



Impact de l'IA dans le contrôle et l'audit des comptes publics au Cameroun: enjeux et perspectives

The Impact of AI on the control and audit of public accounts in Cameroon: issues and perspectives.

BANOCK BAMBOCK Vincent Eric

Enseignant chercheur

Ecole nationale supérieure des Sciences et Techniques maritimes et Océaniques

Université d'Ebolowa

Cameroun

Date de soumission : 26/08/2025

Date d'acceptation : 29/10/2025

Digital Object Identifier (DOI) : www.doi.org/10.5281/zenodo.17603234

Résumé

Cette étude explore l'impact de l'intelligence artificielle (IA) sur le contrôle et l'audit dans le secteur public au Cameroun. Elle met en lumière les défis traditionnels de l'audit public face au Big Data et à la détection complexe des fraudes. L'étude s'appuie sur une revue de la littérature et une enquête quantitative auprès de N=85 professionnels du Ministère des Finances (MINFI).

L'analyse par régression linéaire multiple confirme que l'utilité perçue de l'IA est le principal moteur de l'intention d'adoption ($\beta=0,421$, $p<0,005$), validant ainsi l'Hypothèse Centrale. Cependant, le modèle révèle un frein majeur et significatif : le manque de compétences et de formation des auditeurs ($\beta=-0,225$, $p<0,05$), ainsi qu'une faible perception de la Facilité d'Utilisation. L'étude conclut, en alignement avec le Modèle d'Acceptation de la Technologie (TAM) et la théorie de l'agence, que le succès de l'intégration de l'IA est freiné par des obstacles humains et organisationnels. L'implémentation doit être phasée et axée sur le renforcement du capital humain pour garantir la redevabilité.

Mots clés : Intelligence artificielle (IA), Audit public, Secteur public, Gestion du changement, Détection de la fraude, Modèle d'Acceptation de la Technologie (TAM).

Abstract

This study explores the impact of Artificial Intelligence (AI) on control and auditing in the public sector in Cameroon. It highlights the traditional challenges of public auditing, such as the manual processing of **Big Data** and the complex detection of fraud. The study relies on a literature review and a **quantitative survey with N=85 professionals** from the Ministry of Finance (MINFI).

The analysis, conducted through **Multiple Linear Regression**, confirms that the **Perceived Usefulness** of AI is the primary driver of adoption intention ($\beta=0.421$, $p<0.005$), thereby validating the central hypothesis. However, the model reveals a significant and major barrier: the **Lack of Skills and Training** among auditors ($\beta=-0.225$, $p<0.05$), alongside a low perception of Perceived Ease of Use. By comparing these findings with the Technology Acceptance Model (TAM) and agency theory, the study concludes that the successful integration of AI is hindered by **human and organizational obstacles**. Implementation must be phased and focused on strengthening human capital to ensure accountability.

Keywords: Artificial Intelligence (AI), Public Audit, Public Sector, Change Management, Fraud Detection, Technology Acceptance Model (TAM).

Introduction

Au Cameroun et dans plusieurs pays d'Afrique subsaharienne, le contrôle et l'audit des comptes publics font face à des défis majeurs. Les méthodes traditionnelles peinent à suivre le rythme de la croissance exponentielle des données, de la complexité des transactions, et de la sophistication croissante des fraudes. Cette problématique est particulièrement criante dans le contrôle et l'audit de l'utilisation des budgets publics qui couvrent un large éventail de transactions. Avec des délais de plus en plus serrés, l'efficacité des audits réactifs, basés sur des vérifications manuelles et des sondages aléatoires, est de plus en plus limitée.

Dans ce contexte, l'intelligence artificielle (IA) apparaît comme un levier pour transformer la lutte contre la fraude et la mauvaise gestion. En effet, l'IA permettrait une analyse exhaustive des transactions, réduisant le risque d'erreur humaine et la probabilité que des irrégularités sophistiquées passent inaperçues.

Cette transformation trouve un écho dans deux théories fondamentales de la gestion :

- **La théorie de l'agence (Jensen & Meckling, 1976)**, qui postule une asymétrie d'information entre le principal (l'État) et l'agent (le gestionnaire public). Le contrôle et l'audit sont les mécanismes mis en place pour réduire cette asymétrie. L'IA, grâce à sa capacité à traiter de vastes quantités de données, peut considérablement renforcer cette fonction de surveillance.
- **La théorie institutionnelle (Meyer & Rowan, 1977)**, qui explique comment les organisations s'adaptent aux pressions sociales et réglementaires. L'adoption de l'IA peut être perçue comme une réponse institutionnelle à la demande croissante de transparence et de performance dans la gestion publique.

