

Intelligence artificielle et gestion des finances des organisations en Afrique subsaharienne : opportunités, risques et enjeux de gouvernance

Artificial Intelligence and Financial Management of Organizations in Sub-Saharan Africa: Opportunities, Risks, and Governance Challenges

Eric Sedjolo Sylvanice MONLANDJO

Expert - Comptable Diplômé/Commissaire aux comptes
Doctorant en EXECUTIVE DOCTORATE IN BUSINESS ADMINISTRATION (EDBA) de
l'Académie des Sciences du Management de Paris

Date de soumission : 23/08/2026

Date d'acceptation : 30/09/2026

Pour citer cet article :

MONLANDJO. E.S.S. (2026) « Intelligence artificielle et gestion des finances des organisations en Afrique subsaharienne : opportunités, risques et enjeux de gouvernance », Revue Française d'Économie et de Gestion « Volume 7 : Numéro 10 » pp : 136- 161.

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

Attribution License 4.0 International License



Résumé

L'intelligence artificielle (IA) occupe désormais une place centrale dans la transformation des pratiques managériales à l'échelle mondiale. En Afrique subsaharienne, son déploiement progressif s'inscrit dans une dynamique plus large de transition numérique, portée par l'entrepreneuriat technologique, la digitalisation des services financiers et la quête d'efficacité organisationnelle. Parmi les fonctions les plus affectées, la gestion financière constitue un pilier stratégique de la gouvernance d'entreprise et de la pérennité organisationnelle.

Dans un contexte africain structurellement marqué par la prépondérance des petites et moyennes entreprises (PME), la persistance d'une économie informelle et la fragilité relative des dispositifs de contrôle interne, l'IA se présente à la fois comme un vecteur de modernisation et une source de nouvelles vulnérabilités. Cet article s'interroge sur la question suivante : dans quelle mesure l'intelligence artificielle transforme-t-elle la gestion des finances des organisations en Afrique subsaharienne, et sous quelles conditions son adoption peut-elle constituer un levier de performance durable et de bonne gouvernance, plutôt qu'un facteur aggravant de fragilité organisationnelle ?

Adoptant une posture épistémologique positiviste aménagée et une démarche mixte, cette recherche s'appuie sur une enquête par questionnaire conduite auprès de 78 professionnels exerçant des fonctions financières en Afrique subsaharienne, complétée par une analyse qualitative des réponses ouvertes et une revue systématique de la littérature. Les résultats révèlent que si la notoriété de l'IA est largement répandue (91 %), son adoption opérationnelle demeure embryonnaire (25 %). Les usages observés, concentrés dans les fonctions comptables, prévisionnelles et de contrôle interne, témoignent d'une transformation essentiellement procédurale plutôt que stratégique. Par ailleurs, l'absence de cadres formels de gouvernance (80 % des organisations) et les insuffisances de compétences (45 %) exposent les organisations à des risques non maîtrisés. L'analyse inférentielle ne révèle, dans cet échantillon, aucune association statistiquement significative entre l'adoption et les variables organisationnelles classiques — taille, chiffre d'affaires, expérience —, suggérant une diffusion encore opportuniste et non institutionnalisée.

Mots-clés : Intelligence artificielle ; Gestion financière ; Afrique subsaharienne ; Gouvernance algorithmique ; Inclusion financière.

Abstract

Artificial intelligence (AI) now occupies a central place in the transformation of managerial practices worldwide. In sub-Saharan Africa, its progressive deployment is part of a broader digital transition dynamic, driven by technological entrepreneurship, the digitalization of financial services, and the pursuit of organizational efficiency. Among the functions most affected, financial management constitutes a strategic pillar of corporate governance and organizational sustainability.

In an African context structurally marked by the predominance of small and medium-sized enterprises (SMEs), the persistence of an informal economy, and the relative fragility of internal control systems, AI presents itself as both a vector of modernization and a source of new vulnerabilities. This article addresses the following question: to what extent is artificial intelligence transforming the financial management of organizations in sub-Saharan Africa, and under what conditions can its adoption constitute a lever of sustainable performance and good governance, rather than an aggravating factor of organizational fragility?

Adopting a pragmatic positivist epistemological stance and a mixed-methods approach, this research draws on a questionnaire survey conducted among 78 professionals performing financial functions in sub-Saharan Africa, supplemented by qualitative analysis of open-ended responses and a systematic literature review. The results reveal that while awareness of AI is widespread (91%), operational adoption remains embryonic (25%). Observed uses, concentrated in accounting, forecasting, and internal control functions, reflect a primarily procedural rather than strategic transformation. Furthermore, the absence of formal governance frameworks (80% of organizations) and competency gaps (45%) expose organizations to uncontrolled risks. Inferential analysis finds no statistically significant association, in this sample, between adoption and classical organizational variables — size, revenue, or professional experience — suggesting a still-opportunistic and non-institutionalized diffusion.

Keywords: Artificial intelligence ; Financial management ; Sub-Saharan Africa ; Algorithmic governance ; Financial inclusion.

Introduction

L'économie africaine traverse une mutation profonde, portée par une révolution numérique qui reconfigure en profondeur les structures productives et les pratiques organisationnelles. Avec plus de 1 270 startups fintech actives sur le continent selon les estimations les plus récentes (GSMA, 2024), l'écosystème financier africain se transforme à un rythme soutenu, sous l'impulsion conjuguée de l'innovation technologique, de l'entrepreneuriat digital et d'une demande sociale croissante pour des services financiers plus accessibles. Dans ce contexte d'effervescence, l'intelligence artificielle (IA) s'impose progressivement comme un vecteur central de transformation, ouvrant des perspectives inédites pour moderniser la gestion financière des organisations, qu'elles soient privées ou publiques, formelles ou informelles.

L'intelligence artificielle, dont les fondements théoriques remontent à la question fondatrice de Turing (1950) — « Les machines peuvent-elles penser ? » — et à la conférence de Dartmouth (1956) qui lui conféra sa première reconnaissance académique, a connu une trajectoire d'évolution non linéaire, marquée par des périodes d'enthousiasme et de désillusion. Depuis les années 2010, elle est entrée dans un nouvel âge d'or, porté par l'explosion des capacités computationnelles, la disponibilité de volumes massifs de données et les progrès de l'apprentissage profond (Moustaid & Moflih, 2024). Dans le domaine financier, ses applications sont aujourd'hui multiples et diversifiées : apprentissage automatique pour l'évaluation du risque de crédit (Koumetio Kenfack, 2024), réseaux de neurones profonds pour la prévision des marchés financiers, traitement automatique du langage naturel pour l'analyse des rapports financiers, ou encore apprentissage par renforcement pour l'optimisation des stratégies d'investissement (Russell & Norvig, 2021).

Cependant, l'application de ces technologies dans le contexte africain soulève des interrogations qui lui sont propres. Les spécificités structurelles de l'environnement économique subsaharien — prépondérance des PME, informalité élevée, accès limité au crédit, faible bancarisation, systèmes d'information fragmentés — configurent un terrain d'observation singulier, distinct du contexte occidental ou asiatique dans lesquels la majorité de la littérature existante a été produite. C'est précisément dans ces niches structurelles que l'IA peut révéler son potentiel de rupture, comme en témoignent les succès des plateformes de mobile money (M-Pesa au Kenya, MTN MoMo au Bénin et au Cameroun, Tmoney au Togo) ou des applications de microcrédit algorithmique comme Tala ou le programme Alafia.

La littérature académique et professionnelle documente abondamment les applications de l'IA en finance à l'échelle internationale. Les enquêtes sectorielles indiquent que 75 % des banques

explorent l'IA générative et que 36 % ont déjà déployé des solutions opérationnelles (Temenos, 2024), tandis que McKinsey (2023) estime que l'IA générative pourrait générer jusqu'à 7,9 milliards de dollars de valeur économique pour le seul secteur bancaire africain. Pourtant, cette littérature souffre de lacunes structurelles importantes : prédominance des études sur le secteur bancaire et les fintechs au détriment des entreprises non financières et des PME ; focalisation sur les dimensions techniques au détriment des implications organisationnelles et managériales ; déficit d'analyses contextualisées intégrant les spécificités institutionnelles africaines ; absence de cadre intégré pour évaluer les conditions d'une adoption responsable.

