International Journal of Economics and Management Sciences
Volume 5, Issue 5 (2026), pp. 46 - 69
ISSN 2823-9350

L'intelligence artificielle au service du contrôle de gestion : une revue systématique de la littérature

Artificial intelligence in the service of management control :A systematic literature review

ABOUHMADI Nada
Doctorante, École Nationale de Commerce et de Gestion d'El Jadida, Université Chouaib Doukkali, El Jadida
Laboratoire d'Études et de Recherches en Sciences Économiques et de Management (LERSEM)
Maroc

JIBRAILI Zineb
Enseignante-chercheuse, École Nationale de Commerce et de Gestion d'El Jadida, Université Chouaib Doukkali, El Jadida, Laboratoire d'Études et de Recherches en Sciences Économiques et de Management (LERSEM), Maroc

Correspondence address: *ENCG, Université Chouaib Doukkali, El Jadida, Maroc*

Cite this article

ABOUHMADI, N., JIBRAILI, Z., (2026). L'intelligence artificielle au service du contrôle de gestion : une revue systématique de la littérature.
International Journal of Economics and Management Sciences, Volume 5, Issue 5 (2026), pp. 46 - 69

Submitted: 28/09/2026
Accepted: 15/11/2026

Copyright © IJEMS

International Journal of Economics and Management Sciences
Volume 5, Issue 5 (2026), pp. 46 - 69
ISSN 2823-9350

Résumé

Cet article examine comment l'intelligence artificielle (IA) transforme le contrôle de gestion, selon trois axes : les mécanismes de la transformation, les conditions organisationnelles qui en déterminent l'efficacité et l'évolution du rôle du contrôleur de gestion. Une revue systématique de la littérature conduite selon le protocole PRISMA 2020 a permis de retenir 39 articles issus de Scopus et de Google Scholar, publiés entre 2015 et 2026, analysés au moyen d'une matrice de synthèse et d'une analyse thématique transversale. Les résultats mettent en évidence six mécanismes : l'automatisation, l'analytique augmentée, l'intelligence prédictive, l'aide à la décision, le pilotage en temps réel et l'apprentissage organisationnel. Ils identifient quatre conditions organisationnelles : la qualité et la gouvernance des données, les compétences analytiques et numériques, une culture managériale fondée sur les données et la gouvernance de l'IA. La relation entre IA et performance organisationnelle apparaît indirecte et conditionnelle, le contrôle de gestion jouant vraisemblablement un rôle de médiation qui reste à tester, tandis que le rôle du contrôleur évolue vers l'interprétation, l'anticipation et l'aide à la décision. L'article formalise ces résultats dans un modèle intégrateur assorti de six propositions de recherche et propose un agenda de recherche.

Mots-clés : Intelligence artificielle, contrôle de gestion, analytique augmentée, performance organisationnelle, revue systématique.

Abstract

This article examines how artificial intelligence (AI) transforms management control along three lines: the mechanisms of the transformation, the organizational conditions that determine its effectiveness, and the changing role of the management controller. A systematic literature review conducted in accordance with the PRISMA 2020 protocol led to the selection of 39 articles retrieved from Scopus and Google Scholar and published between 2015 and 2026, examined through a synthesis matrix and a cross-cutting thematic analysis. The findings identify six mechanisms: automation, augmented analytics, predictive intelligence, decision support, real-time steering, and organizational learning. They highlight four organizational conditions: data quality and governance, analytical and digital skills, a data-driven managerial culture, and AI governance. The relationship between AI and organizational performance appears indirect and conditional, with management control likely playing a mediating role that remains to be tested, while the controller's role shifts toward interpretation, anticipation, and decision support. The article formalizes these findings in an integrative model with six research propositions and proposes a research agenda.

Keywords: Artificial intelligence, management control, augmented analytics, organizational performance, systematic literature review.

International Journal of Economics and Management Sciences
Volume 5, Issue 5 (2026), pp. 46 - 69
ISSN 2823-9350

Introduction

Depuis les travaux fondateurs d'Anthony (1965), le contrôle de gestion est passé d'une fonction centrée sur la planification, la mesure et la correction des écarts à un dispositif de pilotage stratégique de la performance (Kaplan & Norton, 1992 ; Simons, 1995). L'intelligence artificielle (IA) prolonge cette dynamique : en automatisant certaines tâches, en traitant de grands volumes de données hétérogènes et en améliorant les prévisions, elle ouvre la voie à un contrôle moins rétrospectif et plus prospectif, dans le prolongement de la digitalisation de la fonction comptable et financière (Moll & Yigitbasioglu, 2019).

La littérature consacrée à l'IA, à la comptabilité de gestion et au contrôle de gestion se développe rapidement (Almulla et al., 2024 ; Barreto et al., 2025 ; Kerr et al., 2025 ; Abbas, 2026), mais elle demeure fragmentée : les travaux portent souvent sur une technologie, une fonction ou un mécanisme particulier et mobilisent des cadres théoriques dispersés, de la théorie de l'agence au modèle TOE. On comprend donc encore mal comment les capacités de l'IA s'articulent pour transformer les systèmes de contrôle, et à quelles conditions organisationnelles elles se convertissent en bénéfices effectifs pour le pilotage de la performance.

Cet article propose une revue systématique de 39 articles publiés entre 2015 et 2026 afin de répondre à la question suivante : *comment l'intelligence artificielle transforme-t-elle le contrôle de gestion ?* L'analyse est conduite selon trois axes, qui ne constituent pas des questions distinctes mais les dimensions d'une même transformation : les mécanismes par lesquels l'IA modifie les pratiques et les systèmes de contrôle, les conditions organisationnelles qui déterminent l'efficacité de ces mécanismes et la recomposition du rôle du contrôleur de gestion qui en résulte. L'article contribue à la littérature en proposant une lecture intégrée de ces trois axes, formalisée dans un modèle intégrateur assorti de propositions de recherche.

1. Revue de littérature et cadre théorique

1.1. Le contrôle de gestion face à l'intelligence artificielle

Conçu comme le processus par lequel les managers s'assurent que les ressources sont obtenues et utilisées efficacement pour atteindre les objectifs de l'organisation (Anthony, 1965), le contrôle de gestion a vu sa pertinence remise en question dès les années 1980 (Johnson & Kaplan, 1987). L'Activity-Based Costing (Cooper & Kaplan, 1988), le Balanced Scorecard (Kaplan & Norton, 1992) et les leviers de contrôle (Simons, 1995), qui distinguent systèmes de croyances, systèmes de contraintes, contrôle diagnostic et contrôle interactif, ont élargi sa mission au pilotage stratégique, à l'apprentissage et à l'orientation des comportements (Otley, 1999). Avec les ERP, la Business Intelligence et le big data, une partie de la collecte et du reporting s'est automatisée, déplaçant les professionnels vers des fonctions plus analytiques (Moll & Yigitbasioglu, 2019), tandis que les systèmes de mesure de la performance doivent devenir plus dynamiques (Bititci et al., 2012).

L'IA désigne l'ensemble des systèmes capables d'accomplir des tâches associées à certaines formes d'intelligence humaine (Russell & Norvig, 2021) ou, selon l'OCDE, un système qui infère, à partir des données qu'il reçoit, des prédictions, des contenus, des recommandations ou des décisions (OECD, 2024). Passée des règles explicites à l'apprentissage à partir des données, au deep learning (LeCun et al., 2015) et aux modèles génératifs (Haenlein & Kaplan, 2019), elle ajoute au contrôle des capacités d'apprentissage, de prédiction et d'interaction en langage

International Journal of Economics and Management Sciences
Volume 5, Issue 5 (2026), pp. 46 - 69
ISSN 2823-9350

naturel, et transforme non seulement les outils du contrôleur, mais aussi les formes, les pratiques et les infrastructures du contrôle organisationnel (Sundström, 2024).

1.2. Cadre théorique

La revue mobilise un cadre principal et trois cadres complémentaires, chacun retenu pour éclairer un axe d'analyse (Tableau 1). Elle s'ancre dans la théorie de la contingence, selon laquelle il n'existe pas de système de contrôle universellement optimal, son efficacité dépendant de son adéquation avec les caractéristiques de l'organisation et de son environnement (Lawrence & Lorsch, 1967 ; Otley, 1980) : les effets de l'IA varient ainsi selon la taille de l'organisation, son niveau de digitalisation, la qualité de ses données, ses compétences et sa stratégie. Le modèle Technology–Organization–Environment (TOE ; Tornatzky & Fleischer, 1990) sert de grille d'opérationnalisation de cette approche, et non de cadre distinct : il classe les facteurs de contingence en dimensions technologique, organisationnelle et environnementale.

La théorie de la rationalité limitée (Simon, 1955) explique pourquoi l'IA transforme les fonctions du contrôle : les décideurs disposent de capacités cognitives et informationnelles restreintes, et leurs jugements restent exposés à des heuristiques et à des biais (Kahneman, 2011). L'IA peut être lue comme un dispositif d'augmentation de ces capacités, sans supprimer la nécessité d'un jugement professionnel. L'approche par les ressources et la théorie des capacités dynamiques expliquent comment l'IA se traduit en performance organisationnelle. L'IA ne devient une source d'avantage concurrentiel que combinée à des données propriétaires, à des infrastructures et à des compétences difficiles à imiter (Barney, 1991), sa simple possession ne garantissant pas la création de valeur (Mikalef et al., 2023) ; elle peut renforcer la capacité de l'organisation à détecter les opportunités, à les saisir et à reconfigurer ses ressources (Teece et al., 1997), en accélérant la détection des tendances et l'ajustement des décisions (Wamba et al., 2017). Ce cadre fonde le rôle médiateur attribué au contrôle de gestion : c'est par son intégration dans les processus de pilotage que la ressource technologique devient une capacité. Enfin, la perspective sociotechnique (Trist & Bamforth, 1951) considère que la performance d'un système de travail résulte de l'interaction entre ses composantes techniques et sociales, de sorte que la transformation du contrôle ne se réduit pas à l'acquisition d'outils. Ces cadres étant rarement articulés dans les travaux sur l'IA et le contrôle de gestion, une revue systématique permet d'en proposer une lecture d'ensemble.