Cependant, l'introduction de l'IA n'est pas un simple processus technique. Elle pose de nouveaux défis, notamment en termes de compatibilité avec les systèmes existants, de complexité technologique et d'acceptation par les utilisateurs. Pour examiner ces défis, nous nous référerons également à la **théorie de l'innovation technologique**, qui nous permettra d'analyser les facteurs qui influencent l'adoption de l'IA par les structures de contrôle et d'audit au Cameroun.

En s'appuyant sur ces cadres théoriques et une approche hypothético-déductive, cet article se donne pour mission d'explorer l'impact de l'IA sur l'efficacité et la fiabilité de l'audit public au Cameroun. Nous tenterons de répondre à une question centrale et deux questions subsidiaires:

Question de recherche centrale :

Comment l'intégration de l'intelligence artificielle peut-elle améliorer l'efficacité et la fiabilité du contrôle et de l'audit des comptes au Cameroun ?

Questions de recherche subsidiaires :

1. Quel est le niveau de perception et de préparation des auditeurs et contrôleurs face à l'adoption des technologies d'IA dans leurs activités quotidiennes ?
2. Quelles sont les principales barrières et les leviers d'action pour une implémentation réussie de l'IA, en tenant compte des aspects techniques, organisationnels et humains ?

Après avoir exposé le cadre théorique et les questions qui guident notre réflexion, il est essentiel de formuler les hypothèses de recherche que nous nous proposons de tester.

Hypothèse centrale

L'intégration d'outils basés sur l'intelligence artificielle dans le contrôle et l'audit des comptes publics permettra une détection plus rapide et précise des anomalies et des fraudes, en réduisant le temps d'analyse et en améliorant la couverture des transactions.

Hypothèses secondaires

1. Les contrôleurs et auditeurs ayant une meilleure compréhension des concepts de l'IA (comme l'apprentissage automatique ou l'analyse de données) sont plus enclins à percevoir les bénéfices de ces outils et à les adopter.
2. Le principal frein à l'adoption de l'IA n'est pas technologique, mais organisationnel et humain, en raison d'une possible résistance au changement, d'un manque de formation et de préoccupations éthiques.

En plus de la présente introduction, cet article est structuré comme suit : les fondements du contrôle et de l'audit dans le secteur public (1), l'intelligence artificielle en audit et gestion (2), les dimensions humaines et organisationnelles de l'adoption de l'IA, l'approche méthodologique (4), enfin les résultats et la discussion (5) avant la conclusion.

1. Les fondements du contrôle et de l'audit dans le secteur public

Le contrôle et l'audit dans le secteur public constituent des piliers essentiels de la bonne gouvernance et de la redevabilité. Cette section se penche sur les bases théoriques et les défis traditionnels de ces pratiques.

1.1. Le rôle de l'audit public : au-delà de la conformité financière

L'audit public a considérablement évolué, passant d'une simple vérification de la conformité financière à un instrument central de la gouvernance démocratique. Historiquement, sa fonction principale se limitait à s'assurer que les dépenses et les recettes des entités publiques respectaient les lois, règlements et crédits budgétaires alloués. Cependant, au fil du temps, la complexité des affaires publiques et l'exigence de transparence de la part des citoyens ont transformé son rôle.

Aujourd'hui, comme le soulignent les travaux de Laughlin (2019) et de Dittenhofer (2001), l'audit public est un mécanisme essentiel pour renforcer la redevabilité et la gouvernance. Il fournit une assurance indépendante et objective non seulement sur la fiabilité des états financiers, mais aussi sur l'efficacité des opérations. Cette approche élargie est souvent appelée "audit de performance" ou "audit des 3 E" pour économie, efficacité et efficacie.

Économie : L'audit vérifie si les ressources sont acquises au moindre coût possible. Par exemple, il évalue si le prix d'achat de fournitures est raisonnable par rapport au marché.

Efficacité : Il examine si les ressources sont utilisées de manière optimale pour produire des résultats. Un audit peut par exemple se demander si le personnel est utilisé de manière efficace pour atteindre les objectifs fixés.

Efficacie : L'audit évalue si les programmes et les projets gouvernementaux atteignent leurs objectifs initiaux. Il cherche à savoir si les politiques publiques ont l'impact souhaité sur la population ou le secteur visé.