C'est dans cet espace lacunaire que s'inscrit la présente recherche. La problématique centrale peut être formulée comme suit : dans quelle mesure l'intelligence artificielle transforme-t-elle la gestion des finances des organisations en Afrique subsaharienne, et sous quelles conditions son adoption peut-elle constituer un levier de performance durable et de bonne gouvernance plutôt qu'un facteur aggravant de vulnérabilité organisationnelle ?

Pour y répondre, nous mobilisons une architecture théorique quadridimensionnelle articulant la théorie de l'agence (Jensen & Meckling, 1976), la théorie des ressources et des capacités dynamiques (Penrose, 1959 ; Barney, 1991 ; Teece, Pisano & Shuen, 1997), la théorie de la diffusion des innovations (Rogers, 1962, 1995) et la théorie de la gouvernance élargie (Freeman, 1984 ; Pesqueux, 2002). Sur le plan empirique, nous nous appuyons sur une enquête par questionnaire conduite auprès de 78 professionnels financiers en Afrique subsaharienne, complétée par une analyse qualitative des données textuelles.

L'article est structuré en sept sections. La première section pose le cadre conceptuel et théorique. La deuxième dresse un état critique de la littérature. La troisième analyse la reconfiguration des pratiques financières induite par l'IA. La quatrième examine les risques et enjeux de gouvernance. La cinquième présente le dispositif méthodologique. La sixième expose et discute les résultats empiriques. La septième, enfin, formule des recommandations managériales et institutionnelles et ouvre des perspectives de recherche.

1. Cadre conceptuel et théorique

1.1. Définition et taxonomie de l'intelligence artificielle

L'intelligence artificielle constitue un champ disciplinaire aux contours évolutifs, dont la définition a fait l'objet de nombreuses reformulations au fil des décennies. Russell et Norvig (2021, p. 1) la définissent comme « l'étude des agents qui reçoivent des percepts de l'environnement et effectuent des actions », en insistant sur la capacité de ces systèmes à optimiser leurs performances par rapport à un objectif donné. Max Tegmark (2017) adopte une

perspective plus englobante en la décrivant comme « la composante computationnelle de la capacité à atteindre des objectifs complexes », soulignant ainsi sa vocation instrumentale et finaliste.

L'IA ne constitue pas une technologie monolithique mais un ensemble de sous-champs techniques aux architectures et aux usages distincts. Dans le domaine financier, quatre grandes familles méritent d'être distinguées.

L'apprentissage automatique (machine learning), formalisé par Samuel (1959) à travers ses travaux sur les jeux de dames, désigne des algorithmes capables d'apprendre à partir de données sans être explicitement programmés pour chaque tâche. Il englobe l'apprentissage supervisé (classification, régression), non supervisé (clustering, détection d'anomalies) et par renforcement. Ces techniques constituent le socle des systèmes d'évaluation du risque de crédit et de détection des fraudes (Koumetio Kenfack, 2024). Des études empiriques indiquent que les modèles de scoring fondés sur la machine learning permettent de réduire les défauts de paiement jusqu'à 15 % par rapport aux méthodes actuarielles traditionnelles.

L'apprentissage profond (deep learning), qui constitue un sous-champ de la machine learning utilisant des réseaux de neurones à couches multiples pour traiter des données de haute dimension, est aujourd'hui au cœur des systèmes de reconnaissance d'images, de prévision de séries temporelles financières et de trading algorithmique. Il alimente également les assistants conversationnels (chatbots) déployés dans le secteur bancaire africain pour la relation client multilingue.

Le traitement automatique du langage naturel (natural language processing — NLP) permet aux systèmes informatiques de comprendre, d'analyser et de générer du texte. En finance, cette technologie est mobilisée pour l'analyse automatisée des rapports financiers, la surveillance des médias sociaux à des fins de détection des risques réputationnels, et la génération automatique de notes de crédit.

L'IA générative, popularisée à grande échelle par le lancement de ChatGPT (OpenAI, novembre 2022), permet la création de contenus nouveaux (textes, codes, synthèses) à partir de modèles entraînés sur de vastes corpus. Dans le secteur financier africain, elle est progressivement déployée pour la personnalisation des services, la rédaction de rapports de gestion et l'assistance à la décision financière.

1.2. Gestion financière des organisations : périmètre et enjeux africains

La gestion financière recouvre l'ensemble des activités visant à optimiser l'allocation et l'utilisation des ressources monétaires d'une organisation. Ses composantes principales

(comptabilité financière, gestion de trésorerie, contrôle de gestion, audit interne, gestion des risques) s'exercent dans le contexte africain dans des conditions structurellement différentes de celles des économies développées.

Trois caractéristiques méritent d'être soulignées pour comprendre les enjeux spécifiques d'une adoption de l'IA dans ce contexte. **Premièrement**, l'informalité économique persistante complique la traçabilité des flux financiers et fragilise la qualité des données disponibles, condition pourtant sine qua non du bon fonctionnement des algorithmes d'IA. **Deuxièmement**, la faible bancarisation qui concerne encore une majorité de la population adulte en Afrique subsaharienne génère un déficit d'historiques de données financières traditionnelles, ce qui justifie le recours aux données alternatives (mobilité, comportements numériques) dans les modèles de scoring. **Troisièmement**, la prépondérance des PME, qui constituent plus de 90 % du tissu entrepreneurial africain selon la Banque Africaine de Développement (2022), implique des contraintes de ressources humaines, financières et technologiques qui conditionnent fortement les modalités d'adoption de l'IA.

1.3. Architecture théorique mobilisée

1.3.1. Théorie de l'agence et réduction des asymétries d'information

La théorie de l'agence, formulée par Jensen et Meckling (1976) dans le prolongement des travaux de Berle et Means (1932) sur la séparation propriété-contrôle, analyse les relations contractuelles entre un principal (propriétaire, actionnaire, bailleur) et un agent (dirigeant, gérant) caractérisées par une asymétrie d'information et des divergences d'intérêts potentielles (Eisenhardt, 1989). Dans ce cadre analytique, l'IA transforme fondamentalement l'architecture informationnelle des organisations selon quatre dimensions.

En premier lieu, elle réduit radicalement les asymétries d'information en permettant un traitement en temps réel de volumes massifs de données financières (Kauffman et al., 2023), réduisant ainsi l'espace discrétionnaire dont disposent les agents pour masquer leurs comportements opportunistes. **En deuxième lieu**, elle automatise les mécanismes de contrôle à travers des algorithmes de détection d'anomalies et de surveillance continue des transactions, rendant possible un « audit continu » (Di Vajo et al., 2021 ; Moll & Yigitbasioglu, 2019). **En troisième lieu**, elle transforme les mécanismes d'incitation en permettant l'intégration de critères extra-financiers dans l'évaluation de la performance (Bebchuk & Fried, 2004). **En quatrième lieu**, elle fait émerger une nouvelle relation d'agence — la relation homme-algorithme — qui appelle une extension de la théorie classique vers une théorie de l'agence

algorithmique, intégrant les dimensions de transparence, d'explicabilité et de responsabilité (Floridi & Cows, 2019).

1.3.2. Théorie des ressources et capacités dynamiques

La théorie des ressources (Penrose, 1959 ; Barney, 1991) analyse l'avantage concurrentiel à travers le prisme des ressources internes. Barney (1991) postule qu'une ressource ne génère un avantage concurrentiel durable que si elle satisfait aux critères VRIN : précieuse (value), rare (rare), imparfaitement imitable (inimitable) et non substituable (non-substituable). L'IA, considérée comme une ressource stratégique, peut potentiellement satisfaire ces critères, mais seulement si elle est combinée avec des capacités organisationnelles distinctives.

C'est ici que le concept de capacités dynamiques (Teece, Pisano & Shuen, 1997) devient central. L'avantage concurrentiel ne réside pas tant dans la possession de l'IA que dans la capacité à l'absorber (Cohen & Levinthal, 1990), à l'intégrer dans les processus organisationnels (Mikalef et al., 2019) et à apprendre de son déploiement. Dans le contexte africain, cette perspective éclaire l'enjeu crucial du développement des compétences humaines et de l'écosystème numérique (Adner, 2017 ; Choudhury et al., 2023).