Tableau N°1 : Articulation du cadre théorique

Cadre théorique	Question à laquelle il répond	Rôle dans l'analyse	Partie des résultats concernée
Contingence (Otley, 1980), opérationnalisée par le modèle TOE (Tornatzky & Fleischer, 1990) : cadre principal	Pourquoi les effets de l'IA varient-ils selon les organisations ?	Identifier et classer les facteurs qui conditionnent l'efficacité de l'IA	Conditions organisationnelles
Rationalité limitée (Simon, 1955)	Pourquoi l'IA transforme-t-elle le contrôle de gestion ?	Expliquer l'augmentation des capacités de traitement de l'information des décideurs	Mécanismes de transformation
Ressources et capacités dynamiques (Barney, 1991 ; Teece et al., 1997)	Comment l'IA se traduit-elle en performance organisationnelle ?	Expliquer la conversion des ressources technologiques en capacités	Rôle médiateur du contrôle de gestion

International Journal of Economics and Management Sciences
Volume 5, Issue 5 (2026), pp. 46 - 69
ISSN 2823-9350

Cadre théorique	Question à laquelle il répond	Rôle dans l'analyse	Partie des résultats concernée
Perspective sociotechnique (Trist & Bamforth, 1951)	Comment le travail du contrôleur est-il recomposé ?	Analyser l'interaction entre outils, compétences et rôles	Rôle du contrôleur de gestion

Source : Auteures.

2. Méthodologie

2.1. Design de la recherche et application de PRISMA 2020

Contrairement à une revue narrative, la revue systématique repose sur un processus explicite d'identification, de sélection et d'analyse des publications, qui limite les biais de sélection et améliore la traçabilité (Tranfield et al., 2003), ce qui convient à un champ en croissance rapide et dispersé. La revue suit la déclaration PRISMA 2020 (Page et al., 2021), qui n'est pas une méthode de synthèse mais un ensemble de recommandations (27 items et un diagramme de flux) destiné à rendre transparente la conduite d'une revue. Conçue pour les sciences de la santé, elle ne s'applique rigoureusement en sciences de gestion que si plusieurs conditions sont réunies : une question clairement délimitée, des critères d'éligibilité fixés avant la sélection, une stratégie de recherche reproductible, une sélection en plusieurs étapes avec des motifs d'exclusion documentés, une extraction selon une grille commune et une appréciation de la qualité des études. Ici, le protocole (question, bases, requêtes, critères et grille d'extraction) a été défini avant la recherche, sans enregistrement public, et les requêtes ont été exécutées en février 2026. La coexistence d'études quantitatives, qualitatives, de revues et de contributions conceptuelles exclut une méta-analyse statistique et oriente vers une synthèse thématique.

La recherche a porté sur deux bases complémentaires : Scopus, pour sa large couverture de la littérature internationale en management, en comptabilité et en systèmes d'information, et Google Scholar, pour élargir la couverture et limiter le risque d'exclure des travaux pertinents. La période 2015–2026 couvre la phase de développement accéléré de l'IA dans les organisations. Quatre requêtes ont été définies : R1 « management control » AND (« artificial intelligence » OR « machine learning ») ; R2 « predictive analytics » AND « management control » ; R3 « organizational performance » AND « artificial intelligence » ; R4 « management accounting » AND (« artificial intelligence » OR « big data » OR « deep learning » OR « neural networks »). Dans Scopus, elles ont été appliquées aux champs TITLE-ABS-KEY, avec des filtres limitant les résultats à 2015–2026, aux articles de revues, à l'anglais et au français et aux domaines Business, Management and Accounting et Decision Sciences ; cette recherche a fourni 27 des 39 articles du corpus. Google Scholar ne permettant ni la recherche par champ ni le filtrage par discipline, R1 à R4 y ont été complétées par deux requêtes en français, afin de couvrir la littérature francophone, notamment maghrébine, peu indexée dans Scopus : R5 « contrôle de gestion » AND « intelligence artificielle » ; R6 « comptabilité de gestion » AND (« intelligence artificielle » OR « big data »). Pour chaque requête, seuls les 100 premiers résultats triés par pertinence ont été parcourus, et seuls les documents dont le titre relevait du sujet ont été comptabilisés à l'étape d'identification, puis fusionnés avec les résultats de Scopus avant la suppression des doublons ; cette limitation courante rend la recherche praticable et reproductible. Google Scholar, dont le classement favorise les documents les plus cités, n'est utilisé ici qu'en complément de Scopus (Gusenbauer & Haddaway, 2020) ; ce seuil a pu écarter

International Journal of Economics and Management Sciences
Volume 5, Issue 5 (2026), pp. 46 - 69
ISSN 2823-9350

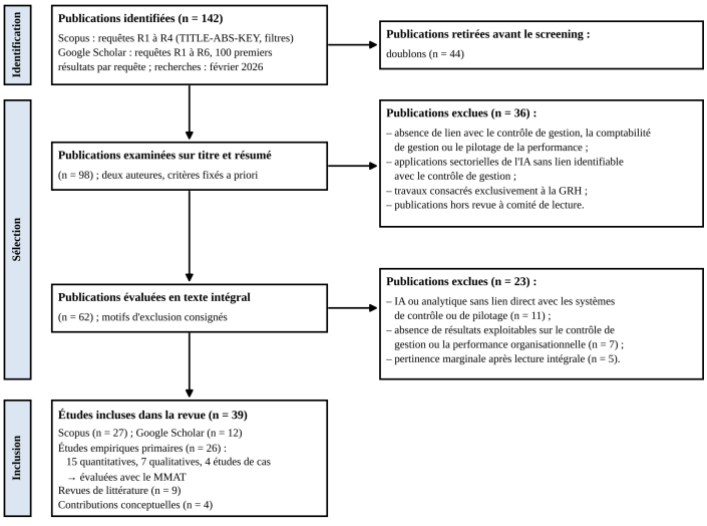
des travaux peu cités, notamment récents ou francophones. Cette recherche a fourni 12 des 39 articles du corpus.

2.2. Critères d'éligibilité, sélection et qualité des études

Définis avant la sélection, les critères ont inclus les articles publiés dans des revues à comité de lecture entre 2015 et 2026, relevant principalement du Business, du Management, de l'Accounting ou des Information Systems, portant sur l'IA, le machine learning, l'analyse de données ou une technologie associée, présentant un lien direct avec le contrôle de gestion, la comptabilité de gestion, le pilotage de la performance ou la prise de décision organisationnelle, et disponibles en français ou en anglais. Ont été exclus les doublons, les publications ne relevant pas d'une revue à comité de lecture, les applications sectorielles de l'IA sans lien identifiable avec le contrôle de gestion, les travaux consacrés exclusivement à la gestion des ressources humaines sans relation avec les systèmes de contrôle ou de pilotage, ainsi que les publications dont la pertinence s'est révélée marginale après lecture intégrale.

La sélection s'est déroulée en quatre étapes (Figure 1). L'identification a permis de recenser 142 publications, ramenées à 98 après suppression de 44 doublons. Le screening des titres et des résumés a conduit à en exclure 36, et la lecture intégrale des 62 publications restantes en a exclu 23, pour un corpus final de 39 articles. Les exclusions au screening appliquent les critères ci-dessus ; à l'éligibilité, elles ont porté sur des publications traitant de l'IA ou de l'analytique sans lien direct avec les systèmes de contrôle ou de pilotage (n = 11), sans résultats exploitables sur le contrôle de gestion ou la performance organisationnelle (n = 7) ou d'une pertinence marginale au regard de la question de recherche (n = 5). La sélection a été réalisée conjointement par les deux auteures, chaque décision étant prise d'un commun accord, et les motifs d'exclusion ont été consignés à chaque étape.

Figure N°1 : Diagramme de flux PRISMA 2020 de la sélection du corpus



Source : Auteures, adapté de Page et al. (2021).

Pour chaque étude retenue, une grille d'extraction commune a permis de relever la référence, le pays ou terrain, la méthode, l'idée générale, les principaux résultats et les limites ; cette grille alimente la matrice de synthèse (Tableau 2). La qualité des 26 études empiriques (15 quantitatives, 7 qualitatives et 4 études de cas) a été appréciée à l'aide du Mixed Methods

Appraisal Tool (MMAT ; Hong et al., 2018), conçu pour les corpus combinant études qualitatives, quantitatives et mixtes. Les deux auteures ont coté « oui », « non » ou « impossible à dire » les cinq critères de la catégorie « qualitative » pour les 11 études qualitatives et études de cas, et ceux de la catégorie « quantitative descriptive » pour les 15 études quantitatives. Les 9 revues de littérature et les 4 contributions conceptuelles, auxquelles aucune catégorie du MMAT ne s'applique, ont été conservées pour leur apport à la synthèse, et leurs limites sont reportées dans la matrice ; certaines de ces revues portant sur des travaux également inclus dans le corpus, les effectifs par axe peuvent compter deux fois certains résultats et doivent être lus comme des ordres de grandeur. Les constats reposent donc sur les études empiriques primaires, les revues servant à en vérifier la convergence et les contributions conceptuelles à les interpréter (Figure 2d). Conformément aux recommandations de l'outil, aucun score global n'a été calculé ni aucune étude exclue pour des motifs de qualité : l'évaluation pondère l'interprétation des résultats. Les principales réserves concernent la taille ou la précision des échantillons (Alnor, 2024 ; Hama & Karim, 2024 ; Al Rowwad & Almomani, 2025 ; Dounia et al., 2025), le recours à des données transversales et déclaratives dans la plupart des études quantitatives et le caractère unique des cas étudiés dans plusieurs études qualitatives (Monod et al., 2023, 2024 ; Rautiainen et al., 2024).

2.3. Méthode d'analyse

Après la matrice de synthèse, une analyse thématique transversale a identifié les principaux thèmes relatifs aux technologies d'IA, aux fonctions de contrôle, aux effets organisationnels, aux conditions d'adoption, aux risques et à l'évolution du rôle du contrôleur. Le regroupement des résultats a permis de dégager six mécanismes de transformation et quatre conditions organisationnelles, mis en perspective avec les quatre cadres théoriques afin d'identifier les convergences, les complémentarités et les lacunes de la littérature. La grille de codage suit le cadre TCCM (théorie, contexte, caractéristiques, méthodologie ; Paul & Criado, 2020), qui permet de décrire le corpus de manière homogène et de structurer l'agenda de recherche. La technologie, la fonction transformée et l'effet ont été codés séparément, le mécanisme étant attribué selon le résultat produit par l'IA : exécution d'une tâche du contrôleur (automatisation), diagnostic du passé ou du présent (analytique augmentée), estimation d'une valeur future (intelligence prédictive), recommandation entre options (aide à la décision), suivi continu (pilotage en temps réel) ou rétroaction sur les modèles et les pratiques (apprentissage organisationnel), selon la distinction entre analytique descriptive, prédictive et prescriptive (Appelbaum et al., 2017).

