

**Impact de l'intelligence artificielle sur le contrôle de gestion au
Cameroun : amélioration de la qualité de l'information
décisionnelle à travers la prévision et la gestion des risques**

**The Impact of Artificial Intelligence on Management Control in
Cameroon: Enhancing the Quality of Decision-Making
Information through Forecasting and Risk Management**

MAYEGLE N. NGUIDJOL Solange

Enseignante chercheure

Institut Universitaire de Technologie

Université de Douala

Laboratoire De Recherche En Management Et Économie Appliquée (LAMEA)

Cameroun

Date de soumission : 09/03/2026

Date d'acceptation : 03/06/2026

Pour citer cet article :

MAYEGLE N. NGUIDJOL S. (2026) «Impact de l'intelligence artificielle sur le contrôle de gestion au Cameroun : amélioration de la qualité de l'information décisionnelle à travers la prévision et la gestion des risques», Revue Internationale du chercheur « Volume 7 : Numéro 2 » pp : 1164-1187

Résumé

La digitalisation croissante des organisations entraîne de plus en plus une transformation importante du contrôle de gestion, discipline essentielle du pilotage stratégique et opérationnel des entreprises. Cet article étudie l'impact de l'intégration de l'intelligence artificielle (IA) sur la qualité de l'information décisionnelle en contrôle de gestion. Sur la base d'un échantillon de 92 réponses provenant de contrôleurs de gestion et directeurs financiers camerounais, et en mobilisant des modèles d'équations structurelles (PLS-SEM), nous avons analysé comment l'IA améliore la prévision budgétaire et la gestion des risques organisationnels, contribuant ainsi à la précision et à la pertinence des informations décisionnelles. Les résultats montrent que la prévision assistée par l'IA permet une anticipation plus fine des tendances de performance, des écarts budgétaires et des besoins en ressources, tout en optimisant la planification stratégique. De plus, la gestion des risques optimisée par l'IA favorise la détection proactive des anomalies de gestion et l'évaluation continue des risques opérationnels, renforçant la fiabilité des systèmes de contrôle.

Mots clés : Intelligence artificielle, Contrôle de gestion, Information décisionnelle, Prévision budgétaire, Gestion des risques, Modèles d'équations structurelles (PLS-SEM).

Abstract

The increasing digitalisation of organisations is bringing about a significant transformation in management control, a discipline central to the strategic and operational steering of firms. This article examines the impact of artificial intelligence (AI) integration on the quality of decision-making information within management control. Drawing on a sample of 92 responses from Cameroonian management controllers and chief financial officers, and employing partial least squares structural equation modelling (PLS-SEM), we analysed how AI enhances budgetary forecasting and organisational risk management, thereby contributing to the accuracy and relevance of decision-making information. The findings indicate that AI-assisted forecasting enables a more refined anticipation of performance trends, budgetary variances, and resource requirements, whilst optimising strategic planning. Furthermore, AI-enhanced risk management promotes the proactive detection of management anomalies and the ongoing assessment of operational risks, thereby strengthening the reliability of control systems.

Keywords : Artificial Intelligence, Management Control, Decision-Making Information, Budget Forecasting, Risk Management, Structural Equation Modeling (PLS-SEM)

Introduction

Le contrôle de gestion, en tant que dispositif central de pilotage organisationnel, connaît une mutation sans précédent sous l'effet de la révolution numérique. L'intelligence artificielle (IA), par ses capacités avancées de traitement et d'analyse de données massives, s'impose progressivement comme un levier majeur de transformation des systèmes de contrôle et d'aide à la décision managériale. Dans un contexte économique marqué par une complexité croissante et une incertitude persistante, les organisations ressentent un besoin urgent de disposer d'informations décisionnelles plus précises, plus rapides et mieux orientées vers l'action (Robert, 2019 ; El Khazri et al,2026).

Traditionnellement fondé sur des outils rétrospectifs tels que le tableau de bord, le budget ou le reporting périodique, le contrôle de gestion s'est longtemps contenté d'une vision historique de la performance (Anthony, 1965). Or, l'émergence de l'analyse prédictive, de l'apprentissage automatique et des systèmes d'aide à la décision intelligents ouvre désormais la voie à une comptabilité de gestion prospective, capable d'anticiper les dérives, de simuler des scénarios et d'évaluer les risques en temps réel (Chen et Zhang, 2014). Cette évolution représente un saut qualitatif fondamental dans la manière dont les organisations pilotent leur performance Bachiri. et El Kadiri, (2026).

La prévision, pilier essentiel du contrôle de gestion, se trouve profondément enrichie par les algorithmes d'IA. Les modèles de machine learning permettent désormais d'exploiter des volumes considérables de données historiques et contextuelles pour produire des prévisions budgétaires, de trésorerie et de performance plus fiables et mieux calibrées. Ils révèlent des tendances latentes que les méthodes traditionnelles ne parviennent pas à détecter, réduisant ainsi les écarts entre prévision et réalisation (El Khazri et al, 2026). Parallèlement, la gestion des risques organisationnels bénéficie de l'apport des systèmes d'IA qui permettent une surveillance continue, une détection précoce des anomalies et une modélisation proactive des scénarios de risque (Zhou et Han, 2023).

Cependant, malgré l'intérêt croissant pour l'IA dans les fonctions financières, comptables et en contrôle de gestion, peu de travaux empiriques se sont spécifiquement penchés sur son influence sur la qualité de l'information décisionnelle dans le contexte des entreprises africaines, et particulièrement camerounaises. Cette lacune théorique et empirique justifie le présent travail, qui vise à évaluer à quel point l'IA, à travers les dimensions de la prévision et de la gestion des risques, contribue à améliorer la qualité de l'information produite par les systèmes de contrôle

de gestion. Cela étant, cette problématique centrale nous conduit à formuler la question de recherche suivante : comment l'intégration de l'IA dans les processus de contrôle de gestion, à travers la prévision et la gestion des risques, améliore-t-elle la qualité de l'information décisionnelle ?

La recherche adopte une approche quantitative et mobilise les modèles d'équations structurelles (PLS-SEM) pour tester empiriquement les relations entre les variables retenues. Elle s'appuie sur des données collectées auprès de professionnels du contrôle de gestion et de la finance, et vise à fournir une contribution empirique originale à la compréhension de la transformation digitale du contrôle de gestion.