1.3.3. Théorie de la diffusion des innovations

La théorie de la diffusion des innovations (Rogers, 1962, 1995) offre un cadre d'analyse des mécanismes par lesquels une innovation se propage dans un système social. Cinq attributs de l'innovation influencent sa vitesse d'adoption : l'avantage relatif perçu, la compatibilité avec les pratiques et valeurs existantes, la complexité d'utilisation, la testabilité (possibilité d'expérimentation préalable) et l'observabilité des résultats (Banywana, 2025). Rogers distingue par ailleurs cinq catégories d'adoptants — innovateurs, adoptants précoces, majorité précoce, majorité tardive, retardataires — dont les profils psychosociaux et les attitudes face à l'incertitude diffèrent sensiblement.

Appliqué au contexte financier africain, ce cadre permet de repérer les fintechs et les grandes banques dynamiques comme innovateurs et premiers adoptants, et d'identifier l'enjeu crucial que constitue le passage à la majorité précoce, c'est-à-dire les PME traditionnelles. Il invite également à questionner le biais pro-innovation qui caractérise cette théorie et à prendre en compte les rapports de pouvoir et les inégalités d'accès qui structurent les trajectoires d'adoption.

1.3.4. Théorie de la gouvernance élargie

La théorie des parties prenantes (Freeman, 1984), reprise et enrichie par Pesqueux (2002) dans une perspective de gouvernance élargie, conçoit l'entreprise non comme un simple espace de

création de valeur pour les actionnaires, mais comme un nœud de relations contractuelles impliquant l'ensemble des parties prenantes — salariés, clients, fournisseurs, communautés locales, régulateurs. Cette perspective est particulièrement pertinente pour analyser les implications de l'IA, qui reconfigure profondément l'ensemble de ces relations.

L'IA introduit notamment une nouvelle asymétrie entre experts techniques et décideurs non initiés. Il soulève des questions d'équité algorithmique vis-à-vis des clients et des communautés et pose la question fondamentale de la responsabilité en cas de défaillance ou de préjudice causé par un algorithme. Cette question de la responsabilité algorithmique implique une distribution des obligations entre concepteurs, opérateurs, auditeurs et régulateurs, appelant le développement de mécanismes de gouvernance algorithmique adaptés au contexte africain.

2. État de la littérature sur l'IA et la gestion financière

2.1. Applications de l'IA en finance : panorama international

À l'échelle internationale, la littérature académique et professionnelle documente une diversification accélérée des applications de l'IA dans le secteur financier. En Amérique du Nord et en Europe, les institutions financières mobilisent l'IA pour le trading algorithmique haute fréquence, la gestion de portefeuille quantitative, la détection des fraudes en temps réel et la personnalisation de l'offre bancaire. L'enquête mondiale Temenos (2024) révèle que 75 % des établissements bancaires explorent activement l'IA générative, et que 36 % ont déjà déployé des solutions opérationnelles.

La société de gestion BlackRock illustre de manière paradigmatique ce mouvement : son algorithme Aladdin gère l'analyse de risque d'un portefeuille d'actifs dépassant les 20 000 milliards de dollars, en traitant en temps réel des millions de scénarios économiques. Au-delà des grands acteurs institutionnels, les applications d'IA dans le contrôle de gestion, la consolidation comptable et l'audit interne se multiplient, portées par la maturation des solutions d'automatisation des processus robotisés (Robotic Process Automation — RPA) et par l'émergence d'outils d'IA générative accessibles à des organisations de taille intermédiaire.

Les bénéfices mesurés dans la littérature sont significatifs : réduction des coûts opérationnels de traitement, amélioration de la vitesse et de la précision des décisions, renforcement de la conformité réglementaire et meilleure détection des comportements frauduleux (Ezbiri & Benazzou, 2025). Cependant, cette littérature reste dominée par des études portant sur de grandes institutions financières des économies développées, dont les enseignements ne sont que partiellement transposables au contexte africain.

2.2. Spécificités de l'adoption de l'IA en Afrique subsaharienne

L'adoption de l'IA en Afrique subsaharienne présente des caractéristiques originales qui justifient une analyse contextualisée.

L'IA constitue d'abord un levier d'inclusion financière particulièrement puissant dans ce contexte. Les plateformes de mobile money (M-Pesa au Kenya, MTN MoMo au Bénin, Ghana, Cameroun et Paga au Nigeria) intègrent des algorithmes d'IA pour évaluer la solvabilité des emprunteurs à partir de données alternatives issues des comportements numériques : historiques de transactions mobiles, régularité des recharges, patterns de communication. L'application kényane Tala ou le programme béninois Alafia, permettent ainsi à des millions de personnes sans historique bancaire d'accéder au microcrédit, illustrant un potentiel de démocratisation financière inédit.

L'écosystème fintech constitue le principal vecteur de cette innovation. Avec environ 1 270 startups fintechs actives selon le GSMA (2024), le secteur a connu une croissance spectaculaire depuis 2020. Le Nigeria concentre le plus grand nombre de startups d'IA du continent, avec des acteurs comme kudi.ai qui propose des services de microfinance via des assistants conversationnels. Au Bénin, la politique de labellisation des startups et le projet Sèmè City (incubateur et université dédiés à l'innovation numérique) témoignent d'une volonté institutionnelle croissante de structurer l'écosystème.

Les régulateurs africains prennent progressivement conscience des enjeux. La Banque centrale du Nigeria a développé un cadre spécifique à l'IA dans la lutte anti-blanchiment. L'Afrique du Sud élabore des lignes directrices pour une utilisation responsable de l'IA dans les services financiers. Le Kenya a lancé sa National AI Strategy 2025-2030. Ces initiatives, bien que prometteuses, demeurent insuffisamment coordonnées à l'échelle régionale.

Des obstacles structurels persistent néanmoins : déficit d'infrastructures numériques fiables, coûts élevés de mise en œuvre, pénurie critique de talents spécialisés en data science et en IA, fragmentation des données et faiblesse des systèmes d'information. L'OCDE (2021) souligne que le marché africain de l'IA, projeté à 16,5 milliards de dollars en 2030, ne représente encore qu'une fraction marginale des investissements mondiaux dans ce domaine.

2.3. Synthèse critique et positionnement de la recherche

La revue de littérature réalisée permet d'identifier quatre lacunes majeures que cette recherche entend contribuer à combler. **Premièrement**, la quasi-totalité des études africaines porte sur le secteur bancaire et fintech, au détriment des entreprises non financières et des PME, qui constituent pourtant l'essentiel du tissu économique. **Deuxièmement**, la focalisation sur les

dimensions techniques (performances des algorithmes, architectures de systèmes) laisse dans l'ombre les implications organisationnelles et managériales. **Troisièmement**, la majorité des analyses mobilisent des cadres théoriques et des données de contextes développés, sans adaptation aux spécificités institutionnelles africaines. **Quatrièmement**, aucune étude n'a proposé à ce jour un cadre intégré permettant d'évaluer les conditions d'une adoption à la fois efficace et responsable de l'IA dans la gestion financière des organisations africaines.

La présente recherche se positionne précisément à l'intersection de ces lacunes : elle porte sur des organisations non exclusivement financières, majoritairement des PME, dans un contexte africain subsaharien. La recherche mobilise un cadre théorique quadridimensionnel et en produise des données empiriques originales.

3. L'IA et la reconfiguration des pratiques de gestion financière en Afrique subsaharienne

3.1. Automatisation des processus comptables et financiers

L'automatisation des processus comptables constitue le premier niveau d'impact de l'IA sur la fonction financière. La Robotic Process Automation (RPA), combinée à des modules d'intelligence artificielle, permet la prise en charge automatisée de tâches à faible valeur ajoutée cognitive mais à forte intensité temporelle : saisie et codification des factures, rapprochements bancaires, calcul des provisions et génération de journaux comptables. Des études conduites en Afrique du Sud indiquent que le déploiement de solutions RPA peut réduire le temps de traitement des comptes fournisseurs jusqu'à 70 % et diviser par trois le taux d'erreur de saisie. Pour les PME africaines qui constituent l'essentiel de notre échantillon, les enjeux de cette automatisation sont particulièrement significatifs. Dans des structures disposant de ressources humaines limitées, la libération du temps des professionnels comptables permet une réallocation vers des tâches à plus forte valeur ajoutée analytique : analyse des marges, suivi des indicateurs de performance, préparation de la décision. L'IA agit ici comme un amplificateur de capacités dans des contextes de contraintes de ressources.