3. Résultats

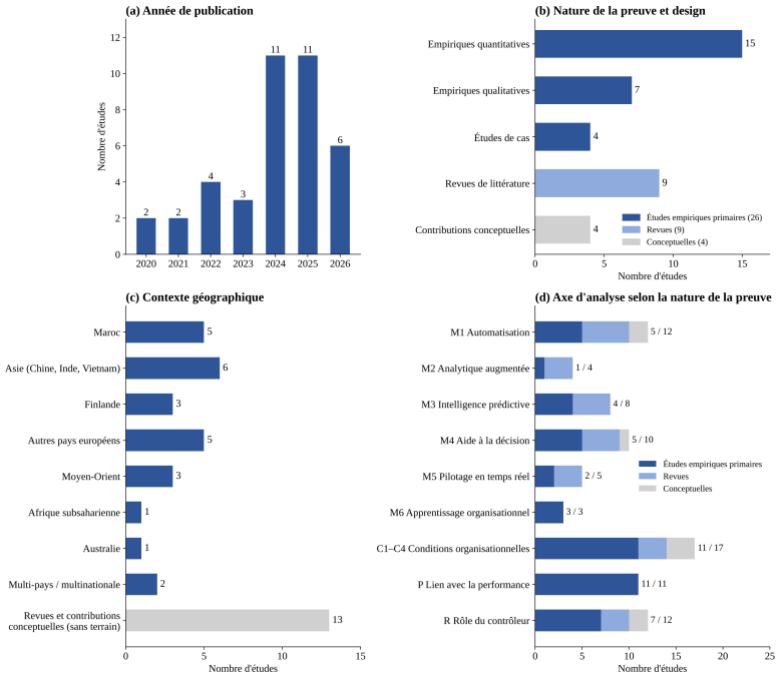
3.1. Profil du corpus et matrice de synthèse

Le corpus comprend 27 articles issus de Scopus et 12 de Google Scholar, publiés dans 31 revues (Figure 2). Bien que la période de recherche débute en 2015, toutes les études retenues ont été publiées entre 2020 et 2026, dont 28 depuis 2024 : les publications antérieures portaient sur les ERP, la business intelligence ou le big data sans traiter l'IA appliquée au contrôle de gestion, ce qui confirme le caractère émergent du champ. Le corpus réunit 26 études empiriques primaires (15 quantitatives, 7 qualitatives et 4 études de cas), 9 revues de littérature, dont 3 combinent synthèse qualitative et analyse quantitative, et 4 contributions conceptuelles. Le

International Journal of Economics and Management Sciences
Volume 5, Issue 5 (2026), pp. 46 - 69
ISSN 2823-9350

contexte est concentré sur l'Asie (6 études, dont 4 en Chine), le Maroc (5), l'Europe hors Finlande (5), la Finlande (3) et le Moyen-Orient (3), l'Afrique subsaharienne et l'Océanie ne comptant qu'une étude chacune, ce qui limite la comparaison entre contextes. L'automatisation (12 études), le rôle du contrôleur (12), le lien avec la performance (11) et l'aide à la décision (10) sont les axes les plus traités, l'analytique augmentée (4) et l'apprentissage organisationnel (3) les moins étudiés ; l'analytique augmentée et le pilotage en temps réel reposent en outre surtout sur des revues (Figure 2d). Sur le plan théorique, les cadres explicitement mobilisés relèvent principalement de l'approche par les ressources et les capacités (Chen et al., 2022 ; Mikalef et al., 2023) et de perspectives interprétatives (Li et al., 2024 ; Tiitola et al., 2024), ce qui rejoint le constat d'Abbas (2026) sur la dispersion théorique du champ. Le Tableau 2 présente la matrice de synthèse des 39 études, regroupées par type de méthode.

Figure N°2 : Profil descriptif du corpus selon le cadre TCCM : (a) année de publication, (b) design de recherche, (c) contexte géographique, (d) axe d'analyse



Source : Auteures, à partir de la matrice de synthèse. Panneau (d) : études empiriques primaires / total.

Tableau N°2 : Matrice de synthèse des études retenues

N°	Étude	Méthode, design et terrain	Résultats observés	Limites	Axes
1	**Reis et al. (2020)**	**Quantitative** *Enquête* 319 entreprises, Amérique du Nord et Europe (6 pays)	Usage du ML, maturité de l'analytique big data et des plateformes, soutien de la direction et complexité des processus déterminent la valeur du ML ; la maturité des plateformes modère ces liens.	Transversal ; déterminants confirmés seulement « en partie ».	C1, C3
2	**Zhu et al. (2021)**	**Quantitative** *Machine learning + DEA* Entreprises manufacturières cotées, Chine	La combinaison ML-DEA mesure et prédit l'efficience plus précisément que les approches classiques.	Contexte chinois ; indicateurs financiers seulement.	M3
3	**Chen et al. (2022)**	**Quantitative** *PLS-SEM* 394 entreprises de commerce électronique, Chine	La capacité IA agit sur la performance indirectement, via la créativité, le management de l'IA et la décision fondée sur l'IA ; la culture d'innovation modère.	Un secteur ; transversal.	P, C3

N°	Étude	Méthode, design et terrain	Résultats observés	Limites	Axes
4	**Olan et al. (2022)**	**Quantitative** *FsQCA* Organisations (enquête), Royaume-Uni	L'IA seule ne suffit pas : son effet sur la performance organisationnelle passe par le partage des connaissances.	Analyse configurationnelle ; pas de causalité longitudinale.	M6, P
5	**Pérez & Blasco (2022)**	**Quantitative** *Big data et machine learning* Données de devis de Caterpillar (concours Kaggle), multinationale	Les modèles de machine learning améliorent la précision des estimations de coûts et la qualité des décisions par rapport aux méthodes traditionnelles.	Jeu de données spécifique ; généralisation à établir.	M3, M4
6	**Mikalef et al. (2023)**	**Quantitative** *PLS-SEM* 155 entreprises européennes (B2B)	Les compétences en IA renforcent les capacités marketing B2B, qui améliorent la performance organisationnelle.	Fonction marketing ; données transversales déclaratives.	C2, P
7	**Alnor (2024)**	**Quantitative** *Enquête* 326 comptables et responsables IT d'entreprises non financières, Arabie saoudite	L'automatisation (RPA, IA) et l'intelligence prédictive améliorent la performance organisationnelle, réduisent les erreurs et rendent les prévisions plus précises.	Transversal ; données déclaratives ; un seul pays.	M1, M3, P
8	**Hama & Karim (2024)**	**Quantitative** *PLS-SEM* 79 entreprises textile-habillement-cuir, Maroc	Effet négatif de l'innovation et de l'IA sur la performance organisationnelle, attribué aux déficits de compétences, de stratégie et d'infrastructure.	Petit échantillon ; un secteur.	P, C2
9	**Mahboub & Ghanem (2024)**	**Quantitative** *PLS-SEM* 594 employés de banques commerciales, région MENA	L'IA améliore la performance directement et via la gestion des connaissances et le Balanced Scorecard, qui jouent un rôle de médiation.	Secteur bancaire ; enquête en ligne transversale.	P, M6
10	**Singh et al. (2024)**	**Quantitative** *PLS-SEM* 326 répondants, organisations diverses, Inde	L'IA générative améliore la performance future via l'innovation exploratoire et exploitative ; dilemmes éthiques et dynamisme de l'environnement modèrent ces liens.	Transversal ; mesures perceptuelles.	P, C4
11	**Al Rowwad & Almomani (2025)**	**Quantitative** *SEM, SmartPLS* Dirigeants et managers, Jordanie	La gouvernance d'entreprise améliore la performance organisationnelle ; la décision fondée sur l'IA modère cette relation.	Taille d'échantillon non précisée ; un seul pays.	C4, M4, P
12	**Badre et al. (2025)**	**Quantitative** *Enquête* 99 managers d'entreprises de services, Fès-Meknès, Maroc	L'IA automatise la collecte et l'analyse des données, accélère la décision et renforce l'innovation et l'apprentissage organisationnel ; le contrôle de gestion relaie ces effets.	Échantillon régional réduit.	M1, M4, M6, P
13	**Kassa & Worku (2025)**	**Quantitative** *PLS-SEM* 172 employés, Ethio Telecom, Éthiopie	L'IA améliore la performance organisationnelle directement et via la productivité des employés (médiation partielle).	Entreprise unique ; échantillon raisonné.	P
14	**Pokar (2025)**	**Quantitative** *PLS-SEM* 778 décideurs, Allemagne, Autriche, Suisse	Avantage perçu, préparation organisationnelle et alignement favorisent l'adoption de l'IA générative ; la complexité la freine ; les pressions externes ne sont pas significatives.	Région DACH ; imputation par la moyenne ; validité jugée limite par l'auteur.	C
15	**Huynh & Anh (2026)**	**Quantitative** *PLS-SEM, médiation* 474 entreprises touristiques, Vietnam	Analytique big data, compétences numériques et qualité des SI renforcent la comptabilité de gestion stratégique, qui médiatise leur effet sur l'avantage concurrentiel.	Un secteur, un pays ; transversal.	M2, C2, P
16	**Andreassen (2020)**	**Qualitative** *Entretiens* Contrôleurs de gestion, Norvège	Les technologies numériques déplacent le contrôleur de la production de données vers le conseil ; l'évolution est vécue comme opportunité ou menace selon les profils.	Échantillon restreint ; données déclaratives ; un seul pays.	R

International Journal of Economics and Management Sciences
Volume 5, Issue 5 (2026), pp. 46 - 69
ISSN 2823-9350