Dans l'optique de répondre à notre interrogation, nous organisons le présent papier en quatre parties. La première partie fait la revue de la littérature en mettant en évidence l'évolution du contrôle de gestion à l'ère numérique, notamment à travers les technologies d'intelligence artificielle appliquées à la prévision et à la gestion des risques en contrôle de gestion. La deuxième partie présente le cadre théorique mobilisé pour analyser les interactions entre l'IA et les pratiques du contrôle de gestion. La troisième partie expose la méthodologie de recherche ainsi que les principaux résultats et leurs implications. La quatrième partie propose une discussion des résultats. Enfin, la conclusion met en évidence les apports, les limites et les perspectives de recherche

1. Revue de la littérature

1.1. L'évolution du contrôle de gestion à l'ère numérique

Le contrôle de gestion a connu une évolution substantielle depuis ses fondements tayloriens. De la simple comptabilité analytique aux systèmes ERP (Enterprise Resource Planning) intégrés, la discipline a progressivement intégré les innovations technologiques pour répondre aux exigences croissantes des organisations en matière de pilotage (Lorino, 2003). Les premières vagues de digitalisation, portées par les bases de données relationnelles et les outils de Business Intelligence dans les années 1990-2000, ont permis d'automatiser le reporting et d'améliorer la disponibilité de l'information financière (Laudon et Laudon, 2022). Toutefois, ces systèmes restaient largement rétrospectifs, offrant une photographie du passé plus qu'une vision prospective Alami Gholami et Lotif (2026).

L'avènement de l'IA et des algorithmes de machine learning marque une rupture paradigmatique dans cette trajectoire. Brynjolfsson et McAfee (2014) ont été parmi les premiers à théoriser

l'impact de ces technologies sur la transformation des fonctions de gestion, en soulignant leur capacité à augmenter les capacités cognitives des décideurs. Dans le champ spécifique du contrôle de gestion, Kokina et Davenport (2017) ont mis en évidence la manière dont l'IA transforme le rôle du contrôleur de gestion, le faisant évoluer de producteur de données vers analyste stratégique et conseiller de la direction.

1.1.1 Technologies d'IA et prévision en contrôle de gestion

La prévision constitue l'une des missions fondamentales du contrôle de gestion. Elle englobe la construction budgétaire, la prévision des flux de trésorerie, l'estimation des coûts prévisionnels et l'anticipation des indicateurs de performance. Les méthodes traditionnelles de prévision, fondées sur les tendances historiques et les jugements d'experts, souffrent d'importantes limites face à la complexité et à la volatilité des environnements contemporains.

L'IA, et particulièrement le machine learning, offre une approche radicalement différente (Amer et al.). Les algorithmes supervisés, tels que les forêts aléatoires ou les réseaux de neurones, sont capables d'apprendre des patterns complexes à partir de données multidimensionnelles et d'en extraire des signaux prédictifs d'une précision bien supérieure aux modèles économétriques classiques (Wang et Wang, 2022). Le deep learning, sous-catégorie du machine learning, est particulièrement efficace pour analyser des données temporelles non linéaires, telles que les séries de ventes, les coûts de production ou les ratios financiers, et en extraire des tendances difficiles à percevoir par les méthodes conventionnelles.

Des études récentes confirment l'apport de ces technologies dans la prévision budgétaire. Smith, Brown et Nguyen (2022), Jain et al. (2023) ont démontré empiriquement que l'utilisation du machine learning dans les prévisions financières réduit significativement les écarts entre prévisions et réalisations, tout en augmentant la réactivité des systèmes de contrôle face aux chocs conjoncturels. Dans le contexte africain émergent, cette capacité à produire des prévisions robustes en environnement incertain revêt une importance particulière (Kumar et Singh, 2023).

1.1.2 IA et gestion des risques dans le contrôle de gestion

La gestion des risques constitue le second pilier de notre modèle. Dans le cadre du contrôle de gestion, elle englobe la détection des anomalies dans les processus de reporting, l'évaluation des risques opérationnels, financiers et stratégiques, et la mise en place de systèmes d'alerte précoce. Les outils d'IA transforment profondément cette dimension en permettant une surveillance continue et automatisée des indicateurs de risque (Zhou et Han, 2023).

Les systèmes d'IA peuvent analyser en temps réel des milliers d'indicateurs de performance, détecter des comportements anormaux dans les données financières et opérationnelles, et générer des alertes automatiques avant que les risques ne se matérialisent en pertes réelles. Vasarhelyi, Kogan et Tuttle (2021) ont montré que l'intégration de l'IA dans les systèmes de contrôle interne permet une réduction significative des erreurs de reporting et des fraudes, grâce à des algorithmes capables de repérer des patterns d'anomalie invisibles à l'œil humain. Pour le contrôleur de gestion, cette capacité représente un enrichissement majeur de sa fonction de garde-fou organisationnel.

L'intégration de l'IA dans le contrôle de gestion présente des avantages multidimensionnels. Sur le plan de la qualité de l'information, elle améliore la précision, la fiabilité, la pertinence et la temporalité des données mises à la disposition des décideurs (Bhimani et Willcocks, 2022). Sur le plan opérationnel, elle permet d'automatiser les tâches répétitives à faible valeur ajoutée telles que la saisie, la consolidation, la mise en forme et ; de libérer le contrôleur de gestion pour des missions à plus forte valeur cognitive, telles que l'interprétation stratégique et l'accompagnement du changement.

Cependant, des défis importants subsistent. La résistance culturelle au changement, le manque de compétences en data science au sein des équipes de contrôle de gestion, et les enjeux de gouvernance et de sécurité des données constituent des freins significatifs à l'adoption (Li et al., 2021). La conformité réglementaire, notamment en matière de protection des données personnelles (RGPD en Europe, législations africaines équivalentes), impose également des contraintes supplémentaires que les organisations doivent intégrer dans leur stratégie de déploiement de l'IA (Veit et al., 2022).

1.2. Cadre théorique

1.2.1. Théorie de la prise de décision et rationalité limitée

Notre cadre conceptuel s'articule autour de deux corpus théoriques complémentaires. En premier lieu, la théorie de la prise de décision assistée par l'IA, telle que formalisée par Russell et Norvig (2021), postule que les systèmes intelligents peuvent augmenter la capacité décisionnelle humaine en traitant une information complexe à une vitesse et avec une précision inaccessible à l'être humain seul. Dans le contexte du contrôle de gestion, cette augmentation se traduit par une meilleure qualité des recommandations formulées par le contrôleur à destination des managers opérationnels.

En second lieu, la théorie de la rationalité limitée de Simon (1972) est particulièrement pertinente dans notre contexte. Elle stipule que les décideurs opèrent avec des capacités cognitives limitées, face à une information incomplète et sous contrainte de temps. Il est à noter que Simon (1972) insiste sur le caractère procédural de la rationalité en démontrant que les décideurs ne recherchent pas l'optimum, mais un « satisfaisant » dans un environnement complexe. Or, les systèmes d'IA, en optimisant des critères prédéfinis, peuvent enfermer le contrôleur dans une rationalité algorithmique (Daston et Galison, 2007) qui contredit l'esprit même de la rationalité limitée. Comme le souligne Badda et al (2025), l'IA peut rigidifier les processus décisionnels en éliminant l'exploration heuristique que Simon jugeait essentielle à l'adaptation organisationnelle. Ainsi, plutôt qu'une simple diminution des limites, l'IA pourrait introduire un biais de confirmation algorithmique car le contrôleur, rassuré par la précision de l'outil, néglige les signaux faibles ou les hypothèses alternatives (Klein, 2023).