Il convient toutefois de nuancer cette perspective. La qualité des résultats produits par ces systèmes est étroitement conditionnée par la qualité des données qui les alimentent. Or, dans de nombreuses organisations africaines, les systèmes d'information sont fragmentés, les données partiellement numérisées et les référentiels comptables hétérogènes. La fiabilité des automatisations dépend donc d'un préalable souvent sous-estimé : la structuration et la normalisation des données.

3.2. IA et pilotage intelligent de la trésorerie

La gestion de trésorerie constitue une fonction critique pour les PME africaines, confrontées à une forte volatilité des flux de revenus, à des délais de paiement souvent incertains et à un accès limité et coûteux au financement bancaire à court terme. L'IA offre dans ce domaine des outils d'analyse prédictive qui transforment substantiellement cette fonction, en permettant de passer d'une gestion réactive à une gestion anticipatrice.

Les algorithmes de machine learning peuvent modéliser les patterns d'encaissement et de décaissement à partir de l'historique des flux, des cycles saisonniers d'activités et d'indicateurs macroéconomiques contextuels. Des solutions de cash pooling intelligent permettent d'optimiser en temps réel la répartition des liquidités au sein de groupes aux implantations géographiques multiples. Au Kenya, des entreprises du secteur agricole utilisent des modèles prédictifs pour anticiper les tensions de liquidité liées aux cycles de récolte et planifier leurs demandes de financement auprès des institutions de microfinance, réduisant ainsi leur coût d'accès au crédit de court terme.

La prévision financière à moyen terme bénéficie également de ces outils. Des modèles de simulation de scénarios, alimentés par des données internes et externes, permettent d'anticiper l'impact de chocs exogènes (variations des taux de change, fluctuations des prix des matières premières, crises sanitaires) sur la position de trésorerie et d'identifier des stratégies d'atténuation adaptées.

3.3. IA, contrôle de gestion et pilotage de la performance

Le contrôle de gestion est profondément reconfiguré par l'IA et permet de passer d'une logique de reporting rétrospectif qui est fondée sur l'analyse d'écarts ex post à une logique de pilotage prédictif et prescriptif. Les tableaux de bord intelligents, alimentés en temps réel par des flux de données internes et externes, offrent aux dirigeants une visibilité dynamique sur les leviers de création et de destruction de valeur.

L'IA transforme également la fonction d'audit interne. Les systèmes d'analyse continuent des transactions permettent une surveillance permanente de la conformité des opérations aux procédures et aux seuils définis, réduisant la fenêtre de vulnérabilité entre la survenance d'une irrégularité et sa détection. En Égypte, une banque de taille intermédiaire a déployé un système d'IA générative pour la rédaction assistée de notes de crédit, réduisant le temps d'instruction des dossiers de financement de 40 % tout en améliorant la cohérence des évaluations. En Afrique du Sud, des institutions financières intègrent l'IA dans leur chaîne de gestion du risque crédit pour affiner la segmentation des emprunteurs et améliorer la qualité des décisions d'octroi.

Ces transformations produisent des effets mesurables sur trois dimensions de la performance organisationnelle : **l'efficience** (réduction des coûts de traitement et de contrôle), **l'efficacité** (amélioration de la pertinence et de la rapidité des décisions) et **la sécurité** (réduction de l'exposition aux fraudes et aux erreurs non détectées). Cependant, comme le suggèrent nos résultats empiriques, la traduction de ces améliorations procédurales en gains de performance financière mesurables demeure conditionnée par des facteurs organisationnels et stratégiques plus larges.

4. Risques, limites et enjeux de gouvernance liés à l'IA financière

4.1. Risques techniques et organisationnels

Si le potentiel de l'IA est indéniable, son déploiement dans des contextes organisationnels fragilisés génère des risques spécifiques qui méritent une attention analytique rigoureuse.

La dépendance technologique constitue peut-être le risque le plus structurel. L'adoption de solutions d'IA développées par des acteurs étrangers dont les centres de données, les algorithmes et les modèles d'entraînement sont localisés hors du continent crée une vulnérabilité stratégique significative. La souveraineté numérique, c'est-à-dire la capacité des États et des organisations à maîtriser leurs infrastructures et leurs données, devient un enjeu géopolitique et économique de premier ordre. Le gouverneur adjoint de la Banque d'Ouganda Michael Atingi-Ego en 2025 a explicitement souligné la nécessité d'investir dans des infrastructures d'IA locales pour garantir la résilience des systèmes financiers nationaux.

Les biais algorithmiques constituent un second risque majeur, particulièrement préoccupant dans le contexte africain. Les algorithmes d'apprentissage automatique reproduisent et peuvent amplifier les biais présents dans les données d'entraînement. Dans des sociétés marquées par des inégalités structurelles de genre, d'origine géographique ou d'appartenance ethnique, des modèles de scoring de crédit entraînés sur des données historiques risquent de perpétuer des discriminations systémiques, en attribuant des scores de risque plus élevés à des catégories de population déjà défavorisées. Bradwin Roper de la fintech JUMO a formulé un appel explicite au développement d'une IA « impartiale », reposant sur une conception et un suivi actif des biais (fairness-aware AI).

Les cyber-risques représentent une troisième dimension de vulnérabilité. L'intégration croissante de l'IA dans les systèmes financiers accroît la surface d'attaque potentielle et crée de nouvelles formes de vulnérabilités. La Banque centrale du Nigeria a enregistré une augmentation de 468 % des cas de fraude numérique en 2024, corrélée à l'expansion rapide des paiements électroniques. Par ailleurs, les systèmes d'IA eux-mêmes peuvent être la cible

d'attaques spécifiques : empoisonnement des données d'entraînement (data poisoning), inférence de modèles (model inversion), ou manipulation des entrées pour induire des sorties erronées (adversarial attacks).

Enfin, la fiabilité infrastructurelle constitue un défi particulier en Afrique subsaharienne. La connectivité internet intermittente, les délestages électriques fréquents et l'instabilité de la fourniture d'énergie compromettent la disponibilité et la fiabilité des systèmes d'IA déployés en cloud. Ces contraintes physiques conditionnent fortement les architectures technologiques adaptées au contexte local.

4.2. Enjeux éthiques et professionnels

L'automatisation des processus de décision financière soulève une question fondamentale : quel est le rôle du jugement professionnel humain dans un environnement algorithmique ? L'atrophie progressive des compétences analytiques (du comptable, du contrôleur de gestion ou de l'auditeur) constitue un risque réel lorsque les professionnels font confiance aveugle aux résultats algorithmiques sans exercer leur capacité critique. Cette dimension est d'autant plus préoccupante que la question de la responsabilité en cas d'erreur algorithmique reste, dans la plupart des pays africains, juridiquement non réglée.

L'opacité des modèles d'apprentissage profond qui sont qualifiés de « boîtes noires » pose également un problème de légitimité et de conformité dans un secteur financier soumis à des exigences de traçabilité et d'explicabilité. Le mouvement en faveur d'une IA explicable (Explainable AI — XAI) vise à développer des méthodes permettant de comprendre et de justifier les décisions algorithmiques, conditions nécessaires tant pour la confiance des parties prenantes que pour la conformité réglementaire.

La protection des données personnelles constitue une troisième préoccupation éthique majeure. L'utilisation de données alternatives (comportements mobiles, données de géolocalisation, activités sur les réseaux sociaux) soulève des questions de consentement éclairé et de finalité du traitement que les cadres juridiques africains, encore hétérogènes et partiellement lacunaires, peinent à encadrer efficacement.