N°	Étude	Méthode, design et terrain	Résultats observés	Limites	Axes
17	**Korhonen et al. (2021)**	**Qualitative** *Recherche interventionniste (étude de cas)* Entreprise, Finlande	Une partie du travail de comptabilité de gestion est programmable ; les tâches de jugement restent humaines ; l'automatisation redistribue les tâches.	Intervention unique ; transférabilité limitée.	M1, R
18	**Arnaboldi et al. (2022)**	**Qualitative** *Conceptuel (éditorial de numéro spécial)* Littérature et cas	Propose un cadre reliant les enjeux techniques des algorithmes à leurs enjeux organisationnels, sociaux et individuels.	Pas de données propres.	C4
19	**Belhaj (2023)**	**Qualitative** *Entretiens* Contrôleurs, spécialistes marketing et SI, Maroc	Big data et IA sont à la fois une opportunité et une menace pour le contrôleur, qui doit adopter une posture proactive.	Échantillon non précisé ; exploratoire.	R
20	**Monod et al. (2023)**	**Qualitative** *Étude de cas qualitative* Deux cas longitudinaux (opérateur télécom et éditeur d'IA commerciale), Chine ; 70 entretiens	L'IA déplace les rapports de pouvoir entre managers et opérationnels : elle contrôle autant qu'elle soutient.	Deux cas dans un seul pays ; fonction commerciale et non contrôle de gestion.	C4, R
21	**Almulla et al. (2024)**	**Qualitative** *Revue systématique* Littérature IA en comptabilité managériale	Identifie les usages (automatisation, prévision, aide à la décision), les bénéfices et les obstacles ; souligne l'élargissement des compétences requises.	Études primaires hétérogènes ; revue publiée hors champ comptable.	M1, M3, M4, C2
22	**Arharbi & El Aissaoui (2024)**	**Qualitative** *Revue et entretiens semi-directifs* Entreprises, Maroc	L'IA automatise les tâches et l'analyse ; le big data donne une vue en temps réel ; le pilotage de la performance devient plus précis et individualisé.	Exploratoire ; échantillon non précisé.	M1, M5
23	**Li et al. (2024)**	**Qualitative** *Entretiens, sensemaking* 31 experts et utilisateurs de ML, secteurs variés, Australie	Les recommandations algorithmiques ne sont utilisées qu'après un travail d'interprétation (sensemaking) des décideurs.	Échantillon restreint.	M4
24	**Monod et al. (2024)**	**Qualitative** *Étude de cas qualitative* Entreprise commerciale (assistant IA de vente), Chine	Des outils d'IA conçus pour autonomiser les salariés glissent vers des usages de contrôle managérial.	Cas unique ; contexte spécifique.	C4
25	**Rautiainen et al. (2024)**	**Qualitative** *Étude de cas qualitative (entretiens)* Banque, Finlande	La digitalisation fait évoluer l'identité du contrôleur vers une identité « fluide » combinant production d'information, analyse et partenariat avec les managers.	Cas unique ; secteur bancaire ; contexte finlandais.	R
26	**Sundström (2024)**	**Qualitative** *Étude de terrain* Organisations suédoises	L'IA fait émerger de nouvelles formes, pratiques et infrastructures de contrôle de gestion.	Perspective critique ; terrain restreint.	M (transversal)
27	**Tiitola et al. (2024)**	**Qualitative** *Analyse de discours* Contrôleurs de gestion, Finlande	Les contrôleurs préservent un rôle « maïeutique » de questionnement des managers malgré la digitalisation des outils.	Contexte finlandais ; portée interprétative.	M4, R
28	**Bal & Goumari (2025)**	**Qualitative** *Conceptuel (revue de littérature)* Sans terrain (conceptuel)	L'IA automatise les processus de contrôle et repositionne le contrôleur comme acteur stratégique.	Pas de données ; méthode de sélection non précisée.	M1, R
29	**Barreto et al. (2025)**	**Qualitative** *Revue systématique* Littérature comptabilité de gestion et technologies numériques	Recense les avancées (automatisation, analytique, prévision) et souligne le manque d'études empiriques.	Dépend de la couverture des bases ; synthèse surtout descriptive.	M1, M2, M3
30	**Berroukech & Hanin (2025)**	**Qualitative** *Conceptuel (lecture critique)* Sans terrain (conceptuel)	L'IA automatise, analyse et soutient la décision, mais sa capacité de décision stratégique reste limitée ; risques de biais, de fiabilité des données et de perte de contrôle humain.	Pas de validation empirique.	M4, C1, C4

International Journal of Economics and Management Sciences
Volume 5, Issue 5 (2026), pp. 46 - 69
ISSN 2823-9350

N°	Étude	Méthode, design et terrain	Résultats observés	Limites	Axes
31	**Dounia et al. (2025)**	**Qualitative** *6 entretiens semi-directifs, NVivo* Entreprises, région Rabat-Salé-Kénitra, Maroc	Passage de décisions intuitives à des décisions fondées sur les données ; prévisions plus précises, détection d'anomalies en temps réel, reporting automatisé ; insécurité professionnelle des contrôleurs.	6 entretiens dans une seule région ; entretiens non enregistrés.	M1, M3, M5, C3, R
32	**Kerr et al. (2025)**	**Qualitative** *Revue de littérature* Littérature IA et comptabilité de gestion	L'IA enrichit l'information de gestion et l'aide à la décision, mais pose des questions de gouvernance, d'éthique et de responsabilité.	Protocole de sélection peu détaillé.	M2, M4, C4
33	**Sidouna et al. (2025)**	**Qualitative** *Conceptuel (revue de littérature)* Sans terrain (conceptuel)	L'IA automatise les tâches techniques ; le contrôleur évolue vers un rôle décisionnel et prospectif qui exige des compétences en données et en communication.	Pas de données empiriques.	M1, C2, R
34	**Yuxiao & Maelah (2025)**	**Qualitative** *Revue systématique* Littérature systèmes de comptabilité de gestion et industrie 4.0	Les systèmes de comptabilité de gestion évoluent vers l'automatisation et l'information en temps réel sous l'effet des technologies 4.0.	Revue d'un éditeur peu sélectif.	M1, M5
35	**Abbas (2026)**	**Qualitative** *Revue de littérature approfondie* Littérature comptabilité de gestion et IA	Cartographie usages, théories et lacunes ; appelle des recherches empiriques et théoriquement intégrées.	Preuves primaires encore limitées dans le champ.	Transversal
36	**Lourhaoui & Barakate (2026)**	**Qualitative** *Revue systématique PRISMA (27 articles, 2018–2024)* International (revue)	Trois apports de l'IA au pilotage : automatisation et fiabilisation des données, analyse prédictive des indicateurs, tableaux de bord intelligents.	Bases non nommées ; corpus réduit.	M1, M3, M5
37	**Alaoui & Nafzaoui (2026)**	**Mixte** *Revue systématique avec comptage des votes (50 études, 2017–2025)* International (revue)	Convergence forte sur la montée des compétences en données (70 % des études) et les gains informationnels de l'analytique et de l'automatisation (76 %) ; passage au rôle de business partner plus contingent (56 %).	Le comptage des votes ignore la taille des effets.	M1, M2, C2, R
38	**El-Bakkouri & Chegri (2026)**	**Mixte** *Revue systématique PRISMA + bibliométrie (112 articles, 2000–2025)* International (revue)	Gains en précision des prévisions, détection d'anomalies, information en temps réel et aide à la décision ; évolution du rôle du contrôleur.	Période déclarée incohérente ; références parfois mal attribuées.	M3, M4, M5, R
39	**Modarelli et al. (2026)**	**Mixte** *Revue de littérature (analyses textuelles et de cooccurrence)* Littérature systèmes de mesure de la performance, IA et décision	Propose un modèle reliant systèmes de mesure de la performance, capital humain et IA ; le jugement humain reste central pour interpréter les données.	Modèle non testé empiriquement.	M4, R

Source : Auteures, à partir des 39 études du corpus. Axes : M1 automatisation ; M2 analytique augmentée ; M3 intelligence prédictive ; M4 aide à la décision ; M5 pilotage en temps réel ; M6 apprentissage organisationnel ; C1 qualité et gouvernance des données ; C2 compétences analytiques et numériques ; C3 culture managériale fondée sur les données ; C4 gouvernance de l'IA ; P lien avec la performance organisationnelle ; R rôle du contrôleur de gestion.

La lecture de la matrice fait apparaître trois constats. D'abord, le corpus est méthodologiquement contrasté : les 15 études quantitatives, majoritairement fondées sur des modèles d'équations structurelles (9 sur 15 en PLS-SEM) et des données transversales déclaratives, testent surtout le lien entre IA et performance organisationnelle, tandis que les études qualitatives et les études de cas portent principalement sur les pratiques de contrôle et le rôle du contrôleur. Ensuite, les résultats convergent largement vers des effets positifs, mais

International Journal of Economics and Management Sciences
Volume 5, Issue 5 (2026), pp. 46 - 69
ISSN 2823-9350

rarement directs (section 3.3). Enfin, les limites déclarées sont récurrentes (section 2.2), si bien que les résultats qui suivent sont des tendances convergentes plutôt que des relations causales établies.

3.2. Six mécanismes de transformation du contrôle de gestion

Le corpus montre d'abord une transformation de la temporalité du contrôle. Dans les systèmes traditionnels, l'information est produite selon des cycles périodiques de reporting, si bien qu'une partie des écarts n'est identifiée qu'après leur apparition. En exploitant simultanément des données historiques, opérationnelles et, dans certains contextes, externes, l'IA permet de détecter des anomalies et d'estimer l'évolution future des indicateurs. Conformément à la progression de l'analytique descriptive vers l'analytique prédictive et prescriptive (Appelbaum et al., 2017), le contrôle cherche moins à expliquer le passé qu'à anticiper et à éclairer l'action. Cette évolution repose sur six mécanismes, qui sont les dimensions interdépendantes d'un même processus (Tableau 3).

Tableau N°3 : Les mécanismes de transformation du contrôle de gestion par l'IA

Mécanisme	Fonction transformée	Principales capacités mobilisées	Effet sur le contrôle de gestion
Automatisation	Tâches répétitives, reporting, traitement de données	RPA, IA, automatisation intelligente	Réduction des tâches à faible valeur ajoutée
Analytique augmentée	Analyse et interprétation des données	big data, ML, analytique	Information plus riche et multidimensionnelle
Intelligence prédictive	Prévisions et anticipation	ML, forecasting, modèles prédictifs	Anticipation de l'évolution des indicateurs
Aide à la décision	Décision managériale	IA, ML, systèmes de recommandation	Soutien au jugement et aux choix
Pilotage en temps réel	Surveillance de la performance	IoT, détection d'anomalies, IA	Détection plus rapide des écarts
Apprentissage organisationnel	Amélioration des modèles et pratiques	ML, apprentissage continu	Adaptation et amélioration continue

Source : Auteures, synthèse à partir de la littérature analysée.