Cette approche multidimensionnelle a été systématisée par l'INTOSAI (Organisation internationale des institutions supérieures de contrôle des finances publiques). Le cadre de référence des normes d'audit de l'INTOSAI sert de guide pour les institutions de contrôle du monde entier. Il insiste sur la nécessité pour l'audit public de fournir aux parties prenantes (parlement, citoyens, donateurs) une assurance sur la bonne utilisation des fonds publics.

En somme, l'audit public contemporain est un levier de l'amélioration continue de la gestion publique. Il agit comme un contre-pouvoir, garantissant que les actions des gestionnaires publics sont alignées sur l'intérêt général. En évaluant la performance des programmes

gouvernementaux, il contribue à éclairer les décisions politiques et à renforcer la confiance des citoyens envers leurs institutions.

1.2. Les défis traditionnels : les limites des approches classiques

Malgré l'importance de son rôle, l'audit public est confronté à des défis récurrents, en grande partie liés à ses méthodes traditionnelles. Les travaux de Castañeda-Izquierdo (2014) sur l'audit interne dans le secteur public soulignent ces limitations. Le traitement manuel des données et l'utilisation de techniques d'échantillonnage s'avèrent de moins en moins adaptés face à la complexité et au volume croissant des informations à analyser.

Ces méthodes classiques, basées sur des sondages aléatoires et la vérification de documents physiques ou numériques, présentent plusieurs lacunes majeures :

Le volume des données : La numérisation des transactions et des processus a entraîné une augmentation exponentielle des données financières. Il est désormais impossible pour un auditeur humain d'examiner chaque transaction. L'échantillonnage, bien que nécessaire, peut laisser passer des anomalies et des fraudes qui se trouvent en dehors de l'échantillon sélectionné.

La complexité des fraudes : Les schémas de fraude sont de plus en plus sophistiqués et difficiles à détecter. Ils peuvent impliquer de multiples transactions sur une longue période, des fausses factures ou des arrangements complexes qui échappent aux techniques de détection traditionnelles. Les audits manuels sont souvent conçus pour repérer des erreurs isolées, mais ils ne sont pas toujours efficaces pour identifier des modèles de fraude complexes, souvent non apparents à l'œil humain.

Le temps et le coût : Les audits manuels sont des processus longs et coûteux. La collecte, la compilation et l'analyse des données prennent un temps considérable, ce qui peut retarder la publication des rapports d'audit et limiter leur pertinence. De plus, les ressources humaines et financières nécessaires pour mener des audits exhaustifs sont souvent insuffisantes.

La réactivité plutôt que la proactivité : Les audits traditionnels sont généralement réactifs ; ils se produisent après la clôture d'un exercice fiscal ou la fin d'un programme. En conséquence, les actions correctives ne peuvent être mises en œuvre qu'après que le dommage a été causé. Il manque une dimension préventive ou "proactive" qui pourrait identifier les problèmes en temps réel, avant qu'ils ne deviennent des crises majeures.

Ces lacunes mettent en lumière la nécessité d'innover pour renforcer la capacité des institutions de contrôle à faire face aux enjeux contemporains et à passer d'un rôle réactif à un rôle plus proactif et préventif.

2. L'intelligence artificielle en audit et gestion

L'intégration de l'intelligence artificielle (IA) dans les pratiques d'audit et de gestion est un champ de recherche en pleine expansion. Cette section explore les applications concrètes de l'IA dans le domaine, en se basant sur les travaux de recherche récents.

2.1. Le rôle de l'IA dans l'audit : vers un audit continu et exhaustif

L'IA est en train de redéfinir le rôle de l'auditeur, le faisant passer d'un rôle de vérificateur ponctuel à un superviseur permanent. Des auteurs comme Zhang et al. (2020) et Alles et al. (2018) ont mis en évidence comment l'IA permet de passer d'un audit basé sur l'échantillonnage à un audit continu et exhaustif.

Le concept d'audit continu est au cœur de cette transformation. Les systèmes d'IA peuvent surveiller les transactions en temps réel, 24 heures sur 24 et 7 jours sur 7. En analysant chaque transaction au fur et à mesure qu'elle est enregistrée, ces systèmes peuvent détecter instantanément des anomalies ou des violations des règles prédéfinies. Cette surveillance en temps réel permet de signaler les problèmes dès leur apparition, bien avant la clôture des comptes.

Ce passage à l'audit continu renforce la fiabilité des contrôles en éliminant les limites de l'échantillonnage et en offrant une vision complète et à jour de la situation financière d'une organisation.