4.3. Cadre réglementaire et gouvernance africaine de l'IA

Face à ces risques, les régulateurs africains commencent à structurer leurs réponses réglementaires, avec des degrés d'avancement variables selon les pays. Plusieurs États ont formulé des stratégies nationales en matière d'IA : le Kenya a lancé sa National AI Strategy 2025-2030 ; l'Afrique du Sud vise à développer 300 startups d'IA et à former 5 000 professionnels d'ici 2030 ; le Bénin a adopté une Stratégie nationale d'intelligence artificielle et

des mégadonnées 2023-2027 (Ministère du Numérique, 2023) ; le Nigeria, le Rwanda, Maurice, l'Égypte et le Ghana ont également engagé des réflexions stratégiques dans ce domaine.

Au niveau institutionnel, le Macroeconomic and Financial Management Institute of Eastern and Southern Africa (MEFMI) et le Financial Stability Institute (FIS) collaborent avec les banques centrales régionales pour renforcer leurs capacités de supervision technologique (SupTech). L'Union africaine, à travers l'Agenda 2063 et ses cadres de gouvernance numérique, promeut une intégration régionale des politiques numériques.

Cependant, le paysage réglementaire demeure fragmenté et insuffisamment coordonné. L'OCDE (2021) appelle à une coopération régionale renforcée, en s'appuyant sur les principes directeurs de l'OCDE sur l'IA (2019) et les engagements du G20 en matière de protection du consommateur financier. Dans l'espace OHADA, les normes comptables applicables n'ont pas encore intégré les spécificités des environnements comptables fortement automatisés, créant une zone d'incertitude normative pour les organisations utilisatrices.

5. Dispositif méthodologique

5.1. Positionnement épistémologique et démarche de recherche

Cette recherche s'inscrit dans une posture épistémologique positiviste aménagée (Burrell & Morgan, 1979) : la problématique, formulée en termes de « dans quelle mesure », appelle une démarche hypothético-déductive visant à tester statistiquement l'existence de relations entre variables organisationnelles et adoption de l'IA. Cette posture est toutefois assouplie (« aménagée ») par le recours complémentaire à une analyse qualitative des réponses ouvertes, qui vient enrichir et contextualiser l'interprétation des résultats statistiques sans remettre en cause la logique confirmatoire du dispositif. L'objectif est double : tester l'existence d'associations entre caractéristiques organisationnelles et adoption de l'IA, et comprendre, à travers l'expérience des professionnels concernés, comment cette adoption est perçue et mise en œuvre dans la gestion financière des organisations africaines.

La démarche adoptée est de type mixte (Creswell & Plano Clark, 2011), combinant une approche quantitative par questionnaire et une approche qualitative par analyse des réponses ouvertes. Ce choix se justifie par la nature exploratoire de l'objet de recherche, encore insuffisamment documenté dans le contexte africain et par la nécessité de croiser des données descriptives et inférentielles avec des données de sens et de perception.

5.2. Constitution de l'échantillon et collecte des données

La population cible comprend les professionnels exerçant des fonctions financières (direction financière, comptabilité, contrôle de gestion, audit, trésorerie) au sein d'organisations publiques

et privées en Afrique subsaharienne. L'enquête a été diffusée par voie électronique, via les réseaux professionnels (LinkedIn, associations professionnelles, ordres d'experts-comptables), sur la période du 10 janvier au 10 février 2026. Au total, 78 répondants y ont participé.

Sur le plan géographique, l'échantillon se répartit comme suit : Bénin (26 répondants, 33,3 %), Togo (21, 26,9 %), Gabon (12, 15,4 %), Cameroun (7, 9,0 %), Côte d'Ivoire (6, 7,7 %) et République centrafricaine (6, 7,7 %). Cette répartition, à dominante ouest-africaine et centrafricaine avec une forte concentration sur le Bénin et le Togo, résulte du mode de diffusion électronique de l'enquête (réseaux professionnels et personnels de l'auteur) et ne prétend pas représenter l'ensemble des 46 pays d'Afrique subsaharienne ; elle circonscrit strictement la portée des résultats aux contextes institutionnels et économiques de ces six pays. Les secteurs d'activité et la répartition public/privé des organisations représentées n'ont pas fait l'objet d'un enregistrement systématique lors de la collecte, ce qui constitue une limite reconnue de l'étude et un axe d'amélioration pour les enquêtes futures.

La composition de l'échantillon se présente par ailleurs comme suit : les dirigeants représentent 37,18 % des répondants, les responsables financiers 25,64 %, les autres fonctions administratives et comptables 30,77 %, et les auditeurs-consultants 6,41 %. La médiane d'expérience professionnelle au poste est de 9,5 ans, confirmant un profil de répondants relativement expérimentés. La répartition par taille d'organisation révèle 41,03 % de petites structures, 38,46 % de moyennes et 20,51 % de grandes ; les PME représentent ainsi 79,49 % de l'échantillon. Cette composition, cohérente avec la structure économique généralement observée dans les pays représentés, ne permet cependant pas d'établir une représentativité statistique au sens strict, l'échantillon demeurant un échantillon de convenance constitué par diffusion électronique. En termes de chiffre d'affaires, 38,46 % des organisations déclarent un CA inférieur ou égal à 20 millions FCFA, 19,23 % entre 20 et 50 millions, 25,64 % entre 50 millions et 1 milliard, et 16,67 % au-delà.

Le questionnaire, structuré en quatre sections thématiques (profil du répondant et de l'organisation ; connaissance et usages déclarés de l'IA ; impacts perçus sur la gestion financière ; gouvernance et encadrement réglementaire) comporte à la fois des questions fermées à échelles de Likert et des questions ouvertes permettant la collecte de données qualitatives.

5.3. Méthodes d'analyse

Les données quantitatives ont fait l'objet d'analyses statistiques descriptives (fréquences, pourcentages, moyennes) réalisées sous Excel. Pour tester l'existence d'associations statistiquement significatives entre l'adoption de l'IA et les variables organisationnelles, deux

types de tests ont été mobilisés : le test exact de Fisher, adapté aux tableaux de contingence avec de faibles effectifs, pour les variables qualitatives (poste occupé, taille, chiffre d'affaires, connaissance déclarée) ; et le test de Wilcoxon-Mann-Whitney, test non paramétrique, pour la variable quantitative de l'expérience professionnelle. Le seuil de significativité retenu est $\alpha = 5\%$. Les réponses aux questions ouvertes ont été traitées par analyse de contenu thématique (Miles & Huberman, 2003), les verbatim étant codés et classés selon des thèmes émergents permettant d'enrichir et de contextualiser les résultats quantitatifs.

6. Résultats et discussion

6.1. Notoriété, adoption et domaines d'usage

6.1.1. Un décalage significatif entre notoriété et adoption opérationnelle

L'analyse des données révèle un décalage structurel significatif entre la notoriété de l'IA et son adoption opérationnelle : si 91,03 % des répondants déclarent avoir entendu parler de l'intelligence artificielle, seuls 25,64 % (20 répondants sur 78) déclarent utiliser effectivement des outils d'IA dans leurs pratiques financières. Ce résultat, cohérent avec les observations de l'OCDE (2021) sur la maturité inégale des entreprises africaines face aux technologies d'IA, confirme l'existence d'une phase d'appropriation encore embryonnaire : la connaissance théorique est diffuse, mais la traduction en usages opérationnels demeure limitée.

Ce décalage peut s'analyser comme l'expression du fossé entre une sensibilisation de surface (alimentée par la médiatisation croissante des outils d'IA générative comme ChatGPT) et une adoption mûrie, fondée sur une évaluation stratégique des opportunités et une transformation des processus. Il souligne l'importance de distinguer l'adoption nominale de l'adoption substantielle dans les études sur la diffusion technologique.