L'automatisation concerne les tâches répétitives et structurées de traitement, de rapprochement, de classification et de production de rapports. Cooper et al. (2019) soulignent le potentiel de l'automatisation robotisée des processus (RPA) dans les activités comptables, et Korhonen et al. (2021) montrent qu'une partie du travail de comptabilité de gestion peut être formalisée et programmée. Les études de terrain marocaines confirment ce constat (Badre et al., 2025 ; Dounia et al., 2025), et Lourhaoui et Barakate (2026) font de l'automatisation et de la fiabilisation des données le premier apport de l'IA au pilotage de la performance. L'automatisation ne supprime pas l'intervention humaine mais redistribue les tâches, et sa valeur dépend de la réallocation du temps libéré vers l'analyse et l'accompagnement des décisions.

L'analytique augmentée élargit la capacité d'analyse au-delà des seules données financières et opérationnelles structurées : le traitement de volumes importants de données issues de sources multiples permet d'identifier des relations, des tendances ou des anomalies difficilement détectables par une analyse manuelle (Appelbaum et al., 2017), et l'analytique des big data renforce la comptabilité de gestion stratégique (Huynh & Anh, 2026). L'information de gestion sert alors à identifier des opportunités, des risques et des scénarios futurs, et non plus seulement

à expliquer le passé. Son résultat est un diagnostic, sans prévision ni recommandation, et une seule étude primaire la documente (Huynh & Anh, 2026).

L'intelligence prédictive renouvelle une fonction historiquement centrale du contrôle, la prévision des budgets, des coûts, des ventes, des marges et des flux de trésorerie. Makridakis et al. (2018) illustrent le potentiel, mais aussi les limites, du machine learning en matière de prévision ; Pérez et Blasco (2022) et Zhu et al. (2021) l'appliquent à l'estimation des coûts et à la prédiction de l'efficience, et Alnor (2024) et Dounia et al. (2025) rapportent des prévisions plus précises. Sa pertinence dépend de la qualité des données et de la stabilité des relations observées dans le passé, ce qui impose de confronter les prévisions au jugement professionnel.

L'aide à la décision s'interprète à la lumière de la rationalité limitée (Simon, 1955) : en analysant simultanément un grand nombre de variables, les systèmes algorithmiques augmentent la capacité de traitement de l'information des décideurs. Leur efficacité dépend de l'interaction entre recommandations algorithmiques et jugement humain, les résultats devant être interprétés dans leur contexte (Li et al., 2024), et ils ne contribuent à une performance durable que s'ils s'insèrent dans des processus de décision maîtrisés (Cunningham, 2021). Le contrôleur se déplace en conséquence vers la contextualisation de ces résultats. Une prévision ne relève de l'aide à la décision que lorsqu'elle sert un choix entre options.

Le pilotage en temps réel correspond au passage d'un contrôle périodique à un suivi continu de la performance. Combinée à des infrastructures numériques et, dans certains contextes, à l'internet des objets (IoT), l'IA détecte automatiquement les écarts inhabituels et déclenche des alertes. Dounia et al. (2025) observent une détection d'anomalies en temps réel dans des entreprises marocaines, et Yuxiao et Maelah (2025) décrivent l'évolution des systèmes de comptabilité de gestion vers une information en temps réel. Cette réactivité soulève toutefois des questions relatives au choix des indicateurs, au risque de surcharge informationnelle et à l'interprétation des alertes.

L'apprentissage organisationnel tient à la capacité des systèmes d'IA à actualiser leurs modèles à partir de nouvelles données. Rapprochée des travaux d'Argyris et Schön (1978), elle peut renforcer le rôle du contrôle dans l'identification des écarts, l'analyse de leurs causes et l'adaptation des pratiques ; l'IA peut soutenir le partage des connaissances (Olan et al., 2022) et renforcer l'apprentissage organisationnel dans des entreprises de services (Badre et al., 2025). L'apprentissage algorithmique ne se confond pas pour autant avec l'apprentissage organisationnel, qui suppose que les connaissances produites soient interprétées, partagées et intégrées dans les décisions. Ces six mécanismes forment ainsi une chaîne, de la libération de ressources par l'automatisation à l'intégration des connaissances produites dans les pratiques.

3.3. Conditions organisationnelles et rôle médiateur du contrôle de gestion

L'impact de l'IA sur la performance organisationnelle ne résulte pas directement de l'adoption des technologies, mais de leur intégration dans les processus de pilotage, d'analyse et de décision. Le contrôle de gestion peut jouer à cet égard un rôle de médiation : il sélectionne les informations pertinentes, les relie aux objectifs organisationnels, interprète les résultats analytiques et les intègre dans les décisions. Mahboub et Ghanem (2024) mettent en évidence le rôle médiateur du Balanced Scorecard dans la relation entre IA et performance, et Singh et al. (2024) montrent que l'influence de l'IA transite par l'innovation exploratoire et exploitative

et dépend des dilemmes éthiques et du dynamisme de l'environnement. La relation entre IA et performance apparaît donc indirecte et conditionnelle : une information plus rapide et plus sophistiquée n'améliore pas la décision si les données sont de faible qualité, si les compétences font défaut ou si les résultats sont mal interprétés.

La performance mesurée est financière dans une seule étude (Zhu et al., 2021), opérationnelle lorsqu'elle porte sur la précision des estimations (Pérez & Blasco, 2022 ; Alnor, 2024) et, le plus souvent, organisationnelle et perceptuelle ; les effets ne sont pas systématiques, négatifs chez Hama et Karim (2024) et partiels chez Kassa et Worku (2025). Seules trois études testent comme médiateur un dispositif de contrôle ou de comptabilité de gestion (Mahboub & Ghanem, 2024 ; Badre et al., 2025 ; Huynh & Anh, 2026), sur des données transversales : ce rôle médiateur est une interprétation cohérente avec les résultats, formulée comme proposition (P2), plutôt qu'un résultat établi.

Quatre conditions organisationnelles apparaissent de manière récurrente. La première est la qualité et la gouvernance des données : des données incomplètes, incohérentes ou obsolètes limitent la fiabilité des analyses et des prévisions, et Reis et al. (2020) montrent que la maturité de l'analytique des big data et des plateformes conditionne la valeur créée par le machine learning. La deuxième concerne les compétences analytiques et numériques : les professionnels doivent comprendre les outils analytiques, en interpréter les résultats et en identifier les limites ; la montée des compétences en données est le constat le plus partagé de la littérature (70 % des études selon Alaoui et Nafzaoui, 2026). La troisième est une culture managériale fondée sur les données : lorsque les décisions reposent sur des habitudes ou des intuitions, les capacités analytiques produisent des effets limités, alors que les organisations qui fondent leur compétitivité sur l'analytique en font un principe de management (Davenport & Harris, 2007) ; le soutien de la direction (Reis et al., 2020) et une culture d'innovation (Chen et al., 2022) favorisent cette évolution. La quatrième est la gouvernance de l'IA, qui définit les responsabilités, le contrôle des résultats et les situations où l'intervention humaine demeure nécessaire. Al Rowwad et Almomani (2025) montrent que la décision fondée sur l'IA modère la relation entre gouvernance d'entreprise et performance organisationnelle.

À ces conditions s'opposent des obstacles : complexité perçue des outils (Pokar, 2025), déficits d'infrastructure et de compétences (Hama & Karim, 2024), résistance au changement (Andreassen, 2020 ; Belhaj, 2023) et, surtout évoqués par les revues (Almulla et al., 2024 ; Kerr et al., 2025), coûts d'implémentation, interopérabilité des systèmes d'information, cybersécurité et confidentialité des données. Ils pèsent davantage sur les PME, que le corpus, centré sur de grandes entreprises, représente mal.

3.4. Recomposition du rôle du contrôleur de gestion

L'automatisation réduit la charge de production de l'information, tandis que les capacités analytiques et prédictives renforcent la dimension décisionnelle et stratégique de la fonction : le contrôleur évalue les résultats, analyse des scénarios et contribue à l'anticipation des risques. Ces évolutions rejoignent les travaux qui décrivent une identité professionnelle plus fluide et plus orientée vers le partenariat avec les managers (Andreassen, 2020 ; Rautiainen et al., 2024 ; Belfqih & Ez Zouaq, 2025 ; Sidouna et al., 2025 ; Bal & Goumari, 2025). Elles impliquent un élargissement du portefeuille de compétences, identifié comme l'un des principaux effets de

l'IA sur la comptabilité de gestion (Almulla et al., 2024), sans substitution du jugement humain : les résultats algorithmiques exigent une interprétation en contexte, et le contrôleur conserve une fonction d'intermédiation entre les systèmes et le processus managérial (Tiitola et al., 2024). L'IA ne remet donc pas en cause la fonction du contrôleur ; elle en redéfinit la valeur ajoutée.

Cette recomposition n'est toutefois ni automatique ni uniforme : documentée surtout dans des pays à forte maturité numérique (Rautiainen et al., 2024 ; Tiitola et al., 2024), elle dépend des compétences, de la maturité numérique, de la taille et du secteur des organisations. Elle comporte des risques de déqualification (Korhonen et al., 2021), de dépendance aux résultats algorithmiques (Parasuraman & Manzey, 2010), de déplacement des rapports de pouvoir avec les autres responsables (Monod et al., 2023) et de surveillance des salariés (Monod et al., 2024).

4. Discussion

4.1. Confrontation au cadre théorique et aux revues antérieures

Conformément à la rationalité limitée, l'analytique augmentée, l'intelligence prédictive et l'aide à la décision augmentent la capacité de traitement de l'information des décideurs, sans remplacer le jugement : les recommandations algorithmiques ne sont utilisées qu'après un travail d'interprétation (Li et al., 2024) et les contrôleurs préservent un rôle de questionnement des managers (Tiitola et al., 2024). Conformément à la contingence, les effets de l'IA varient selon la maturité des plateformes et de l'analytique, le soutien de la direction (Reis et al., 2020) ou la culture d'innovation (Chen et al., 2022). La grille TOE n'est toutefois que partiellement confirmée, Pokar (2025) observant que les facteurs technologiques et organisationnels expliquent l'adoption de l'IA générative, mais pas les pressions externes. Conformément à l'approche par les ressources, l'IA apparaît comme une capacité dont les effets dépendent de sa combinaison avec des données, des compétences et des dispositifs organisationnels (Chen et al., 2022 ; Mikalef et al., 2023) ; conformément à la perspective sociotechnique, son efficacité tient autant à son appropriation qu'à sa performance technique, comme le montrent les déplacements de rôles et de pouvoir observés (Monod et al., 2023 ; Rautiainen et al., 2024).