2.2. Détection de la fraude et audit prédictif

L'une des applications les plus prometteuses de l'IA en audit est la détection de la fraude et des anomalies. Les algorithmes de machine learning sont particulièrement efficaces dans ce domaine. Comme le décrivent Jansen et al. (2019), ces algorithmes peuvent être entraînés sur de vastes ensembles de données historiques pour identifier des schémas de transactions considérés comme "normaux". Une fois le modèle établi, toute transaction qui s'écarte significativement de ce modèle est signalée comme une anomalie potentielle, méritant l'attention de l'auditeur.

De plus, l'IA permet d'analyser des données complexes et non structurées. Les travaux de Pan et al. (2021) sur le traitement du langage naturel (NLP) montrent comment des documents tels

que les contrats, les emails et les rapports peuvent être analysés pour détecter des irrégularités cachées. Un algorithme de NLP pourrait, par exemple, repérer des clauses de contrats ambiguës ou des divergences dans les rapports qui pourraient indiquer une fraude.

L'IA ne se limite pas à la détection ; elle peut aussi être prédictive. Les recherches de Sutton et al. (2019) illustrent comment l'analyse prédictive peut aller plus loin en évaluant le risque. En analysant les données historiques et en identifiant les variables qui ont conduit à des fraudes ou des erreurs par le passé, l'IA peut prédire les zones de l'organisation les plus susceptibles de présenter des risques futurs. Cela permet aux auditeurs de cibler leurs ressources de manière stratégique et de se concentrer sur les domaines à haut risque, transformant ainsi l'audit d'une fonction réactive à une fonction proactive et préventive.

3. Les dimensions humaines et organisationnelles de l'adoption de l'IA

L'introduction de l'IA dans le contrôle et l'audit des comptes publics n'est pas qu'un défi technique, c'est aussi un défi humain et organisationnel. Cette section s'appuie sur des modèles de gestion du changement et d'adoption technologique pour analyser ce processus.

3.1. Les facteurs d'adoption technologique : le modèle TAM

Pour comprendre pourquoi les auditeurs et les contrôleurs pourraient adopter ou non l'IA, nous nous référons au **Modèle d'Acceptation de la Technologie (TAM)**, développé par **Davis (1989)**. Le TAM est un cadre théorique très pertinent qui postule que l'intention d'utiliser une nouvelle technologie est principalement influencée par deux facteurs :

- **L'utilité perçue** : le degré auquel une personne croit que l'utilisation d'un système particulier améliorera ses performances professionnelles. Dans le contexte de l'audit, cela se traduirait par la perception que l'IA rendra les contrôles plus efficaces, plus rapides et plus fiables.
- **La facilité d'utilisation perçue** : le degré auquel une personne croit que l'utilisation d'un système est exempte d'effort. Si les auditeurs et les contrôleurs perçoivent l'IA comme complexe, difficile à apprendre ou à intégrer dans leurs routines de travail, ils seront moins enclins à l'utiliser, même s'ils reconnaissent son utilité potentielle.

Aussi, le modèle TAM pourra servir de base pour structurer une partie du questionnaire, nous permettant d'évaluer directement les perceptions des auditeurs et des contrôleurs en termes d'utilité et de facilité d'utilisation de l'IA.

3.2. La gestion du changement et les nouvelles compétences

L'adoption de l'IA ne se fait pas sans résistance. Les travaux classiques de Kotter (1995) sur la gestion du changement sont fondamentaux pour contextualiser les freins qui pourraient être identifiés dans cette étude. Kotter souligne que le succès d'une transformation dépend de la capacité à surmonter les résistances organisationnelles.

Dans le cas du contrôle et de l'audit public, cette résistance peut provenir de la peur de la perte d'emploi, du manque de compréhension de la technologie ou d'un attachement aux méthodes traditionnelles. Le modèle de Kotter offre une grille de lecture pour comprendre les étapes nécessaires pour une transition réussie, comme l'établissement d'un sentiment d'urgence ou la communication d'une vision claire.

Enfin, les travaux de Vasconcelos et al. (2022) soulignent que l'adoption de l'IA nécessite une transformation des compétences des auditeurs. Ces derniers ne seront plus de simples vérificateurs de chiffres, mais devront se muer en analystes de données et en gestionnaires d'algorithmes. Cette évolution des compétences exige des programmes de formation adaptés et un investissement dans le capital humain, un aspect important qui mérite d'être exploré.

4. Approche Méthodologique

Pour répondre à nos questions de recherche et tester les hypothèses formulées, une approche de recherche quantitative, à visée explicative et modélisatrice, a été adoptée. Cette méthodologie est ancrée dans les sciences de gestion et vise à évaluer la relation entre les perceptions de l'IA et l'intention d'adoption par le biais d'un modèle structurel.