D'après Russell et Norvig (2021), l'IA est envisagée comme un agent rationnel qui maximise une fonction d'utilité. Pourtant, dans le contrôle de gestion, la décision n'est pas purement technique, elle est également politique, négociée et contextuelle (Burchell et al., 1980). Des auteurs comme Argyris (1990) ou plus récemment Beane (2021) avertissent sur le risque d'affaiblissement professionnel en déléguant le traitement informationnel à l'IA. Le contrôleur perd alors sa capacité à questionner les données et à exercer un jugement critique. L'IA atténue ces limitations en automatisant le traitement informationnel et en synthétisant des données complexes en recommandations actionnables. En réduisant les biais décisionnels et en augmentant la cohérence des jugements, l'IA permet aux contrôleurs de gestion de se concentrer sur l'interprétation et l'action plutôt que sur la production et la consolidation des données. March et Olsen (2019), insistent d'ailleurs sur l'importance de l'interprétation qui suppose une familiarité avec les données brutes que l'IA peut contourner.

1.2.2. Théorie des systèmes d'information et qualité de l'information

La théorie des systèmes d'information, telle que développée par Laudon et Laudon (2022), constitue un pilier théorique central de ce travail. Elle postule que la qualité d'un système d'information se mesure à sa capacité à produire des données précises, complètes, actuelles et pertinentes pour les utilisateurs finaux. L'intégration de l'IA dans les systèmes d'information de gestion permet ainsi d'élever le niveau de qualité sur chacune de ces dimensions : la précision est améliorée par la détection automatique des erreurs, la complétude par l'intégration de sources de données multiples, l'actualité par le traitement en temps réel, et la pertinence par la

personnalisation des sorties selon les besoins des décideurs. Cette approche, dite technico-fonctionnelle, domine la littérature en systèmes d'information et présente le mérite de fournir des critères mesurables et objectivables.

Cependant, cette conception est critiquée par des auteurs comme Wang et Strong (1996) ou, plus récemment, Lee et al. (2022), qui défendent une conception contextuelle et perceptuelle de la qualité. Selon ces théoriciens, une information n'est de qualité que si elle est utile pour l'action dans un contexte décisionnel donné. Dans cette perspective, des travaux récents, portés par des auteurs comme Shanks et Corbitt (2022), considèrent la qualité de l'information non plus comme une propriété intrinsèque des données, mais comme le résultat d'une interaction dynamique entre l'utilisateur, le système d'information et le contexte décisionnel. L'IA ne se contente alors pas de générer une information de qualité ex nihilo ; elle s'inscrit plutôt dans une co-construction de la qualité informationnelle avec le contrôleur de gestion. Cette conception dynamique rejoint les travaux de Davenport et Harris (2019) sur l'analytique augmentée, selon lesquels l'IA permet une meilleure intégration et interopérabilité des sources de données, facilitant ainsi une vision consolidée et cohérente de la performance organisationnelle.

Enfin, Bhimani et Willcocks (2022) ont montré que la transformation digitale des systèmes de contrôle de gestion, lorsqu'elle est bien conduite, aboutit à une amélioration substantielle de la qualité de l'information mise à la disposition des managers, confirmant ainsi le potentiel de l'IA comme levier d'amélioration informationnelle, sous réserve d'une prise en compte du contexte d'usage et des interactions humaines.

2. Méthodologie

Cette étude s'inscrit dans un paradigme positiviste, qui privilégie une compréhension objective et mesurable des phénomènes étudiés. En nous fondant sur des données empiriques collectées de manière systématique auprès de professionnels du contrôle de gestion et des financiers, nous adoptons un raisonnement hypothético-déductif. Ce mode de raisonnement consiste à formuler des hypothèses basées sur des théories préexistantes, puis à les tester empiriquement pour confirmer ou infirmer leur validité.

Pour analyser les relations complexes entre les variables latentes de notre modèle conceptuel, nous recourons à la modélisation par équations structurelles selon la variante des moindres carrés partiels (PLS-SEM). Ce choix se justifie par plusieurs raisons. Premièrement, la PLS-SEM est particulièrement adaptée aux recherches exploratoires, où l'objectif est de prédire les relations entre les variables. Deuxièmement, elle permet de gérer des modèles complexes avec

de nombreuses variables latentes et indicateurs, tout en étant robuste face à des échantillons de taille modérée (92 répondants dans notre cas). Troisièmement, sa capacité à maximiser la variance expliquée des variables dépendantes tout en minimisant les résidus d'erreur en fait un outil puissant pour évaluer les hypothèses formulées (Hair et al., 2019 ; Sarstedt et al., 2021).

2.1. Présentation du modèle conceptuel

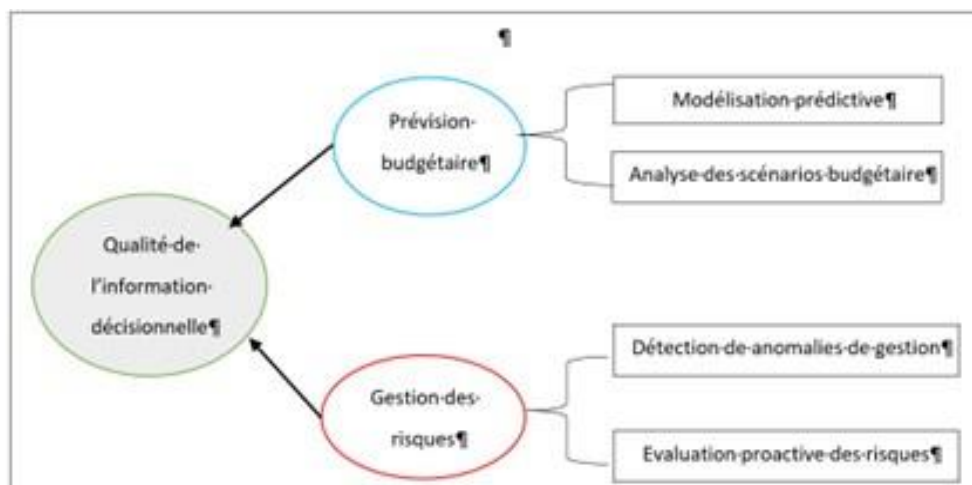
Le modèle conceptuel élaboré dans cette étude vise à explorer les effets de la prévision et de la gestion des risques, assistées par l'IA, sur la qualité de l'information décisionnelle en contrôle de gestion. Ce modèle est constitué de deux variables latentes principales à savoir la prévision budgétaire et la gestion des risques supposées avoir un impact direct et significatif sur la qualité de l'information décisionnelle.