La matrice fait aussi apparaître deux divergences. D'abord, si la majorité des études quantitatives rapportent un effet positif de l'IA sur la performance, Hama et Karim (2024) observent un effet négatif de l'IA et de l'innovation dans des entreprises marocaines du textile, qu'ils attribuent à des déficits de compétences, de stratégie et d'infrastructure. Loin de contredire la lecture proposée, ce résultat en illustre la dimension conditionnelle : sans les conditions organisationnelles identifiées, l'adoption de l'IA peut détériorer la performance. Les cadres se complètent pour l'expliquer : la contingence désigne la variable discriminante, l'adéquation entre l'IA et la maturité de l'organisation ; l'approche par les ressources explique pourquoi seule la combinaison avec des ressources complémentaires crée une capacité ; la perspective sociotechnique, comment cette combinaison échoue faute d'appropriation par les acteurs. Ensuite, l'évolution vers un rôle de partenaire des managers est vécue comme une opportunité ou comme une menace selon les profils (Andreassen, 2020 ; Belhaj, 2023) et peut s'accompagner d'une insécurité professionnelle (Dounia et al., 2025) ; ce passage au rôle de business partner est le constat le moins consensuel de la littérature (56 % des études, contre 70 % pour la montée des compétences en données ; Alaoui & Nafzaoui, 2026).

Ces ambivalences invitent à relire les risques de l'IA à la lumière de la théorie de l'agence (Jensen & Meckling, 1976) : l'IA peut renforcer les mécanismes de réduction des asymétries d'information, mais aussi en créer de nouvelles lorsque les processus algorithmiques deviennent difficilement interprétables. S'y ajoutent des analyses peu fiables lorsque les données sont biaisées (Berroukech & Hanin, 2025) et l'opacité des modèles, qui pose la question de la responsabilité. Ces risques appellent une gouvernance adaptée, dans un contexte où les cadres réglementaires se structurent (Union européenne, 2024).

Les revues antérieures recensent surtout les usages de l'IA en comptabilité de gestion (Almulla et al., 2024 ; Barreto et al., 2025 ; Kerr et al., 2025), en cartographient les théories et les lacunes (Abbas, 2026) ou se concentrent sur le pilotage de la performance (Lourhaoui & Barakate, 2026). La présente revue articule ces usages en mécanismes interdépendants, reliés aux conditions de leur efficacité et à un cadre théorique dont chaque composante a un rôle défini. Elle confirme par ailleurs le manque d'études empiriques théoriquement intégrées (Barreto et al., 2025 ; Abbas, 2026).

Les cinq études marocaines rejoignent la littérature internationale sur l'automatisation et le déplacement du contrôleur vers l'analyse, mais s'en distinguent par un métier davantage vécu comme menacé et des effets contrastés sur la performance (Badre et al., 2025 ; Hama & Karim, 2024) ; fondées sur des échantillons réduits et régionaux, elles signalent des tendances propres à une économie émergente sans autoriser de généralisation.

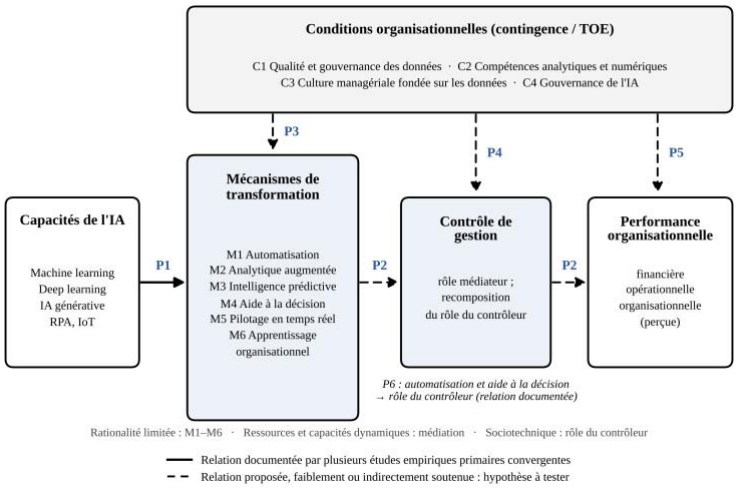
4.2. Modèle intégrateur et propositions de recherche

Les résultats sont formalisés dans un modèle intégrateur (Figure 3) qui n'a pas été posé a priori. Les résultats de la matrice ont été codés de façon déductive et inductive jusqu'à obtenir douze codes : six fonctions du contrôle transformées par l'IA (M1 à M6), quatre conditions dont dépend son effet (C1 à C4), l'effet sur la performance organisationnelle (P) et l'évolution du rôle du contrôleur (R), une même étude pouvant porter plusieurs codes. Regroupés selon la nature du résultat (fonction, condition, effet ou acteur), ils donnent les blocs du modèle, auxquels s'ajoutent les capacités de l'IA (machine learning, deep learning, IA générative, RPA, IoT). Les relations entre blocs ne sont pas déduites des seules cooccurrences de codes : elles reprennent les relations testées par les études quantitatives (effets directs, médiations, modérations) ou observées par les études qualitatives. Chaque relation a été rattachée au cadre théorique et reformulée en proposition de recherche.

Le modèle se lit de gauche à droite : les six mécanismes ne produisent pas directement de la performance mais passent par le contrôle de gestion, et les quatre conditions modèrent ces relations là où le corpus les documente le mieux. Il est donc indirect et conditionnel. Une variable est médiatrice lorsque les études la testent comme vecteur de l'effet de l'IA (Balanced Scorecard, comptabilité de gestion stratégique), modératrice lorsqu'elle en conditionne l'intensité ou le signe (maturité des plateformes, culture d'innovation, dilemmes éthiques). Seules P1 et P6 reposent sur plusieurs études primaires (traits pleins).

International Journal of Economics and Management Sciences
Volume 5, Issue 5 (2026), pp. 46 - 69
ISSN 2823-9350

Figure N°3 : Modèle intégrateur de la transformation du contrôle de gestion par l'IA



Source : Auteures. P1 à P6 renvoient aux propositions de recherche ; trait plein : relation soutenue empiriquement ; pointillé : relation proposée.

Capacités de l'IA et mécanismes de transformation. Conformément à la rationalité limitée, l'élargissement de la capacité de traitement de l'information prend six formes, l'automatisation étant la plus documentée (Korhonen et al., 2021 ; Alnor, 2024 ; Dounia et al., 2025), devant l'intelligence prédictive, l'aide à la décision et le pilotage en temps réel (Arharbi & El Aissaoui, 2024 ; Yuxiao & Maelah, 2025).

> **P1.** Les capacités de l'IA transforment le contrôle de gestion par six mécanismes interdépendants ; plus ces mécanismes sont combinés, plus la transformation des pratiques de contrôle est profonde.

Rôle médiateur du contrôle de gestion. Selon l'approche par les ressources et les capacités dynamiques, l'IA ne crée de la valeur qu'intégrée dans des routines organisationnelles. P2 reste toutefois une hypothèse à tester (section 3.3).

> **P2.** L'effet de l'IA sur la performance organisationnelle est indirect : il transite par l'intégration des mécanismes de transformation dans les processus de contrôle de gestion, qui jouent un rôle médiateur.

Qualité et gouvernance des données. Conformément à la contingence, la qualité des données conditionne la fiabilité des analyses (Reis et al., 2020 ; Berroukech & Hanin, 2025), d'abord pour les mécanismes les plus dépendants des données.

> **P3.** La qualité et la gouvernance des données modèrent positivement la relation entre les capacités de l'IA et les mécanismes de transformation, en particulier l'intelligence prédictive et l'analytique augmentée.

Compétences et culture managériale. La culture d'innovation modère l'effet des capacités d'IA (Chen et al., 2022), les compétences en IA améliorent la performance en renforçant d'autres capacités (Mikalef et al., 2023), et l'effet de l'IA devient négatif lorsque compétences, stratégie et infrastructure font défaut (Hama & Karim, 2024).

> **P4.** Les compétences analytiques et numériques des contrôleurs et une culture managériale fondée sur les données renforcent la capacité du contrôle de gestion à convertir les résultats algorithmiques en décisions.

Gouvernance de l'IA. Les dilemmes éthiques modèrent l'effet de l'IA générative (Singh et al., 2024) et la décision fondée sur l'IA celui de la gouvernance d'entreprise (Al Rowwad & Almomani, 2025).

> **P5.** La gouvernance de l'IA conditionne la contribution du contrôle de gestion à la performance organisationnelle en limitant les risques d'opacité, de dépendance excessive aux résultats algorithmiques et de dérive vers des usages de surveillance.

Recomposition du rôle du contrôleur. Conformément à la perspective sociotechnique, l'automatisation réduit la part de production de l'information et l'aide à la décision accroît celle de l'interprétation et du dialogue avec les managers (section 3.4), à condition de disposer de compétences que tous les contrôleurs ne possèdent pas (Sidouna et al., 2025 ; Bal & Goumari, 2025).

> **P6.** Plus l'automatisation et l'aide à la décision sont avancées, plus le rôle du contrôleur se déplace vers l'interprétation, l'anticipation et le partenariat avec les managers ; ce déplacement est d'autant plus marqué que les compétences analytiques et numériques sont développées.

La base empirique de ces propositions reste inégale : P1 et P6 s'appuient sur des résultats convergents, P4 et P5 sur des modérations testées hors du contrôle de gestion, alors que P2 et P3 reposent sur un petit nombre d'études.

CONCLUSION

Cette revue systématique de 39 articles montre que l'IA transforme le contrôle de gestion par six mécanismes, dont les effets sur la performance organisationnelle sont indirects et conditionnés par la qualité et la gouvernance des données, les compétences analytiques et numériques, la culture managériale fondée sur les données et la gouvernance de l'IA. Le rôle du contrôleur évolue vers l'interprétation, l'anticipation et l'aide à la décision.