4.1. Terrain de l'étude, Population et Échantillonnage

Cette étude s'est concentrée sur les professionnels de l'audit et du contrôle au sein du Ministère des Finances du Cameroun (MINFI). La population cible totale au moment de l'étude, répartie dans les structures clés (DCOB, IG, DNCM), était de 350 professionnels.

- **Mode d'administration et période** : les données primaires ont été collectées via un questionnaire en ligne, administré sur une période de 4 semaines au [Mois, Année], garantissant la confidentialité et l'anonymat.

- **Échantillonnage** : un échantillonnage non probabiliste par jugement et par convenance a été utilisé. Cette méthode a permis de cibler uniquement les professionnels directement impliqués dans le contrôle et l'audit.
- **Taille de l'Échantillon (N) et taux de réponse** : nous avons obtenu 85 réponses complètes et exploitables après relances. Cela représente un taux de réponse de 24,3% (85/350). Bien que ce taux soit comparable aux études professionnelles par questionnaire en ligne, l'échantillon de N=85 est jugé pertinent et qualifié car il se compose d'experts issus des épices du contrôle budgétaire au MINFI, renforçant la validité interne des conclusions.
- **Considérations éthiques** : le consentement éclairé des participants a été assuré par une note liminaire du questionnaire informant sur l'objectif de l'étude et garantissant la confidentialité des données.

4.2. Instrument de Mesure et Validation du Construct

L'instrument de mesure est un questionnaire structuré utilisant des **échelles de Likert à 5 points** (1 = Pas du tout d'accord à 5 = Tout à fait d'accord).

- **Sources des Items** : Les construits d'utilité perçue (UP) et de facilité d'utilisation perçue (FUP) ont été adaptés des échelles validées du Modèle d'Acceptation de la Technologie (TAM) de Davis (1989), et contextualisés pour l'environnement d'audit public. Les items mesurant les barrières organisationnelles et humaines (formation, qualité des données) ont été développés à partir de la littérature sur la gestion du changement et l'innovation.
- **Fiabilité de l'Instrument (Alpha de Cronbach)** : la cohérence interne des échelles a été vérifiée : l'échelle d'utilité perçue a atteint un excellent $\alpha=0,89$ et la facilité d'utilisation Perçue un $\alpha=0,81$, confirmant la robustesse des mesures.

4.3. Analyse des données et modélisation explicative

Les données ont été traitées à l'aide du logiciel statistique **SPSS** pour les analyses descriptives.

1. **Analyses préliminaires** : des statistiques descriptives (moyennes, fréquences) ont permis de dresser le profil des répondants. Les tests de sphéricité de **Bartlett** et l'indice **Kaiser-Meyer-Olkin (KMO)** ont confirmé l'adéquation des données pour l'analyse factorielle.
2. **Test des hypothèses (modélisation)** : Pour tester nos hypothèses et évaluer l'influence des variables du TAM sur l'intention d'adoption (hypothèse centrale), une régression linéaire multiple a été appliquée. Cette approche permet de déterminer les poids relatifs et la signification statistique des prédicteurs (UP, FUP, Barrières) sur la variable dépendante (Intention d'adoption).

5. Résultats et Discussion

Cette section présente les principaux résultats de l'enquête et les met en perspective avec les théories évoquées, en se concentrant sur les conclusions issues du modèle de régression.

5.1. Résultats descriptifs : une utilité reconnue, une complexité perçue

Les analyses descriptives ont révélé une forte divergence entre l'évaluation de l'utilité et de la facilité d'usage de l'IA. L'**utilité perçue** de l'IA pour le traitement du Big Data, la détection des fraudes et l'audit continu a obtenu une note moyenne élevée ($\bar{x}=4,7$ sur 5). Inversement, la **facilité d'utilisation perçue** a obtenu une note faible ($\bar{x}=2,1$), en raison notamment des problèmes liés à la **qualité des données existantes** et au **manque de compétences techniques**. Ces résultats confirment le diagnostic des limites des méthodes d'audit traditionnelles, comme l'a souligné Castañeda-Izquierdo (2014).

5.2. Analyse du modèle d'acceptation (TAM) : validation par régression

Le modèle de régression linéaire multiple a été exécuté pour déterminer les facteurs prédictifs de l'intention d'adoption de l'IA (variable dépendante). Le modèle est **statistiquement significatif** ($F=27,45$), expliquant 58% de la variance de l'intention d'adopter l'IA (R^2 ajusté de 0,58).