6.1.2. Domaines d'application et outils mobilisés

Parmi les utilisateurs (N = 20), les domaines d'application déclarés se concentrent dans les fonctions à forte intensité informationnelle, comme le synthétise le tableau suivant :

Tableau 1 – Domaines d'application de l'IA en gestion financière (utilisateurs, N=20)

Domaine d'application	Nombre de citations (N=20)
Comptabilité financière	14
Prévision financière	13
Gestion des risques	12
Audit interne	11
Contrôle de gestion	9
Gestion de trésorerie	8

Les outils les plus fréquemment cités sont ChatGPT (18 citations), mobilisé principalement pour l'aide à la rédaction de rapports, la synthèse d'informations et l'assistance à la décision, et Microsoft Power BI (11 citations), utilisé pour la visualisation de données et les tableaux de bord analytiques. Cette prédominance d'outils généralistes et accessibles, plutôt que de modules d'IA intégrés aux systèmes ERP, est cohérente avec la taille des organisations de l'échantillon et souligne que l'entrée dans l'IA se fait souvent par des voies pragmatiques et à faible investissement initial. Il convient toutefois d'apporter une précision méthodologique importante : Power BI est fondamentalement un outil de Business Intelligence (visualisation et exploration de données), et non un outil d'intelligence artificielle au sens strict, même s'il intègre des fonctionnalités ponctuelles de machine learning. Sa citation par les répondants comme outil d'IA reflète donc une représentation extensive et intuitive de la notion d'« IA » chez les professionnels interrogés, plutôt qu'un usage technique avéré de modules d'apprentissage automatique. Ce constat renforce, plutôt qu'il ne contredit, le résultat central de l'étude : l'adoption déclarée de l'IA recouvre en réalité un spectre hétérogène allant de l'IA générative (ChatGPT) à des outils d'analyse de données assimilés à tort à de l'IA (Power BI), en passant, plus marginalement, par des solutions de RPA. Cette hétérogénéité invite à la prudence dans l'interprétation du taux d'adoption de 25,64 %, qui mesure une perception d'usage de l'IA au sens large plutôt qu'un déploiement homogène et techniquement caractérisé.

6.1.3. Une transformation essentiellement procédurale

Les perceptions des impacts déclarés par les utilisateurs dessinent un tableau cohérent : 100 % observent une amélioration de la fiabilité de l'information financière (à des degrés variables) ; 80 % estiment que l'IA réduit les erreurs comptables ; 70 % considèrent qu'elle renforce les dispositifs de contrôle interne ; 75 % perçoivent une amélioration de la gestion des risques ; 80 % estiment qu'elle facilite la prise de décision ; 60 % seulement perçoivent une amélioration de la performance financière globale.

Les réponses qualitatives indiquent que l'IA est mobilisée pour automatiser des tâches répétitives, améliorer la cohérence des écritures, détecter des anomalies et accélérer la production de rapports. Ces résultats suggèrent une transformation essentiellement procédurale : l'IA améliore la manière dont l'information financière est produite, vérifiée et analysée, sans nécessairement reconfigurer les structures organisationnelles ou les stratégies financières elles-mêmes. La distinction entre transformation procédurale et transformation stratégique est conceptuellement importante : la première améliore les processus existants, la seconde reconfigure les finalités et les architectures organisationnelles.

6.2. Impacts sur la gouvernance et la performance financière

6.2.1. Renforcement du contrôle interne et de la fiabilité

Les résultats empiriques confirment que l'IA contribue à renforcer les mécanismes de contrôle interne, notamment par l'automatisation des vérifications, la détection d'incohérences comptables et la standardisation des procédures. Dans des organisations où la formalisation du contrôle interne peut être partielle, ce qui est fréquent dans les PME africaines, l'IA remplit une fonction de fiabilisation et de normalisation ce qui constitue une valeur ajoutée immédiatement perceptible par les utilisateurs. Ce résultat rejoint les travaux de Moll et Yigitbasioglu (2019) sur le rôle des technologies numériques dans la transformation de la fonction comptable et d'audit.

6.2.2. Un impact nuancé sur la performance financière

Si 60 % des utilisateurs estiment que l'IA améliore la performance financière de leur organisation, 40 % ne constatent pas d'amélioration significative. Ce résultat suggère que l'impact de l'IA sur la performance n'est ni automatique ni immédiat, et qu'il est médiatisé par des variables organisationnelles intermédiaires. L'IA semble améliorer les fondements informationnels de la décision (qualité de l'information, rapidité d'analyse, cohérence des évaluations) sans pour autant garantir mécaniquement des gains financiers mesurables. Cela corrobore la perspective des capacités dynamiques (Teece et al., 1997) : la valeur de l'IA dépend de la capacité de l'organisation à l'intégrer stratégiquement dans ses processus de création de valeur, et non de sa simple adoption technique.

6.2.3. Une gouvernance de l'IA encore embryonnaire

L'analyse révèle plusieurs fragilités structurelles préoccupantes dans la gouvernance de l'IA au sein des organisations étudiées. 80 % des organisations utilisatrices ne disposent d'aucune règle interne formelle encadrant l'usage de l'IA. 45 % déclarent ne pas posséder les compétences internes suffisantes pour une utilisation maîtrisée. Les opinions sont partagées sur la compatibilité des usages avec les normes comptables applicables (45 % d'avis favorables contre 55 % défavorables ou incertains). Le cadre réglementaire national est jugé favorable par seulement 50 % des utilisateurs.

Ces éléments révèlent une dissociation structurelle entre adoption technologique et encadrement institutionnel. L'IA est utilisée, mais dans un vide managérial préoccupant, qui génère des risques multiples : dépendance excessive aux algorithmes (perçue par 40 % des utilisateurs), affaiblissement du jugement professionnel, vulnérabilités en matière de sécurité et de confidentialité des données, et incertitude normative. Cette situation illustre ce que l'on

pourrait qualifier d'illusion de rationalité algorithmique (Agrawal et al., 2018) : la confiance dans les outputs algorithmiques sans évaluation critique de leurs présupposés et de leurs limites.

6.3. Analyse inférentielle : déterminants organisationnels de l'adoption

6.3.1. Hypothèses et résultats des tests statistiques

Pour tester l'influence des caractéristiques organisationnelles sur l'adoption de l'IA, cinq hypothèses ont été formulées, dans le prolongement direct des cadres théoriques mobilisés en section 1.3 (théorie des ressources et capacités dynamiques pour H1 et H2 ; théorie de la diffusion des innovations pour H3 et H5 ; théorie de l'agence pour H4) :

H1 : le poste occupé par le répondant est associé à l'adoption de l'IA. H2 : la taille de l'organisation est associée à l'adoption de l'IA. H3 : le chiffre d'affaires annuel de l'organisation est associé à l'adoption de l'IA. H4 : la connaissance déclarée de l'IA est associée à son adoption effective. H5 : l'expérience professionnelle du répondant est associée à l'adoption de l'IA. Ces hypothèses ont été testées respectivement par le test exact de Fisher (H1 à H4, variables qualitatives) et le test de Wilcoxon-Mann-Whitney (H5, variable quantitative). Les résultats sont synthétisés dans le tableau suivant :

Tableau 2 – Résultats des tests d'association entre variables organisationnelles et adoption de l'IA

Variable testée	Test utilisé	P-value	Significatif ($\alpha=5\%$)
Poste occupé	Fisher exact	0,1649	Non
Taille de l'organisation	Fisher exact	0,1699	Non
Chiffre d'affaires annuel	Fisher exact	0,1079	Non
Connaissance déclarée de l'IA	Fisher exact	0,1810	Non
Expérience professionnelle	Wilcoxon-Mann-Whitney	0,4726	Non

6.3.2. Interprétation et implications théoriques

Les p-values obtenues étant toutes supérieures au seuil de 5 %, les hypothèses nulles d'indépendance ne peuvent être rejetées. Ce résultat (l'absence d'association statistiquement significative entre les variables organisationnelles classiques et l'adoption de l'IA) est en lui-même un résultat théoriquement important, qui mérite une analyse approfondie.

Une première interprétation renvoie à la nature encore expérimentale de l'adoption. Dans un contexte où l'IA en est à ses débuts dans les pratiques financières, les adoptants actuels correspondent aux profils d'innovateurs et de premiers adoptants au sens de Rogers (1995) : leurs caractéristiques organisationnelles (taille, ressources, expérience) n'expliquent pas leur

adoption, qui relève davantage d'une curiosité individuelle, d'une opportunité contextuelle ou d'une exposition personnelle aux outils disponibles.