Sur le plan théorique, l'étude articule des cadres jusqu'ici dispersés et formalise ces apports dans un modèle intégrateur et six propositions de recherche testables. Sur le plan managérial, elle suggère que l'investissement dans l'IA doit s'accompagner d'un investissement équivalent dans la qualité des données, le développement des compétences et la gouvernance des usages.

L'étude présente des limites : deux bases et six requêtes ont pu écarter des travaux indexés ailleurs ou formulés autrement, et le seuil de 100 résultats sur Google Scholar, des travaux peu cités ; Google Scholar introduit une hétérogénéité dans la qualité des sources ; la diversité des méthodes et des contextes limite la comparabilité ; les données transversales et perceptuelles des études quantitatives ne permettent pas d'établir de causalité ; l'analyse thématique comporte une part d'interprétation ; et l'évolution rapide de l'IA, notamment générative, peut rendre certains constats vite dépassés.

Ces limites ouvrent un agenda de recherche structuré selon le cadre TCCM (Tableau 4), qui accorde une place particulière aux économies émergentes, où les travaux restent peu nombreux (Aguni & Kamal, 2026 ; Moussaoui & Ibenrissoul, 2026), aux PME et au secteur public.

Tableau N°4 : Agenda de recherche structuré selon le cadre TCCM

Dimension	Pistes de recherche	Exemples de questions de recherche
Théorie	Tester l'articulation entre contingence, ressources et capacités dynamiques ; étudier l'appropriation de l'IA (TAM, UTAUT ; Davis, 1989 ; Venkatesh et al., 2003) ; examiner les pressions institutionnelles, notamment mimétiques (DiMaggio & Powell, 1983)	Les propositions P1 à P6 sont-elles vérifiées empiriquement ? Quels facteurs expliquent l'appropriation de l'IA par les contrôleurs de gestion ? L'adoption de l'IA répond-elle à des besoins réels ou à des pressions mimétiques ?
Contexte	Économies émergentes, PME, secteur public ; comparaisons entre pays et entre secteurs	Les conditions organisationnelles jouent-elles le même rôle dans les PME et dans les grandes entreprises des économies émergentes ? Comment le contexte institutionnel influence-t-il les effets de l'IA sur le contrôle de gestion ?
Caractéristiques	Rôle médiateur du contrôle de gestion ; IA générative ; risques (opacité, complaisance envers l'automatisation) ; gouvernance de l'IA	Le contrôle de gestion médiatise-t-il la relation entre IA et performance organisationnelle ? Comment l'IA générative modifie-t-elle le travail et l'identité du contrôleur ? Quels dispositifs de gouvernance limitent les risques algorithmiques ?
Méthodologie	Études longitudinales, méthodes mixtes, études de cas multiples, données objectives de performance	Comment les effets de l'IA sur le contrôle de gestion évoluent-ils dans le temps ? Les effets observés par enquête se retrouvent-ils dans des données de performance objectives ?

Source : Auteures, d'après Paul et Criado (2020).

Références

Abbas, K. (2026). Management accounting and artificial intelligence: A comprehensive literature review and recommendations for future research. *The British Accounting Review, 58*(2), 101551. https://doi.org/10.1016/j.bar.2025.101551

Aguni, F.-E., & Kamal, S. (2026). L'apport de l'intelligence artificielle dans la fonction contrôle de gestion : vers une optimisation de la performance des entreprises marocaines. *International Journal of Accounting, Finance, Auditing, Management and Economics, 7*(6), 316–337.

Al Rowwad, A. A., & Almomani, M. A. (2025). The effect of corporate governance in driving organizational performance to AI-driven decision making. *Humanities and Social Sciences Letters, 14*(1), 20–43. https://doi.org/10.18488/73.v14i1.4545

Alaoui, S. E. H., & Nafzaoui, M. A. (2026). Reconfiguration des fonctions de contrôle de gestion à l'ère de la transformation digitale : synthèse méta-analytique par codage structuré par comptage. *Revue du Contrôle, de la Comptabilité et de l'Audit, 10*(1), 302–328.

Almulla, D., Abbas, M., Al-Alawi, A. I., & Alkooheji, L. (2024). Process and impact evaluation of artificial intelligence in managerial accounting: A systematic literature review. *International Journal of Computing and Digital Systems, 15*(1), 1467–1482. https://doi.org/10.12785/ijcds/1501104

Alnor, N. H. A. (2024). Applications of modern technology in developing management accounting systems and how they affect the organizational performance. *WSEAS Transactions on Business and Economics, 21*, 2591–2601. https://doi.org/10.37394/23207.2024.21.212

Andreassen, R. K. (2020). Digital technology and changing roles: A management accountant's dream or nightmare? *Journal of Management Control, 31*(3–4), 209–238. https://doi.org/10.1007/s00187-020-00303-2

Anthony, R. N. (1965). *Planning and Control Systems: A Framework for Analysis*. Harvard University, Division of Research, Graduate School of Business Administration.

Appelbaum, D., Kogan, A., Vasarhelyi, M. A., & Yan, Z. (2017). Impact of business analytics and enterprise systems on managerial accounting. *International Journal of Accounting Information Systems, 25*, 29–44.

Argyris, C., & Schön, D. A. (1978). *Organizational Learning: A Theory of Action Perspective*. Addison-Wesley.

Arharbi, N., & El Aissaoui, Y. (2024). Vers un contrôle de gestion agile : l'intelligence artificielle et le big data pour la performance en environnement incertain. *International Journal of Digitalization and Applied Management, 1*(2), 195–210. https://doi.org/10.23882/ijdam.24141

Arnaboldi, M., de Bruijn, H., Steccolini, I., & Van der Voort, H. (2022). On humans, algorithms and data. *Qualitative Research in Accounting & Management, 19*(3), 241–254. https://doi.org/10.1108/QRAM-01-2022-0005

Badre, E. M., Sidouna, S., & Lahrech, A. (2025). L'intelligence artificielle comme levier de performance dans les entreprises de services : rôle du contrôle de gestion et de l'innovation organisationnelle. *Revue du Contrôle, de la Comptabilité et de l'Audit, 9*(1), 375–401.

Bal, M., & Goumari, S. (2025). L'automatisation du processus du contrôle de gestion à l'ère de l'intelligence artificielle. *Revue Internationale du Chercheur, 6*(2), 21–56.

Barney, J. (1991). Firm resources and sustained competitive advantage. *Journal of Management, 17*(1), 99–120.

Barreto, A., Gomes, P., Quesado, P. R., & O'Sullivan, S. (2025). Advancements in management accounting and digital technologies: A systematic literature review. *Accounting, Finance & Governance Review, 34*. https://doi.org/10.52399/001c.137301

Belfqih, W., & Ez Zouaq, R. (2025). Le métier de contrôleur de gestion à l'ère de l'intelligence artificielle : Quelles évolutions ? *Revue du Contrôle, de la Comptabilité et de l'Audit, 9*(3).

Belhaj, Y. (2023). Du big data et de l'intelligence artificielle vers le big contrôle de gestion. *International Journal of Accounting, Finance, Auditing, Management and Economics, 4*(5-2), 311–342. https://doi.org/10.5281/zenodo.8408753

Berroukech, M., & Hanin, F. (2025). Intelligence artificielle et contrôle de gestion : mutations, tensions et perspectives d'une gouvernance algorithmique. *Revue du Contrôle, de la Comptabilité et de l'Audit, 9*(3), 419–442.

Bititci, U., Garengo, P., Dörfler, V., & Nudurupati, S. (2012). Performance measurement: Challenges for tomorrow. *International Journal of Management Reviews, 14*(3), 305–327.

Chen, D., Esperança, J. P., & Wang, S. (2022). The impact of artificial intelligence on firm performance: An application of the resource-based view to e-commerce firms. *Frontiers in Psychology, 13*, 884830. https://doi.org/10.3389/fpsyg.2022.884830

Cooper, L. A., Holderness, D. K., Sorensen, T. L., & Wood, D. A. (2019). Robotic process automation in public accounting. *Accounting Horizons, 33*(4), 15–35.

Cooper, R., & Kaplan, R. S. (1988). Measure costs right: Make the right decisions. *Harvard Business Review, 66*(5), 96–103.

Cunningham, J. (2021). AI-based decision-making algorithms and sustainable organizational performance. *Journal of Self-Governance and Management Economics, 9*(1), 20–30.

Davenport, T. H., & Harris, J. G. (2007). *Competing on Analytics: The New Science of Winning*. Harvard Business School Press.

Davis, F. D. (1989). Perceived usefulness, perceived ease of use, and user acceptance of information technology. *MIS Quarterly, 13*(3), 319–340.

DiMaggio, P. J., & Powell, W. W. (1983). The iron cage revisited: Institutional isomorphism and collective rationality in organizational fields. *American Sociological Review, 48*(2), 147–160.

Dounia, G., Kaizar, C., Hilmi, Y., & Benarbi, H. (2025). Artificial intelligence and big data in management control of Moroccan companies: Case of the Rabat-Salé-Kénitra region. *Proceedings on Engineering Sciences, 7*(2), 925–938. https://doi.org/10.24874/PES07.02.020

El-Bakkouri, Y., & Chegri, S. (2026). Théorie et applications de l'intelligence artificielle en contrôle de gestion. *International Journal of Research in Economics and Finance, 3*(9-1), 43–69. https://doi.org/10.71420/ijref.v3i9-1.295

Gusenbauer, M., & Haddaway, N. R. (2020). Which academic search systems are suitable for systematic reviews or meta-analyses? Evaluating retrieval qualities of Google Scholar, PubMed, and 26 other resources. *Research Synthesis Methods, 11*(2), 181–217. https://doi.org/10.1002/jrsm.1378

Haenlein, M., & Kaplan, A. (2019). A brief history of artificial intelligence: On the past, present, and future of artificial intelligence. *California Management Review, 61*(4), 5–14.

Hama, A., & Karim, K. (2024). L'impact de l'innovation et de l'intelligence artificielle sur la performance organisationnelle : cas des entreprises du secteur du textile, de l'habillement et du cuir au Maroc. *International Journal of Accounting, Finance, Auditing, Management and Economics, 5*(4), 660–676. https://doi.org/10.5281/zenodo.11082738

Hong, Q. N., Fàbregues, S., Bartlett, G., Boardman, F., Cargo, M., Dagenais, P., Gagnon, M.-P., Griffiths, F., Nicolau, B., O'Cathain, A., Rousseau, M.-C., Vedel, I., & Pluye, P. (2018). The Mixed Methods Appraisal Tool (MMAT) version 2018 for information professionals and researchers. *Education for Information, 34*(4), 285–291. https://doi.org/10.3233/EFI-180221

Huynh, Q. L., & Anh, C. T. (2026). The role of strategic management accounting in digital capabilities and competitive advantage in the tourism industry. *Business: Theory and Practice, 27*(1), 156–167.