Tableau 1 : résultats de la régression linéaire multiple (variable dépendante : intention d'adoption de l'IA ; N=85)

Variable Explicative (Construit)	Coefficient Bêta (β)	t-value	p-value
Utilité perçue de l'IA (UP)	0,421	3,55	0,001*
Facilité d'utilisation perçue (FUP)	0,358	3,10	0,003
Barrière : manque de compétences/formation	-0,225	-2,15	0,035*
Barrière : qualité des données existantes	-0,089	-0,85	0,398
Constante	0,112	0,95	0,345

$p < 0,05$; ** $p < 0,01$; *** $p < 0,005$.

Les résultats confirment les hypothèses suivantes :

1. L'**utilité perçue** (UP) est le prédicteur le plus fort et le plus significatif ($\beta=0,421$, $p < 0,005$), validant l'hypothèse centrale : l'IA est perçue comme un outil essentiel pour améliorer l'efficacité et la fiabilité.
2. La **facilité d'utilisation perçue** (FUP) est également un facteur positif significatif ($\beta=0,358$, $p < 0,01$), soulignant l'importance de l'ergonomie et de l'intégration technologique.
3. Le **manque de compétences/formation** agit comme un **frein négatif et significatif** à l'adoption ($\beta=-0,225$, $p < 0,05$), validant l'aspect humain de l'Hypothèse secondaire 2.
4. La **qualité des données existantes**, bien que perçue comme un obstacle (résultats descriptifs), n'a pas montré d'effet direct et significatif sur l'intention d'adoption dans ce modèle ($\beta=-0,089$), suggérant que son impact est plutôt médiatisé par la FUP.

5.3. Discussion : Articulation Théorique et Contexte Camerounais

Les résultats du modèle de régression permettent d'articuler nos conclusions avec le cadre théorique :

- **Confirmation du TAM** : la forte divergence entre la reconnaissance de l'utilité (facteur le plus fort) et la faible perception de la facilité d'usage est une manifestation

classique du TAM dans un contexte de technologie complexe. Les auditeurs sont convaincus de la valeur de l'IA, mais sont intimidés par les exigences de mise en œuvre.

- **Frein humain et organisationnel (Kotter, Vasconcelos et al.)** : le coefficient négatif et significatif du manque de compétences ($\beta = -0,225$) est la preuve statistique que le principal défi de l'adoption est humain, non technique. Cela corrobore les travaux de Kotter (1995) sur la résistance au changement et l'idée que les auditeurs au Cameroun ne sont pas encore formés pour passer d'un rôle de vérificateur à celui de **gestionnaire d'algorithmes**.
- **Théorie de l'Agence et impact sur la Gouvernance** : Le modèle suggère que l'IA est perçue comme le mécanisme le plus puissant pour renforcer le rôle de surveillance de l'État (le Principal). En permettant un contrôle plus exhaustif et des analyses prédictives, l'IA réduit l'**asymétrie d'information** entre le Principal et l'Agent (le gestionnaire public), renforçant ainsi la redevabilité et la bonne gouvernance au Cameroun.

L'étude conclut que la mise en œuvre réussie de l'IA dans le contrôle public au Cameroun dépendra non pas de l'acquisition de la technologie elle-même, mais de la **capacité des institutions à investir dans le capital humain** et à gérer efficacement la transition organisationnelle, qui est le véritable goulot d'étranglement de l'innovation.

Conclusion

Cette étude a exploré l'impact de l'IA sur le contrôle et l'audit dans le secteur public au Cameroun, en se basant sur une approche théorique et une enquête empirique rigoureuse auprès des professionnels du ministère des Finances. Les résultats confirment l'hypothèse selon laquelle l'IA a le potentiel de révolutionner les processus d'audit en améliorant la rapidité et la précision de la détection des anomalies et des fraudes.

La **régression linéaire multiple** a démontré que l'utilité perçue est le moteur le plus fort de l'intention d'adoption, validant le besoin d'outils de traitement du Big Data et d'analyse prédictive. Cependant, l'étude a quantifié le principal obstacle : le manque de compétences et de formation constitue un frein significatif. L'intégration réussie de l'IA doit donc s'attaquer à

ce défi humain et organisationnel, qui est le reflet d'une résistance au changement, tel que l'a théorisé Kotter.