Une deuxième interprétation tient à l'accessibilité des outils. La diffusion d'outils d'IA grand public comme ChatGPT ou Power BI a radicalement abaissé les barrières à l'entrée, rendant possible une adoption sans investissement significatif ni transformation organisationnelle préalable. Cela explique l'absence de lien avec la taille ou les ressources financières de l'organisation.

Une troisième interprétation pointe vers le rôle des compétences numériques individuelles. L'absence de lien avec l'expérience professionnelle — qui mesure l'ancienneté dans la fonction financière — suggère que l'adoption est davantage liée à des compétences numériques spécifiques, souvent associées aux générations plus jeunes, qu'à l'expertise sectorielle. Cette hypothèse, non testable directement avec les données disponibles, mérite d'être explorée dans des recherches ultérieures.

Ces résultats ont une implication majeure pour la compréhension du phénomène : l'adoption actuelle de l'IA dans la gestion financière des organisations en Afrique subsaharienne est encore diffuse, opportuniste et non institutionnalisée. Elle ne constitue pas encore un levier structurel de transformation organisationnelle, mais plutôt une innovation instrumentale (une expérimentation pratique) qui précède une éventuelle institutionnalisation. La transformation durable dépendra donc moins de facteurs structurels existants que de la construction de nouveaux cadres : formalisation institutionnelle, développement des compétences, encadrement réglementaire.

7. Recommandations et perspectives de recherche

7.1. Recommandations managériales

7.1.1. Formaliser un cadre de gouvernance interne de l'IA

La première priorité est l'élaboration d'un cadre interne de gouvernance de l'IA, dont l'absence dans 80 % des organisations utilisatrices constitue la lacune la plus préoccupante. Ce cadre devrait comprendre : une charte d'utilisation définissant les usages autorisés et les pratiques proscrites ; des procédures de validation systématique des outputs algorithmiques par des professionnels qualifiés ; des règles explicites de confidentialité et de protection des données personnelles ; un dispositif d'audit périodique des systèmes d'IA déployés, permettant de détecter les dérives et d'évaluer la performance des modèles dans le temps.

7.1.2. Investir dans le développement des compétences numériques

La rareté des compétences constitue le deuxième verrou majeur à une adoption maîtrisée. Les organisations doivent engager un effort soutenu de formation à plusieurs niveaux : intégration

de modules d'IA et d'analyse de données dans les cursus de formation initiale des professionnels comptables et financiers ; développement de programmes de certification adaptés au contexte africain, en partenariat avec les universités et les ordres professionnels ; recrutement de profils hybrides combinant expertise financière et compétences en data science ; et développement d'une culture de l'esprit critique face aux outputs algorithmiques, pour contrer l'atrophie du jugement professionnel.

7.1.3. Adopter une démarche d'intégration progressive et stratégique

Face au risque d'une adoption opportuniste et non maîtrisée, les organisations ont intérêt à structurer leur démarche d'intégration de l'IA de manière progressive et stratégique : identifier des cas d'usage prioritaires à fort potentiel de valeur (détection de fraudes, prévision de trésorerie, automatisation des rapprochements bancaires) ; lancer des projets pilotes circonscrits permettant d'évaluer les résultats avant toute généralisation ; capitaliser systématiquement sur les retours d'expérience pour améliorer les modèles et diffuser les bonnes pratiques ; et inscrire l'IA dans une réflexion stratégique plus large sur la création de valeur, en évitant de la réduire à un outil d'optimisation opérationnelle.

7.2. Recommandations institutionnelles

7.2.1. Pour les régulateurs financiers

Les régulateurs doivent produire des cadres réglementaires spécifiques à l'IA financière, s'inspirant des principes directeurs de l'OCDE (2019) et des orientations du G20, mais adaptés aux réalités institutionnelles africaines. Ces cadres devraient couvrir : les exigences de transparence et d'explicabilité des systèmes d'IA utilisés dans les décisions financières ; les obligations de détection et de correction des biais algorithmiques ; les standards de cybersécurité applicables aux systèmes d'IA financière ; et les modalités de supervision technologique (SupTech). Une harmonisation régionale, dans les espaces UEMOA, CEMAC, SADC ou OHADA, est indispensable pour éviter la fragmentation réglementaire et favoriser le développement de marchés numériques intégrés.

7.2.2. Pour les gouvernements

Les gouvernements ont un rôle structurant à jouer dans la création des conditions favorables à une adoption bénéfique et responsable de l'IA financière. Cela implique : des investissements prioritaires dans les infrastructures numériques (connectivité, data centers, alimentation électrique stable) sans lesquelles aucune adoption durable n'est possible ; des politiques de souveraineté numérique garantissant la localisation et la protection des données stratégiques ; des programmes de formation aux métiers de la data intégrés dans l'enseignement supérieur ; et

des mécanismes de soutien à l'innovation technologique adaptée aux besoins locaux : incubateurs, financement public-privé, zones d'innovation réglementaire (regulatory sandboxes).

7.2.3. Pour les organisations professionnelles comptables

Les ordres d'experts-comptables et les associations professionnelles ont la responsabilité d'accompagner leurs membres dans cette transition. Leurs actions prioritaires devraient inclure : la production de guides de bonnes pratiques adaptés aux PME africaines, intégrant des considérations éthiques et déontologiques ; le développement de certifications professionnelles en IA appliquée à la finance ; la contribution aux réflexions normatives de l'OHADA et de l'IASB sur l'adaptation des référentiels comptables aux environnements algorithmiques ; et la sensibilisation de leurs membres aux risques d'atrophie du jugement professionnel et aux enjeux de responsabilité algorithmique.

7.3. Perspectives de recherche

La présente recherche, par sa nature exploratoire et la taille de son échantillon, ouvre plusieurs pistes de recherche prometteuses. Sur le plan quantitatif, des enquêtes à plus grande échelle ($N > 500$) permettraient de tester des modèles explicatifs plus complexes — régressions logistiques, équations structurelles — et d'identifier des facteurs discriminants non détectés dans cette étude : secteur d'activité, localisation géographique, niveau de maturité numérique préexistant.

Des études comparatives entre pays d'Afrique subsaharienne (francophones versus anglophones, espace UEMOA versus CEMAC) permettraient d'analyser l'influence des contextes institutionnels, juridiques et culturels sur les trajectoires d'adoption. Des recherches longitudinales permettraient de documenter l'évolution des usages dans le temps et d'évaluer les conditions d'institutionnalisation de l'IA dans les pratiques financières.

Sur le plan thématique, plusieurs chantiers restent largement ouverts : les biais algorithmiques dans les systèmes de scoring africains et leurs implications en termes d'équité financière ; la gouvernance algorithmique dans les entreprises publiques africaines ; l'impact de l'IA sur le marché du travail comptable et financier en Afrique subsaharienne ; et l'évolution nécessaire du droit comptable OHADA pour intégrer les enjeux de traçabilité, de responsabilité et d'auditabilité des systèmes d'IA.

Conclusion

L'intelligence artificielle transforme en profondeur la gestion des finances des organisations en Afrique subsaharienne, mais cette transformation est encore à ses débuts, essentiellement

procédurale et insuffisamment encadrée. Notre recherche, fondée sur une enquête empirique auprès de 78 professionnels financiers et une analyse théorique quadridimensionnelle, apporte un éclairage original et nuancé sur les opportunités, les risques et les enjeux de gouvernance associés à cette transformation.

Sur le plan conceptuel, l'architecture théorique mobilisée (articulant théorie de l'agence, théorie des ressources, théorie de la diffusion des innovations et gouvernance élargie) offre un cadre intégré pour analyser l'adoption de l'IA dans sa complexité organisationnelle et institutionnelle. Elle permet notamment de révéler que la valeur de l'IA ne réside pas dans la technologie elle-même, mais dans la capacité des organisations à l'absorber, à l'intégrer stratégiquement et à en gouverner avec responsabilité les usages.