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.

Johnson, H. T., & Kaplan, R. S. (1987). *Relevance Lost: The Rise and Fall of Management Accounting*. Harvard Business School Press.

Kahneman, D. (2011). *Thinking, Fast and Slow*. Farrar, Straus and Giroux.

Kaplan, R. S., & Norton, D. P. (1992). The balanced scorecard—Measures that drive performance. *Harvard Business Review, 70*(1), 71–79.

Kassa, B. Y., & Worku, E. K. (2025). The impact of artificial intelligence on organizational performance: The mediating role of employee productivity. *Journal of Open Innovation: Technology, Market, and Complexity, 11*(1), 100474. https://doi.org/10.1016/j.joitmc.2025.100474

Kerr, D., Smith, K. T., Smith, L. M., & Xu, T. (2025). A review of AI and its impact on management accounting and society. *Journal of Risk and Financial Management, 18*(6), 340. https://doi.org/10.3390/jrfm18060340

Korhonen, T., Selos, E., Laine, T., & Suomala, P. (2021). Exploring the programmability of management accounting work for increasing automation: An interventionist case study. *Accounting, Auditing & Accountability Journal, 34*(2), 253–280. https://doi.org/10.1108/AAAJ-12-2016-2809

Lawrence, P. R., & Lorsch, J. W. (1967). *Organization and Environment: Managing Differentiation and Integration*. Harvard Business School Press.

LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015). Deep learning. *Nature, 521*(7553), 436–444.

Li, J., Namvar, M., Im, G. P., & Akhlaghpour, S. (2024). Machine learning based decision-making: A sensemaking perspective. *Australasian Journal of Information Systems, 28*. https://doi.org/10.3127/ajis.v28.4781

Lourhaoui, N., & Barakate, H. (2026). Intelligence artificielle et pilotage de la performance organisationnelle : une revue systématique de la littérature fondée sur la méthode PRISMA. *Revue Internationale des Sciences de Gestion, 9*(1), 913–931.

Mahboub, H., & Ghanem, M. (2024). The mediating role of knowledge management practices and balanced scorecard in the association between artificial intelligence and organization performance: Evidence from MENA region commercial banks. *Cogent Business & Management, 11*(1), 2404484. https://doi.org/10.1080/23311975.2024.2404484

Makridakis, S., Spiliotis, E., & Assimakopoulos, V. (2018). Statistical and machine learning forecasting methods: Concerns and ways forward. *PLOS ONE, 13*(3), e0194889.

Mikalef, P., Islam, N., Parida, V., Singh, H., & Altwaijry, N. (2023). Artificial intelligence (AI) competencies for organizational performance: A B2B marketing capabilities perspective. *Journal of Business Research, 164*, 113998. https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2023.113998

Modarelli, G., Amelio, S., Gazzola, P., & Sardi, A. (2026). Unlocking human power: How artificial intelligence can transform performance measurement and management systems enhancing organizational decision-making. *International Entrepreneurship and Management Journal, 22*(2), 1–32. https://doi.org/10.1007/s11365-026-01234-5

Moll, J., & Yigitbasioglu, O. (2019). The role of internet-related technologies in shaping the work of accountants: New directions for accounting research. *The British Accounting Review, 51*(6), 100833.

Monod, E., Lissillour, R., Köster, A., & Qi, J. (2023). Does AI control or support? Power shifts after AI system implementation in customer relationship management. *Journal of Decision Systems, 32*(3), 542–565. https://doi.org/10.1080/12460125.2022.2066051

Monod, E., Mayer, A.-S., Straub, D., Joyce, E., & Qi, J. (2024). From worker empowerment to managerial control: The devolution of AI tools' intended positive implementation to their negative consequences. *Information and Organization, 34*(1), 100498. https://doi.org/10.1016/j.infoandorg.2023.100498

Moussaoui, K., & Ibenrissoul, N. (2026). Intelligence artificielle et contrôle de gestion : vers une redéfinition des pratiques managériales. *International Journal of Accounting, Finance, Auditing, Management and Economics, 7*(7), 555–569.

OECD. (2024). *Explanatory Memorandum on the Updated OECD Definition of an AI System*. OECD AI Papers, No. 8.

Olan, F., Ogiemwonyi Arakpogun, E., Suklan, J., Nakpodia, F., Damij, N., & Jayawickrama, U. (2022). Artificial intelligence and knowledge sharing: Contributing factors to organizational performance. *Journal of Business Research, 145*, 605–615. https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2022.03.008

Otley, D. T. (1980). The contingency theory of management accounting: Achievement and prognosis. *Accounting, Organizations and Society, 5*(4), 413–428.

Otley, D. T. (1999). Performance management: A framework for management control systems research. *Management Accounting Research, 10*(4), 363–382.

Page, M. J., McKenzie, J. E., Bossuyt, P. M., Boutron, I., Hoffmann, T. C., Mulrow, C. D., Shamseer, L., Tetzlaff, J. M., Akl, E. A., Brennan, S. E., Chou, R., Glanville, J., Grimshaw, J. M., Hróbjartsson, A., Lalu, M. M., Li, T., Loder, E. W., Mayo-Wilson, E., McDonald, S., … Moher, D. (2021). The PRISMA 2020 statement: An updated guideline for reporting systematic reviews. *BMJ, 372*, n71. https://doi.org/10.1136/bmj.n71

Parasuraman, R., & Manzey, D. H. (2010). Complacency and bias in human use of automation: An attentional integration. *Human Factors, 52*(3), 381–410.

Paul, J., & Criado, A. R. (2020). The art of writing literature review: What do we know and what do we need to know? *International Business Review, 29*(4), 101717. https://doi.org/10.1016/j.ibusrev.2020.101717

Pérez, L. F.-R., & Blasco, Á. R. (2022). A data science approach to cost estimation decision making—Big data and machine learning. *Revista de Contabilidad, 25*(1), 17–31. https://doi.org/10.6018/rcsar.401331

Pokar, J. (2025). Unlocking the potential of generative artificial intelligence: Adoption drivers and organisational performance. *International Journal of Business Innovation and Research, 38*(9), 1–23. https://doi.org/10.1504/IJBIR.2025.10075310

Rautiainen, A., Scapens, R. W., Järvenpää, M., Auvinen, T., & Sajasalo, P. (2024). Towards fluid role identity of management accountants: A case study of a Finnish bank. *The British Accounting Review, 56*(4), 101341. https://doi.org/10.1016/j.bar.2024.101341

Reis, C., Ruivo, P., Oliveira, T., & Faroleiro, P. (2020). Assessing the drivers of machine learning business value. *Journal of Business Research, 117*, 232–243. https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2020.05.053

Russell, S., & Norvig, P. (2021). *Artificial Intelligence: A Modern Approach (4th ed.)*. Pearson.

Sidouna, S., Badre, E. M., Errabih, Z., & Nejjari, M. (2025). L'impact de l'intelligence artificielle sur le métier de contrôleur de gestion : enjeux et perspectives. *Revue Internationale des Sciences de Gestion, 8*(2), 868–895.

Simon, H. A. (1955). A behavioral model of rational choice. *The Quarterly Journal of Economics, 69*(1), 99–118.

Simons, R. (1995). *Levers of Control: How Managers Use Innovative Control Systems to Drive Strategic Renewal*. Harvard Business School Press.

Singh, K., Chatterjee, S., & Mariani, M. (2024). Applications of generative AI and future organizational performance: The mediating role of explorative and exploitative innovation and the moderating role of ethical dilemmas and environmental dynamism. *Technovation, 133*, 103021. https://doi.org/10.1016/j.technovation.2024.103021

Sundström, A. (2024). AI in management control: Emergent forms, practices, and infrastructures. *Critical Perspectives on Accounting, 99*, 102701. https://doi.org/10.1016/j.cpa.2023.102701

Teece, D. J., Pisano, G., & Shuen, A. (1997). Dynamic capabilities and strategic management. *Strategic Management Journal, 18*(7), 509–533.

Tiitola, V., Jalonen, T., Rantanen Flores, M., Korhonen, T., Ruusuvuori, J., & Laine, T. (2024). Discourse analysis on sustaining the maieutic role "when management accounting goes digital". *Qualitative Research in Accounting and Management, 21*(2), 140–164. https://doi.org/10.1108/QRAM-11-2022-0198

Tornatzky, L. G., & Fleischer, M. (1990). *The Processes of Technological Innovation*. Lexington Books.

Tranfield, D., Denyer, D., & Smart, P. (2003). Towards a methodology for developing evidence-informed management knowledge by means of systematic review. *British Journal of Management, 14*(3), 207–222.

Trist, E. L., & Bamforth, K. W. (1951). Some social and psychological consequences of the Longwall method of coal-getting. *Human Relations, 4*(1), 3–38.

Union européenne. (2024). *Règlement (UE) 2024/1689 du Parlement européen et du Conseil du 13 juin 2024 établissant des règles harmonisées concernant l'intelligence artificielle (AI Act)*. Journal officiel de l'Union européenne.

Venkatesh, V., Morris, M. G., Davis, G. B., & Davis, F. D. (2003). User acceptance of information technology: Toward a unified view. *MIS Quarterly, 27*(3), 425–478.

Wamba, S. F., Gunasekaran, A., Akter, S., Ren, S. J.-f., Dubey, R., & Childe, S. J. (2017). Big data analytics and firm performance: Effects of dynamic capabilities. *Journal of Business Research, 70*, 356–365.

Yuxiao, L., & Maelah, R. (2025). A systematic literature review of management accounting systems (MAS) in the industry revolution 4.0. *International Journal of Accounting and Economics Studies, 12*(SI-1), 244–251. https://doi.org/10.14419/642zzb93

Zhu, N., Zhu, C., & Emrouznejad, A. (2021). A combined machine learning algorithms and DEA method for measuring and predicting the efficiency of Chinese manufacturing listed companies. *Journal of Management Science and Engineering, 6*(4), 435–448. https://doi.org/10.1016/j.jmse.2020.10.001