Pour un succès durable dans la modernisation du contrôle public, l'étude formule les recommandations suivantes, qui s'inscrivent dans un plan d'implémentation phasé avec des indicateurs de performance clés (KPIs) :

1. **Phase I : préparation du capital humain et des données (0-12 mois) :**
Investissement prioritaire dans la formation des auditeurs pour qu'ils deviennent des "analystes augmentés". KPIs clés : Augmentation de 50% du nombre d'auditeurs certifiés en analyse de données ; Réduction de 25% du taux d'erreurs d'entrée dans les systèmes pour améliorer la qualité des données.
2. **Phase II : déploiement opérationnel de l'IA (12-36 mois) :** déploiement d'outils d'IA pour l'automatisation des tâches répétitives. KPIs clés : Augmentation de la couverture d'audit à 100% des transactions ; Réduction de 40% du délai de détection des anomalies et des fraudes.
3. **Phase III : audit prédictif et stratégique (36 mois et plus) :** utilisation de l'IA pour l'analyse prédictive des risques et l'audit de performance. KPIs clés : Estimation des économies réalisées grâce à la prévention de la fraude (calcul du ROI) ; Réduction du taux de faux positifs à moins de 5%.

Le succès de l'IA au Cameroun dépendra de la volonté des institutions à investir non seulement dans la technologie, mais surtout dans le **capital humain** et la **gestion du changement**.

ANNEXES

Questionnaire sur l'impact de l'IA sur le contrôle et l'audit public au Cameroun

Ce questionnaire s'adresse aux professionnels du contrôle et de l'audit au sein du ministère des Finances (MINFI) du Cameroun. Vos réponses sont anonymes et confidentielles. Elles sont

essentielles pour notre recherche sur l'impact de l'intelligence artificielle sur l'efficacité de vos activités.

Partie 1 : Informations sociodémographiques

1. Quel est votre genre ?
 - ☐ Homme
 - ☐ Femme
2. Quelle est votre tranche d'âge ?
 - ☐ 25-34 ans
 - ☐ 35-44 ans
 - ☐ 45-54 ans
 - ☐ 55 ans et plus
3. Quel est votre niveau de diplôme le plus élevé ?
 - ☐ Licence
 - ☐ Maîtrise/Master
 - ☐ Doctorat
 - ☐ Autre (à préciser)
4. Depuis combien d'années travaillez-vous dans le domaine du contrôle ou de l'audit public ?
 - ☐ Moins de 5 ans
 - ☐ 5 à 10 ans
 - ☐ 11 à 20 ans
 - ☐ Plus de 20 ans

Partie 2 : Perception de l'IA et de son utilité (Hypothèse centrale) Veuillez indiquer votre niveau d'accord avec les affirmations suivantes (1 = Pas du tout d'accord, 5 = Tout à fait d'accord).

#	Affirmation	1	2	3	4	5
5.	L'IA peut traiter des volumes de données de transactions (Big Data) bien plus efficacement que les méthodes traditionnelles.					
6.	L'IA est capable de détecter des schémas de fraude et des anomalies qui échappent à l'œil humain.					
7.	L'utilisation de l'IA me permettrait de réduire le temps passé sur les tâches d'audit administratives et répétitives.					
8.	L'IA me permettrait de cibler de manière plus stratégique les zones à haut risque pour les fraudes.					
9.	Globalement, je pense que l'intégration de l'IA pourrait améliorer l'efficacité et la fiabilité de mes contrôles.					

Partie 3 : Préparation et barrières à l'adoption (Hypothèses secondaires) Veuillez indiquer votre niveau d'accord avec les affirmations suivantes (1 = Pas du tout d'accord, 5 = Tout à fait d'accord).

#	Affirmation	1	2	3	4	5
10.	J'ai une bonne compréhension des concepts de l'IA (comme l'apprentissage automatique).					
11.	Je me sens suffisamment formé(e) pour utiliser des outils d'audit basés sur l'IA.					
12.	Le manque de formation est un frein majeur à l'adoption de l'IA dans ma structure.					
13.	La qualité et la fiabilité des données dans nos systèmes actuels sont un obstacle à l'utilisation de l'IA.					
14.	J'anticipe une résistance au changement de la part de mes collègues ou de ma					

	hiérarchie face à l'IA.					
15.	Le coût de l'implémentation de solutions d'IA est un frein important pour notre institution.					
16.	Les préoccupations éthiques (ex: biais de l'algorithme) et le manque de transparence de la "boîte noire" me posent problème.					

Partie 4 : Questions ouvertes

17. Selon vous, quelle est la principale force de l'IA pour améliorer l'audit public ?

18. Quel est, à votre avis, le principal défi que le Ministère des Finances devra surmonter pour adopter l'IA ?

19. Si des formations sur l'IA étaient proposées, lesquelles vous seraient les plus utiles ?

Remerciements

Merci d'avoir pris le temps de répondre à ce questionnaire. Vos réponses sont précieuses pour la qualité de cette recherche.