Sur le plan empirique, nos résultats révèlent un décalage structurel entre une notoriété largement répandue (91 %) et une adoption opérationnelle encore marginale (25 %). Les usages observés, concentrés dans les fonctions comptable, prévisionnelle et de contrôle interne, témoignent d'une transformation essentiellement procédurale. L'impact sur la performance financière demeure nuancé (60 % d'avis favorables), médiatisé par des facteurs d'intégration stratégique que les organisations n'ont pas encore pleinement développés. Par ailleurs, l'absence quasi-générale de cadres formels de gouvernance (80 %) et les insuffisances de compétences (45 %) constituent des vulnérabilités structurelles qui pourraient transformer l'opportunité en facteur de risque.

Le résultat inférentiel le plus saillant (l'absence d'association statistiquement significative entre les variables organisationnelles classiques et l'adoption de l'IA) indique que la diffusion actuelle est encore opportuniste et non institutionnalisée. Elle relève davantage de l'expérimentation individuelle que d'une stratégie organisationnelle délibérée. Ce constat a une implication directe : la transformation durable de la gestion financière africaine par l'IA dépendra moins des caractéristiques structurelles des organisations que de la construction de nouveaux cadres institutionnels — réglementaires, professionnels, normatifs — qui donneront à cette transformation sa cohérence et sa robustesse.

En définitive, l'Afrique subsaharienne dispose d'une opportunité singulière de ne pas reproduire les trajectoires d'adoption parfois hasardeuses observées dans les économies développées, et de construire un modèle d'IA financière inclusif, responsable et contextualisé. Saisir cette opportunité requiert une action coordonnée des organisations, des régulateurs, des gouvernements et des professionnels de la comptabilité et de la finance pour que l'intelligence artificielle devienne un levier de performance durable et de bonne gouvernance, et non un vecteur supplémentaire de vulnérabilité organisationnelle.

Références bibliographiques

- Adner, R. (2017). Ecosystem as structure: An actionable construct for strategy. *Journal of Management*, 43(1), 39-58.
- Agrawal, A., Gans, J., & Goldfarb, A. (2018). *Prediction machines: The simple economics of artificial intelligence*. Harvard Business Review Press.
- 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.
- Banywana, A. (2025). Artificial intelligence for financial inclusion: AI-powered mobile money services in Sub-Saharan Africa. *Newport International Journal of Current Issues in Arts and Management*, 6(3), 6-10.
- Barney, J. (1991). Firm resources and sustained competitive advantage. *Journal of Management*, 17(1), 99-120.
- Bebchuk, L. A., & Fried, J. M. (2004). *Pay without performance: The unfulfilled promise of executive compensation*. Harvard University Press.
- Berle, A. A., & Means, G. C. (1932). *The modern corporation and private property*. Harcourt, Brace & World.
- Burrell, G., & Morgan, G. (1979). *Sociological paradigms and organisational analysis*. Heinemann.
- Choudhury, P., Starr, E., & Agarwal, R. (2023). Machine learning and human capital: Experimental evidence on productivity. *Management Science*, 69(4), 2145-2165.
- Cohen, W. M., & Levinthal, D. A. (1990). Absorptive capacity: A new perspective on learning and innovation. *Administrative Science Quarterly*, 35(1), 128-152.
- Creswell, J. W., & Plano Clark, V. L. (2011). *Designing and conducting mixed methods research* (2nd ed.). SAGE Publications.
- Di Vajo, A., Palladino, R., Hassan, R., & Escobar, O. (2021). Artificial intelligence and business models in the sustainable development goals perspective: A systematic literature review. *Journal of Business Research*, 131, 283-295.
- 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.

- Eisenhardt, K. M. (1989). Agency theory: An assessment and review. *Academy of Management Review*, 14(1), 57-74.
- Ezbiri, M., & Benazzou, L. (2025). Optimisation de la performance financière des entreprises par l'IA : Revue de littérature. *International Journal of Accounting, Finance, Auditing, Management and Economics*, 6(6), 492-505.
- FinCoNet. (2020). Supervisory technology (SupTech) in financial supervision. *International Financial Consumer Protection Organisation*.
- Floridi, L., & Cowls, J. (2019). A unified framework of five principles for AI in society. *Harvard Data Science Review*, 1(1).
- Freeman, R. E. (1984). *Strategic management: A stakeholder approach*. Pitman.
- GSMA. (2024). The state of mobile internet connectivity in Sub-Saharan Africa 2024. *GSMA Association*.
- Hébioussou, J. R., & Hounkou, C. E. (2025). Une nouvelle économie numérique : l'intelligence artificielle, levier pour l'optimisation de la structure du capital et gestion de la trésorerie des PME au Bénin. *Revue Internationale des Sciences de Gestion*, 8(4), 1602-1628.
- Jensen, M. C., & Meckling, W. H. (1976). Theory of the firm: Managerial behavior, agency costs and ownership structure. *Journal of Financial Economics*, 3(4), 305-360.
- KAIZAR, C., Dounia, G. A. G. A., & HILMI, Y. (2026). Intelligence artificielle et contrôle de gestion: leviers d'accountability et de gouvernance efficace. *Agence Francophone*, 576-607.
- Kauffman, R. J., Kim, K., & Lee, S. Y. (2023). Artificial intelligence in financial services: A review and research agenda. *Journal of Management Information Systems*, 40(2), 345-378.
- Koumetio Kenfack, M. (2024). L'essor de l'intelligence artificielle: Qu'en est-il des révolutions dans le domaine de la finance ? *Revue Africaine de Gestion*, 7(1), 194-223.
- McKinsey & Company. (2023). *FinTech in Africa: The end of the beginning*. McKinsey & Company.
- Mikalef, P., Krogstie, J., Pappas, I. O., & Giannakos, M. (2019). Big data analytics capabilities and innovation: The mediating role of dynamic capabilities. *Journal of Business Research*, 100, 597-606.
- Miles, M. B., & Huberman, A. M. (2003). *Analyse des données qualitatives* (2e éd.). De Boeck.
- Ministère du Numérique et de la Digitalisation. (2023). *Stratégie nationale d'intelligence artificielle et des mégadonnées 2023-2027*. République du Bénin.

- Moll, J., & Yigitbasioglu, O. (2019). The role of internet-related technologies in shaping the work of accountants: New directions for accounting research. *The British Accounting Review*, 51(6), 100833.
- Moustaid, E., & Moflih, Y. (2024). L'impact de l'introduction de l'intelligence artificielle sur le marché du travail. *Revue Française d'Economie et de Gestion*, 5(7), 249-271.
- OCDE. (2021). Intelligence artificielle, apprentissage automatique et big data en finance : Opportunités, défis et implications pour les décideurs politiques. Éditions OCDE.
- Penrose, E. (1959). *The theory of the growth of the firm*. Basil Blackwell.
- Pesqueux, Y. (2002). *Organisations : modèles et représentations*. Presses Universitaires de France.
- Portnoff, L., & Soupizet, J. F. (2018). *L'intelligence artificielle : une révolution stratégique*. Futuribles.
- Rogers, E. M. (1995). *Diffusion of innovations* (4th ed.). Free Press. (Original work published 1962).
- Russell, S., & Norvig, P. (2021). *Artificial intelligence: A modern approach* (4th ed.). Pearson.
- Samuel, A. L. (1959). Some studies in machine learning using the game of checkers. *IBM Journal of Research and Development*, 3(3), 210-229.
- Sutton, R. S., & Barto, A. G. (1998). *Reinforcement learning: An introduction*. MIT Press.
- Teece, D. J., Pisano, G., & Shuen, A. (1997). Dynamic capabilities and strategic management. *Strategic Management Journal*, 18(7), 509-533.
- Tegmark, M. (2017). *Life 3.0: Being human in the age of artificial intelligence*. Knopf.
- Temenos. (2024). *Temenos Generative AI research report*. Temenos AG.
- Trevor, H., Robert, T., & Jerome, F. (2001). *The elements of statistical learning: Data mining, inference, and prediction*. Springer.
- Turing, A. M. (1950). Computing machinery and intelligence. *Mind*, 59(236), 433-460.
- Zhang, L., Wang, X., & Liu, Y. (2022). Artificial intelligence in microfinance: Current trends and future directions. *International Journal of Financial Studies*, 10(3), 45.