La prévision budgétaire est représentée par deux sous-variables : la modélisation prédictive des performances et l'analyse des scénarios budgétaires. La modélisation prédictive des performances permet d'anticiper les tendances de coûts, de revenus et d'indicateurs clés à partir de données historiques et contextuelles, tandis que l'analyse des scénarios aide à évaluer différentes hypothèses d'évolution et à préparer des plans d'action contingents.

La gestion des risques inclut deux sous-variables : la détection des anomalies de gestion et l'évaluation proactive des risques opérationnels. La détection des anomalies permet d'identifier rapidement les écarts significatifs dans les données de reporting, tandis que l'évaluation proactive des risques aide à anticiper et quantifier les risques avant qu'ils ne se matérialisent.

Le schéma du modèle conceptuel ci-dessous illustre les relations structurelles entre ces variables latentes et la qualité de l'information comptable. Chaque lien structurel représente une hypothèse de recherche testée dans cette étude.

Figure N°1 : Modèle de recherche



Source : Nous même

2.2. Hypothèses de recherche

Sur la base du modèle conceptuel et de la revue de la littérature, deux hypothèses de recherche ont été formulées :

H1 : La prévision budgétaire intégrée et assistée par l'IA contribue significativement à améliorer la qualité de l'information décisionnelle en contrôle de gestion.

H2 : La gestion des risques optimisée et assistée par l'IA contribue significativement à améliorer la qualité de l'information décisionnelle en contrôle de gestion.

Pour tester ces hypothèses, nous adoptons une approche quantitative mobilisant des questionnaires structurés administrés auprès de professionnels du contrôle de gestion et des directeurs financiers. L'analyse des données est réalisée à l'aide de la modélisation par équations structurelles (PLS-SEM), permettant d'évaluer les relations entre les variables latentes et de tester la validité des hypothèses formulées. Cette méthodologie va permettre de fournir des preuves empiriques sur l'impact de l'IA sur la qualité de l'information décisionnelle et de proposer des recommandations pour l'intégration optimale de ces technologies dans les prévisions et la gestion des risques.

Pour garantir une représentation fidèle de notre population cible, composée de contrôleurs de gestion, et de gestionnaires financiers, nous avons utilisé un échantillonnage aléatoire stratifié. L'échantillon final comprend 92 répondants provenant de divers secteurs (industrie, services, commerce, secteur public) et d'entreprises de différentes tailles. Les données ont été recueillies à travers une plateforme sécurisée en ligne, sur une période de deux mois (novembre à décembre

2025), garantissant la confidentialité et l'anonymat des réponses. Un e-mail d'invitation expliquant les objectifs de l'étude et fournissant des instructions détaillées a été envoyé aux participants potentiels.

3. Résultats

3.1. Analyse descriptive de l'échantillon

L'analyse descriptive de cet échantillon porte sur quatre variables clés : la modélisation prédictive (MOD_PRE), l'analyse des scénarios (ANA_SCE), la détection des anomalies (DET_ANO) et l'évaluation des risques (EVA_RIS). Ces variables sont essentielles pour ressortir la manière dont l'IA peut renforcer la prévision financière et la gestion des risques, contribuant ainsi à l'amélioration de la qualité de l'information comptable.

Tableau N°1 : Statistiques Descriptives

	(MOD_PERF)	(ANA_SCE_B)	(DET_ANO_G)	(EVA_RIS_O)
STATISTIQUE	VALEUR	VALEUR	VALEUR	VALEUR
Moyenne	1.712	1.891	1.968	2.043
Médiane	2.000	2.000	2.000	2.000
Minimum observé	1.000	1.000	1.000	1.000
Maximum observé	4.000	5.000	5.000	5.000
Écart-type	0.812	0.851	0.796	0.748
Kurtosis	1.203	2.312	2.701	1.821
Asymétrie	1.187	1.274	1.189	0.912

Source : Extrait de SmartPLS

A la lecture de ce tableau, la moyenne de 1.712 indique que les répondants perçoivent la modélisation prédictive des performances comme étant en phase initiale d'adoption. Cette observation est cruciale dans le contexte de notre problématique : le faible niveau de maturité dans l'utilisation de l'IA pour la prévision pourrait indiquer un potentiel d'amélioration significatif de la qualité de l'information décisionnelle. L'asymétrie positive (1.187) confirme que la grande majorité des répondants se situe encore dans les premières étapes d'exploration de cette technologie.

L'analyse des scénarios budgétaires (moyenne de 1.891 et médiane de 2.000) indique qu'ils sont légèrement plus avancés que la modélisation prédictive pure, mais demeure à des niveaux initiaux d'adoption. La variabilité modérée et l'asymétrie positive révèlent que certaines organisations commencent à intégrer ces approches dans leurs processus de planification, ce

qui est pertinent pour notre objectif de comprendre comment l'IA peut enrichir les pratiques de contrôle de gestion.

Avec une moyenne de 1,968 et une médiane de 2,000, la perception de la capacité de l'IA à détecter les anomalies est légèrement positive. Cette variable est déterminante dans la réduction des erreurs décisionnelles, un des points essentiels de notre hypothèse H2. Le kurtosis élevé (2.701) montre que certaines organisations voient déjà des bénéfices significatifs de l'IA dans le cadre de la surveillance automatisée de leurs indicateurs de gestion.

Enfin, l'évaluation proactive des risques opérationnels par l'IA est relativement adoptée d'après les répondants (moyenne égale à 2.043 et médiane de 2.000). La faible valeur de l'asymétrie signale une adoption plus uniforme parmi les répondants, ce qui est cohérent avec l'hypothèse H1. Ces résultats suggèrent que la gestion proactive des risques constitue le point d'entrée privilégié de l'IA dans les pratiques de contrôle de gestion.

Tous ces résultats descriptifs montrent que, même si l'adoption des technologies d'IA dans les processus de contrôle de gestion soit encore à ses débuts, il existe des indications claires de leurs bénéfices potentiels. La majorité des répondants se situe dans la partie inférieure de l'échelle, avec des moyennes proches de 2, ce qui indique une phase d'exploration et de mise en œuvre initiale. Ces observations sont déterminantes pour notre étude, car elles mettent en lumière l'importance d'encourager l'adoption de l'IA pour améliorer la prévision et la gestion des risques en contrôle de gestion, et in fine, la qualité de l'information décisionnelle.

