africa: Evidence from Ghana. *Technological Forecasting and Social Change*, 161, 120299. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2020.120299>
- Monticolo, D. (2025). Digital maturity models and adoption pathways for developing countries. *Journal of Enterprise Information Management*, 38(2), 215–233.
- Nkundabanyanga, S. K., Ntayi, J. M., & Ahiauzu, A. (2014). The impact of managerial competence on the performance of SMEs in Uganda. *World Journal of Entrepreneurship*,

Management and Sustainable Development, 10(1), 48–65. <https://doi.org/10.1108/WJEMSD-08-2012-0040>

- OECD. (2021). *The Digital Transformation of SMEs*. OECD Publishing.
- Organisation de Coopération et de Développement Économiques (OCDE). (2021). *The Digital Transformation of SMEs*. Paris: OECD Publishing.
- Perry-Smith, J. E., & Blum, T. C. (2000). Workplace creativity and performance. *Academy of Management Journal*, 43(2), 173–188.
- Podsakoff, P. M., MacKenzie, S. B., Lee, J.-Y., & Podsakoff, N. P. (2003). *Common method biases in behavioral research: A critical review of the literature and recommended remedies*. *Journal of Applied Psychology*, 88(5), 879–903.
- Porter, M. E., & Heppelmann, J. E. (2015). How smart, connected products are transforming companies. *Harvard Business Review*, 93(10), 96–114.
- Ransbotham, S., Kiron, D., & Prentice, P. K. (2021). *The cultural benefits of artificial intelligence in organizations*. *MIT Sloan Management Review*, 62(4), 1–14.
- Rogers, E. M. (2003). *Diffusion of innovations* (5th ed.). New York: Free Press.
- Sylla, D., & Kamdem, E. (2021). Adoption des technologies numériques et performance des PME en Afrique de l'Ouest : analyse comparative Sénégal – Côte d'Ivoire. *Revue Africaine de Management*, 7(2), 45–62.
- UNCTAD. (2021). *Technology and Innovation Report 2021: Catching technological waves*. Genève: United Nations.
- Venkatesh, V., & Davis, F. (2000). A theoretical extension of the Technology Acceptance Model (TAM2). *Management Science*, 46(2), 186–204.
- Venkatraman, N. (1989). *The concept of fit in strategy research: Toward verbal and statistical correspondence*. *Academy of Management Review*, 14(3), 423–444.
- World Bank. (2020). *World Development Report 2020: Trading for Development in the Age of Global Value Chains*. Washington, DC: World Bank.
- Zeng, J., Khan, Z., & De Silva, M. (2021). The emergence of AI-based business models: The case of AI startups. *Technovation*.