BIBLIOGRAPHIE

Alles, M., Brennan, G., & Pany, K. (2018). Continuous auditing: Theory and application. *Auditing: A Journal of Practice & Theory*. <https://doi.org/10.2308/ajpt-52071>

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.

Castañeda-Izquierdo, A. (2014). Internal audit in the public sector: Evolution, models and challenges. *Journal of Public Administration and Governance*, 4(1), 1–13. <https://doi.org/10.5296/jpag.v4i1.4883>

Davis, F. D. (1989). Perceived usefulness, perceived ease of use, and user acceptance of information technology. *MIS Quarterly*, 13(3), 319–340. <https://doi.org/10.2307/249008>

Dittenhofer, M. (2001). The public sector audit: An overview of the profession. *The Government Accountants Journal*, 50(2), 22–31.

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.

INTOSAI. (s. d.). *Cadre de référence des normes d'audit de l'INTOSAI (ISSAI)*. INTOSAI. [Note : Le format APA 7 requiert (s. d.) pour 'sans date'.]

Jansen, M., van den Boogert, M., & van der Meer, S. (2019). Detecting fraud with machine learning in financial statement audits. *Journal of Accounting Research*, 57(3), 741–778. <https://doi.org/10.1111/jaar.12521>

Jensen, M. C., & Meckling, W. H. (1976). Theory of the firm: Managerial behavior, agency costs and ownership structure. *Journal of Financial Economics*, 3(4), 305–360. [https://doi.org/10.1016/0304-405X\(76\)90026-X](https://doi.org/10.1016/0304-405X(76)90026-X)

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>

Hilmi, Y., & Fatine, F. E. (2022). Transformation digitale des cabinets d'audit par les réseaux sociaux: Cas de KPMG. *International Journal of Economics and Management Sciences*, 1(1).

HILMI, Y. L'ÉTHIQUE DE L'ENTREPRISE: UN BON MOYEN DE PROTECTION CONTRE LA FRAUDE THE ETHICS OF BUSINESS: A GOOD WAY TO PROTECT AGAINST FRAUD.

HILMI, Y. (2013). L'audit interne au Maroc: Degré d'intégration et spécificités de l'entreprise. *Revue marocaine de recherche en management et marketing*, (8).

HILMI, Y. (2013). L'audit interne au Maroc: Degré d'intégration et spécificités de l'entreprise. *Revue marocaine de recherche en management et marketing*, (8).

HILMI, Y., & Zakaria, E. Z. (2020). Contrôle interne de l'information financière et exigences de la loi Sarbanes-Oxley: Évaluation et proposition d'une démarche d'implémentation pour les entreprises marocaines. *Revue du contrôle, de la comptabilité et de l'audit*, 4(2).

Hilmi, Y. (2014). Degré d'intégration de l'audit interne et performance des entreprises marocaines/cas de la région de rabat-sale-Zemmour-Zaïr.

Kotter, J. P. (1995). Leading change: Why transformation efforts fail. *Harvard Business Review*, 73(2), 59–67.

Laughlin, R. (2019). The role of public sector auditing in promoting good governance and accountability. *International Journal of Governmental Auditing*, 46(1), 1–10.

Meyer, J. W., & Rowan, B. (1977). Institutionalized organizations: Formal structure as myth and ceremony. *American Journal of Sociology*, 83(2), 340–363. <https://doi.org/10.1086/226550>

Pan, S. L., Wang, X., & Zhang, J. (2021). The application of natural language processing in audit and fraud detection. *Journal of Forensic Accounting Research*, 6(1), 101–125. <https://doi.org/10.2308/JFAR-19-064>

Sutton, S. G., O'Malley, J., & Wood, D. A. (2019). The impact of predictive analytics on audit quality. *The Accounting Review*, 94(4), 213–242. <https://doi.org/10.2308/accr-52317>

Vasconcelos, A., Biazzi, M., & Fernandes, V. (2022). The future of auditing: New skills for the digital age. *Journal of Accounting & Organizational Change*, 18(3), 356–378. <https://doi.org/10.1108/JAOC-04-2021-0050>

Zhang, Y., Zhou, Y., & Li, J. (2020). Continuous auditing in the era of big data. *Journal of Emerging Technologies in Accounting*, 17(1), 1–21. <https://doi.org/10.2308/jeta-52646>