3.2. Appréciation du modèle de recherche par les équations structurelles

Pour assurer la validité et la fiabilité de notre modélisation, nous procéderons prioritairement à l'épuration des blocs de mesure. Cette étape préliminaire est essentielle pour s'assurer que les indicateurs utilisés pour représenter chaque variable latente sont valides et fiables. L'étape de l'épuration des blocs de mesure implique une évaluation rigoureuse de la fiabilité et de la cohérence interne des indicateurs. Ensuite, nous passerons à l'appréciation du modèle externe, qui consiste à valider les relations entre les variables latentes et leurs indicateurs, ainsi qu'à l'évaluation du modèle interne, où nous examinerons les relations structurelles entre les variables latentes.

Pour ce faire, nous utiliserons des tests statistiques reconnus, tels que l'alpha de Cronbach et la fiabilité composite, pour évaluer la cohérence interne des blocs de mesure. Ces outils nous permettent de vérifier si les indicateurs sélectionnés mesurent bien les concepts théoriques qu'ils

sont censés représenter. Une fois cette étape complétée, nous pourrions procéder à l'analyse des relations structurelles à l'aide de la modélisation par équations structurelles (SEM), afin de tester nos hypothèses de recherche et d'évaluer la robustesse de notre modèle.

❖ Évaluation de la fiabilité des blocs de mesure

La garantie de la validité de notre modèle conceptuel passe par l'évaluation de la fiabilité et de la cohérence interne des blocs de mesure. Pour ce faire, nous avons utilisé l'alpha de Cronbach et la fiabilité composite (ρ_a et ρ_c) qui sont largement recommandés dans la littérature récente sur la modélisation par équations structurelles (Hair et al., 2019 ; Sarstedt et al., 2021).

Tableau N°2 : Fiabilité et cohérence interne des blocs de mesure

Variable Latente	Cronbach's Alpha	Fiabilité Composite (ρ_a)	Fiabilité Composite (ρ_c)
Prévision budgétaire	0.882	0.883	0.943
Gestion des risques	0.807	0.808	0.912
Qualité de l'information décisionnelle	0.891	0.892	0.927

Source : Extrait de SmartPLS

Les valeurs de l'alpha de Cronbach et de fiabilité composite pour les trois variables latentes sont toutes supérieures au seuil recommandé de 0.7 (Nunnally et Bernstein, 1994). La prévision budgétaire affiche un alpha de Cronbach de 0.882 et une fiabilité composite de 0.943, suggérant une cohérence et une fiabilité excellentes. La gestion des risques présente des valeurs de 0.807 pour l'alpha de Cronbach et de 0.912 pour la fiabilité composite, indiquant une robustesse satisfaisante. La qualité de l'information décisionnelle, avec un alpha de 0.891 et une fiabilité composite de 0.927, confirme une très bonne cohérence interne. Ces résultats corroborent les conclusions de Hair et al. (2019).

❖ Validité des indicateurs

L'évaluation des charges externes pour les variables latentes de notre modèle conceptuel révèle des résultats robustes.

Tableau N°3 : Items de mesure des charges externes

Indicateurs	Prévision budgétaire	Gestion des risques	Qualité information décisionnelle
MOD_PERF	0.946		
ANA_SCE_B	0.941		
DET_ANO_G		0.918	
EVA_RIS_O		0.913	

MOD_PERF			0.901
ANA_SCE_B			0.872
DET_ANO_G			0.856
EVA_RIS_O			0.841

Source : Extrait de SmartPLS

Pour la variable latente « Gestion des risques », les indicateurs EVA_RIS et DET_ANO présentent des charges élevées de 0.918 et 0.913 respectivement. De même, pour « Prévision budgétaire », les charges pour ANA_SCE et MOD_PRE sont respectivement de 0.946 et 0.941. Quant à la « Qualité de l'information décisionnelle », les indicateurs EVA_RIS, DET_ANO, ANA_SCE, et MOD_PRE montrent des charges externes de 0.901 ; 0.872 ; 0.856 et 0.841 respectivement. Ces charges élevées démontrent une forte corrélation entre les indicateurs et leurs variables latentes correspondantes, suggérant que les indicateurs sélectionnés mesurent efficacement les concepts théoriques sous-jacents (Hair et al., 2020). L'évaluation des charges externes pour les variables latentes révèle des résultats robustes. Pour la variable latente « Prévision budgétaire », les indicateurs MOD_PERF et ANA_SCE_B présentent des charges élevées de 0.946 et 0.941 respectivement. Pour « Gestion des risques », les charges de DET_ANO_G et EVA_RIS_O sont de 0.918 et 0.913. Quant à la « Qualité de l'information décisionnelle », les indicateurs présentent des charges comprises entre 0.841 et 0.901. Ces charges élevées confirment que les indicateurs sélectionnés mesurent efficacement les concepts théoriques sous-jacents (Hair et al., 2020).

❖ Validité Convergente (AVE et T-statistique)

La validité convergente de notre modèle est évaluée à l'aide de l'Average Variance Extracted (AVE) et des statistiques T associées.

Tableau N°4 : Validité Convergente (AVE et T-statistique)

Variable Latente	Original Sample (O)	Sample Mean (M)	Standard Deviation (STDEV)	T Statistics (O/STDEV)
Prévision budgétaire	0.891	0.887	0.031	28.742
Gestion des risques	0.836	0.829	0.039	21.436
Qualité info. décisionnelle	0.752	0.744	0.058	12.966

Source : Extrait de SmartPLS

Les valeurs de l'Average Variance Extracted (AVE) pour les trois variables latentes sont respectivement de 0.891, 0.836 et 0.752, toutes supérieures au seuil recommandé de 0.5 (Fornell et Larcker, 1981). Les T-statistiques élevées (28.742, 21.436 et 12.966) confirment la

significativité des AVE, indiquant que les indicateurs convergent bien pour mesurer leurs variables latentes respectives.

❖ Validité discriminante (Critère de Fornell-Larcker)

La validité discriminante a été évaluée en utilisant le critère de Fornell-Larcker. Selon ce critère, la racine carrée de l'AVE pour chaque variable latente doit être supérieure aux corrélations entre cette variable et toutes les autres variables latentes (Fornell et Larcker, 1981).

Tableau N°5 : Validité Discriminante (Critère de Fornell-Larcker)

Variabes Latentes	Prévision budgétaire	Gestion des risques	Qualité info. décisionnelle
Prévision budgétaire	0.944		
Gestion des risques	0.734	0.914	
Qualité de l'information décisionnelle	0.941	0.931	0.867

Source : Extrait de SmartPLS

Les résultats montrent que la validité discriminante est établie selon le critère de Fornell-Larcker : la racine carrée de l'AVE pour « Prévision budgétaire » (0.944), « Gestion des risques » (0.914) et « Qualité de l'information décisionnelle » (0.867) dépasse les corrélations entre ces variables. Cela confirme que chaque variable latente est distincte et capture des aspects uniques des concepts mesurés.

Les résultats de l'évaluation du modèle de mesure démontrent une fiabilité et une validité solides pour les variables latentes de notre étude. Les charges externes élevées confirment que les indicateurs choisis sont des mesures appropriées de leurs variables latentes respectives. La validité convergente est également confirmée, avec des AVE élevées et significatives, indiquant que les indicateurs convergent pour mesurer leurs variables latentes. Enfin, la validité discriminante est établie, confirmant que les variables latentes sont distinctes et capturent des aspects uniques des concepts théoriques. Ces résultats renforcent la robustesse de notre modèle conceptuel et permettent de passer à l'évaluation du modèle structurel avec confiance (Hair et al., 2020). L'analyse approfondie de la validité et de la fiabilité des mesures est essentielle pour garantir que les conclusions tirées de notre étude sont fondées sur des données empiriques solides et fiables. En assurant que notre modèle de mesure est valide et fiable, nous pouvons mieux comprendre comment l'intégration de l'IA dans les processus comptables améliore la qualité de l'information comptable et contribue à l'efficacité opérationnelle des entreprises (Brynjolfsson et McAfee, 2014 ; Teece et al., 1997).

3.3. Évaluation du modèle structurel

L'évaluation du modèle structurel est une étape essentielle pour vérifier la validité des relations hypothétiques entre les variables latentes de notre étude. Elle repose sur l'utilisation de plusieurs tests clés, notamment la vérification de la multicollinéarité (VIF), l'analyse des coefficients de chemin (path coefficients) et la réalisation de tests d'hypothèses. Ces analyses sont indispensables pour valider notre modèle conceptuel et mieux comprendre l'impact de l'intelligence artificielle (IA) sur la qualité de l'information décisionnelle en contrôle de gestion.

❖ Le test de multicollinéarité (VIF)

Les résultats issus de ce test montrent que tous les indicateurs ont des VIF inférieurs à 5, ce qui confirme l'absence de multicollinéarité significative entre les variables indépendantes. Cette absence est déterminante car elle assure que les relations observées entre les variables ne sont pas biaisées par des redondances, permettant ainsi une interprétation fiable des effets de chaque variable sur la qualité de l'information décisionnelle.

❖ Évaluation des coefficients de chemin (Path Coefficients)

Les coefficients de chemin indiquent la force et la direction des relations entre les variables latentes. Des coefficients élevés et positifs suggèrent des relations fortes et directes, validant ainsi nos hypothèses théoriques. Les coefficients de chemin pour la prévision budgétaire (0.564) et la gestion des risques (0.523) sont tous deux positifs et significatifs, avec des T-statistics élevées et des P-values inférieures à 0.05. Cela confirme que l'intégration de l'IA dans la prévision budgétaire et la gestion des risques a un impact positif et significatif sur la qualité de l'information décisionnelle en contrôle de gestion.

❖ . Test des hypothèses

Les tests des hypothèses permettent de vérifier si les relations postulées dans le modèle conceptuel sont significatives et solides.

Ainsi, l'hypothèse H1 suggère que la prévision budgétaire assistée par l'IA améliore la qualité de l'information décisionnelle. Les résultats montrent un coefficient de chemin de 0.564, avec un T-value de 24.521 et une P-value de 0.000, indiquant une relation positive et très significative. Cela signifie que les organisations qui utilisent des outils d'IA pour leurs prévisions budgétaires obtiennent une information décisionnelle sensiblement plus précise et fiable. L'IA permet d'analyser de grandes quantités de données opérationnelles et financières

pour identifier des tendances complexes, réduire les écarts prévisionnels et optimiser l'allocation des ressources (Brynjolfsson et McAfee, 2014 ; Davenport et Kirby, 2016).

Quant à l'hypothèse H2, elle démontre qu'une gestion des risques optimisée par l'IA améliore la qualité de l'information décisionnelle. Et, les résultats confirment cette relation : le coefficient de chemin s'élève à 0,523, avec un T-value de 29,056 et une P-value de 0,000, démontrant une relation positive et très significative. L'utilisation de l'IA pour la détection des anomalies de gestion et l'évaluation proactive des risques opérationnels permet d'améliorer la fiabilité des informations mises à la disposition des décideurs, réduisant ainsi les erreurs décisionnelles (Teece, Pisano et Shuen, 1997 ; Kokina et Davenport, 2017).

Les résultats de l'évaluation du modèle structurel confirment la robustesse et la validité de notre modèle conceptuel. Les tests de multicolinéarité montrent une absence de problèmes significatifs, les coefficients de chemin indiquent des relations fortes et positives entre les variables latentes, et les hypothèses sont toutes confirmées avec une significativité statistique élevée. Ces résultats démontrent que l'automatisation et l'intelligence artificielle ne sont pas seulement des outils de facilitation, mais des catalyseurs de transformation pour le contrôle de gestion contemporain. En intégrant ces technologies, les entreprises peuvent non seulement améliorer la précision des informations financières, mais aussi optimiser les processus de prise de décision et de gestion des risques.

4. Discussions

Les résultats obtenus dans notre étude confirment de manière significative les postulats théoriques avancés dans la revue de la littérature, démontrant l'impact positif de l'intégration de l'IA sur la qualité de l'information décisionnelle en contrôle de gestion. Ces résultats s'inscrivent dans la continuité des travaux fondateurs de Brynjolfsson et McAfee (2014), qui ont souligné la capacité de l'IA à analyser de vastes ensembles de données avec une précision accrue, réduisant les erreurs humaines et augmentant la fiabilité des informations financières et opérationnelles. Notre étude apporte une validation empirique spécifique au champ du contrôle de gestion.

La confirmation de l'hypothèse H1 corrobore avec les travaux de Smith, Brown et Nguyen (2022), qui ont montré que le machine learning améliore significativement la précision des prévisions financières. Dans le contexte du contrôle de gestion, notre étude montre que cette amélioration se traduit concrètement par une meilleure qualité des prévisions budgétaires, une réduction des écarts entre prévisions et réalisations, et une plus grande capacité d'anticipation

des tendances de performance. Ces bénéfices permettent au contrôleur de gestion de jouer un rôle plus proactif dans l'accompagnement stratégique de l'organisation.

La validation de l'hypothèse H2 rejoint les conclusions de Vasarhelyi, Kogan et Tuttle (2021), qui ont démontré l'apport de l'IA dans la détection des anomalies et la surveillance des risques. Notre étude confirme que ces bénéfices s'étendent au domaine du contrôle de gestion, où la capacité à détecter précocement les dérives opérationnelles et à évaluer proactivement les risques constitue un avantage décisionnel considérable. L'IA permet ainsi au contrôleur de gestion de passer d'un rôle de vérificateur ex post à celui de conseiller stratégique ex ante.

Sur un plan plus général, nos résultats enrichissent la littérature sur la transformation digitale du contrôle de gestion en montrant que l'IA n'est pas seulement un outil d'automatisation des tâches répétitives, mais un véritable catalyseur de l'intelligence décisionnelle organisationnelle. En libérant les contrôleurs de gestion des contraintes de collecte et de traitement de données, l'IA leur permet de concentrer leur expertise sur l'interprétation, la recommandation et l'accompagnement du changement (missions à forte valeur ajoutée qui définissent le contrôleur de demain).

Ces résultats doivent néanmoins être interprétés avec prudence au regard de certaines limites. Premièrement, la taille de l'échantillon (92 répondants), bien que suffisante pour la PLS-SEM, limite la généralisation des conclusions à l'ensemble des organisations. Deuxièmement, le champ géographique de l'étude, centré sur des organisations camerounaises, invite à la prudence pour une généralisation à d'autres contextes culturels et institutionnels. Troisièmement, l'étude capture un état de l'adoption de l'IA à un moment donné, alors que les technologies et les pratiques évoluent rapidement.

Conclusion

L'intégration de l'intelligence artificielle dans les processus de contrôle de gestion représente une transformation majeure, ouvrant des perspectives inédites pour l'amélioration des pratiques traditionnelles de pilotage. Cette étude avait pour objectif de déterminer dans quelle mesure l'IA, à travers la prévision budgétaire et la gestion des risques, améliore la qualité de l'information décisionnelle mise à la disposition des managers.

Nos résultats, obtenus grâce à une analyse rigoureuse via les modèles d'équations structurelles (PLS-SEM), confirment que l'IA constitue un levier déterminant pour améliorer cette qualité. D'une part, la prévision budgétaire assistée par l'IA (H1 confirmée, coefficient = 0.564,

$p < 0.001$) permet une meilleure anticipation des tendances de performance, une réduction des écarts prévisionnels et une optimisation de l'allocation des ressources. D'autre part, la gestion des risques optimisée par l'IA (H2 confirmée, coefficient = 0.523, $p < 0.001$) permet une surveillance continue des indicateurs de gestion, une détection précoce des anomalies et une évaluation proactive des risques opérationnels, renforçant ainsi la robustesse des systèmes de contrôle.

Ces avancés soulignent l'importance stratégique de l'IA dans le contrôle de gestion contemporain. En augmentant la précision, la pertinence et la temporalité de l'information décisionnelle, l'IA offre aux organisations un avantage concurrentiel significatif dans un environnement de plus en plus complexe et incertain. Elle permet également de repositionner le contrôleur de gestion comme partenaire stratégique de la direction, libéré des tâches routinières et concentré sur la création de valeur analytique.

Cependant, l'adoption de l'IA dans les processus de contrôle de gestion ne va pas sans défis. Les organisations doivent investir dans la formation continue de leurs contrôleurs, développer des compétences en data science et analytique avancée, mettre en place des politiques robustes de gouvernance des données, et gérer la résistance au changement organisationnel. Il est également impératif d'encadrer l'usage de l'IA par des principes éthiques et de conformité réglementaire.

En somme, cette étude apporte une contribution empirique originale à la compréhension des impacts de l'IA sur les pratiques de contrôle de gestion. Les résultats obtenus fournissent des orientations précieuses pour les organisations souhaitant intégrer ces technologies dans leurs systèmes de pilotage, tout en constituant une base solide pour de futures recherches. Plusieurs pistes de recherche méritent d'être explorées : l'étude de l'impact de l'IA sur d'autres dimensions du contrôle de gestion (contrôle stratégique, contrôle opérationnel), l'analyse des facteurs d'adoption dans des contextes culturels variés, ou encore l'évaluation des impacts sur l'évolution du métier de contrôleur de gestion.

Annexe

Questionnaire de recherche

Madame, Monsieur,

Dans le cadre d'une étude sur l'impact de l'intelligence artificielle dans le contrôle de gestion et la qualité de l'information décisionnelle au sein des entreprises camerounaises, nous vous remercions de bien vouloir consacrer quelques instants à ce questionnaire.

Celui-ci est strictement anonyme et les données recueillies seront exclusivement utilisées à des fins de recherche scientifique.

Merci pour votre collaboration.

S1 : Profil du répondant

1. Sexe

- Masculin Féminin

2. Âge

- Moins de 30 ans
- 30 – 39 ans
- 40 – 49 ans
- 50 ans et plus

3. Fonction occupée

- Contrôleur de gestion
- Directeur financier
- Comptable
- Auditeur interne
- Responsable SI
- Autre: _____

4. Ancienneté dans la fonction

- Moins de 5 ans
- 5 – 10 ans
- 11 – 15 ans
- Plus de 15 ans

5. Taille de l'entreprise

- PME
- Grande entreprise

6. Secteur d'activité

- Industrie
- Commerce
- Services
- Administration publique
- Autre : _____

S2: Utilisation de l'IA en contrôle de gestion

Veillez indiquer votre degré d'accord avec les affirmations suivantes :

1 = Pas du tout d'accord | 2 = Pas d'accord | 3 = Neutre | 4 = D'accord | 5 = Tout à fait d'accord

1. IA et prévision en contrôle de gestion

Item	1	2	3	4	5
L'IA améliore la précision des prévisions budgétaires	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
Les outils d'IA permettent une meilleure anticipation des écarts budgétaires	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
L'IA facilite la planification stratégique de l'entreprise	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
Les analyses prédictives améliorent l'allocation des ressources	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
L'IA permet un traitement plus rapide des données financières	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>

2. IA et gestion des risques

Item	1	2	3	4	5
L'IA facilite la détection des anomalies de gestion	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
L'IA améliore l'identification des risques opérationnels	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
Les outils d'IA renforcent le contrôle interne	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
L'IA permet une surveillance continue des activités	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
L'IA réduit les erreurs dans les processus de contrôle	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>

3. Qualité de l'information décisionnelle

Item	1	2	3	4	5
Les informations produites sont plus fiables grâce à l'IA	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
L'IA améliore la pertinence des informations décisionnelles	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
Les informations sont disponibles plus rapidement	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
L'IA améliore la qualité des décisions managériales	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
Les outils d'IA renforcent la performance du contrôle de gestion	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>

S 3 : Questions ouvertes

Selon vous, quels sont les principaux avantages de l'IA en contrôle de gestion ?

Quelles difficultés rencontrez-vous dans l'utilisation de l'IA au sein de votre organisation ?

Quelles recommandations proposeriez-vous pour améliorer l'intégration de l'IA dans les fonctions de contrôle de gestion ?

Merci

BIBLIOGRAPHIE

- Agrell, P. J. (2022). Algorithmic rationality and organizational decision-making: The hidden costs of AI-driven management control. *Journal of Management Accounting Research*, 34(2), 45-63.
- Alami Gholami E. et Lotif M. (2026) « Artificial Intelligence and the Transformation of Internal Audit in the Banking Sector », *Revue Internationale des Sciences de Gestion* « Volume 9: Numéro 2 » pp : 639 -650
- Amer, M., Hilmi, Y., et El Kezazy, H. (2024). 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.
- Anthony, R. N. (1965). *Planning and Control Systems: A Framework for Analysis*. Harvard Business School Press.
- Argyris, C. (1990). *Overcoming organizational defenses: Facilitating organizational learning*. Allyn et Bacon
- Bachiri. H.et EL Kadiri. K. (2026) « L'IA dans la planification territoriale stratégique : vers une transformation continue par la simulation de scénarios et l'évaluation multicritère des projets », *Revue Française d'Economie et de Gestion* « Volume 7 : Numéro 5 » pp: 431-450
- Badda. A, Benarbi .H et Rahmouni. A F (2025). « Impact of Artificial Intelligence on Management Control : Literature Review », *African Scientific Journal* « Volume 03,Num 33 » pp: 0138 – 0168
- Beane, M. (2019). Shadow Learning : Building Robotic Surgical Skill When Approved Avenues Are Blocked. *Administrative Science Quarterly*, 64(1), 87–123.
- Bhimani, A., et Willcocks, L. (2022). Digitisation, 'Big Data' and the transformation of accounting information. *Accounting and Business Research*, 54(3), 285–315.
- Brynjolfsson, E., et McAfee, A. (2014). *The Second Machine Age : Work, Progress, and Prosperity in a Time of Brilliant Technologies*. W. W. Norton & Company.
- Burchell, S., Clubb, C., Hopwood, A., Hughes, J., et Nahapiet, J. (1980). The roles of accounting in organizations and society. *Accounting, Organizations and Society*, 5(1), 5-27.
- Chen, H., et Zhang, Y. (2014). Big data analytics and management control. *Journal of Management Information Systems*, 31(2), 112–138.
- Daston, L., et Galison, P. (2007). *Objectivity*. Zone Books.

Davenport, T. H., et Harris, J. (2019). *Competing on Analytics: The New Science of Winning* (Updated ed.). Harvard Business Review Press.

Davenport, T. H., et Kirby, J. (2016). *Only Humans Need Apply: Winners and Losers in the Age of Smart Machines*. Harper Business.

El Khazri. T Sidouna Slimaneet, Nejjari Mohammed., Badre El Meh (2026) « L'impact de l'intelligence artificielle sur le pilotage de la performance durable et la transformation du contrôle de gestion : proposition d'un modèle conceptuel », *Revue du contrôle, de la comptabilité et de l'audit* « Volume 10 : numéro 1 » pp: 85 -112.

Fornell, C., et Larcker, D. F. (1981). Evaluating structural equation models with unobservable variables and measurement error. *Journal of Marketing Research*, 18(1), 39–50.

Hair, J. F., Risher, J. J., Sarstedt, M., et Ringle, C. M. (2019). When to use and how to report results of PLS-SEM. *European Business Review*, 31(1), 2–24.

Hair, J. F., et al. (2020). *A Primer on Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM)* (3rd ed.). SAGE Publications.

Jain, R., et al. (2023). Machine learning in financial forecasting: Empirical evidence. *Journal of Financial Data Science*, 5(2), 78–95.

Klein, G. (2023). The perils of algorithmic decision-making: When automation undermines expertise. *Journal of Cognitive Engineering and Decision Making*, 17(2), 112-128.

Kokina, J., et Davenport, T. H. (2017). The emergence of artificial intelligence : How automation is changing auditing. *Journal of Emerging Technologies in Accounting*, 14(1), 115–122.

Kumar, A., et Singh, P. (2023). AI-driven forecasting in emerging markets: Challenges and opportunities. *African Journal of Management*, 9(1), 33–51.

Laudon, K. C., et Laudon, J. P. (2022). *Management Information Systems: Managing the Digital Firm* (17th ed.). Pearson.

Lee, Y. W., Strong, D. M., Kahn, B. K., et Wang, R. Y. (2022). AIMQ: A methodology for information quality assessment. *Information & Management*, 59(3), 103-118.

Li, J., et al. (2021). Barriers to AI adoption in financial and accounting functions. *International Journal of Accounting Information Systems*, 42, 100–521.

Lorino, P. (2003). *Méthodes et pratiques de la performance : Le guide du pilotage* (3e éd.). Éditions d'Organisation.

March, J. G., et Olsen, J. P. (2019). *Ambiguity and Choice in Organizations* (Reissue ed.). Universitetsforlaget.



- Nunnally, J. C., et Bernstein, I. H. (1994). *Psychometric Theory* (3rd ed.). McGraw-Hill.
- Robert, M. (2019). Incertitude décisionnelle et systèmes d'information de gestion. *Comptabilité – Contrôle – Audit*, 25(2), 89–112.
- Russell, S., et Norvig, P. (2021). *Artificial Intelligence : A Modern Approach* (4th ed.). Pearson.
- Sarstedt, M., Ringle, C. M., et Hair, J. F. (2021). Partial least squares structural equation modeling. In *Handbook of Market Research*. Springer.
- Shanks, G., et Corbitt, B. (2022). Understanding data quality : A process-oriented perspective. *European Journal of Information Systems*, 31(4), 412-428.
- Simon, H. A. (1972). Theories of Bounded Rationality. In C. B. McGuire & R. Radner (Eds.), *Decision and Organization*. North-Holland.
- Smith, J., Brown, K., et Nguyen, T. (2022). Machine learning and budget forecasting accuracy: An empirical study. *Journal of Management Accounting Research*, 34(1), 201–225.
- Teece, D. J., Pisano, G., et Shuen, A. (1997). Dynamic capabilities and strategic management. *Strategic Management Journal*, 18(7), 509–533.
- Vasarhelyi, M. A., Kogan, A., et Tuttle, B. M. (2021). Big data in accounting: An overview. *Accounting Horizons*, 35(2), 1–15.
- Veit, D., et al. (2022). Regulatory compliance and AI in financial services : A European perspective. *Journal of Financial Regulation*, 8(1), 55–78.
- Wang, X., et Wang, Y. (2022). Deep learning for financial time series prediction. *Expert Systems with Applications*, 192, 116–388.
- Wang, R. Y., et Strong, D. M. (1996). Beyond accuracy: What data quality means to data consumers. *Journal of Management Information Systems*, 12(4), 5-33.
- Zhou, L., et Han, J. (2023). AI-powered risk management in corporate governance. *Risk Analysis*, 43(4), 812–829.