

DE L'ASSISTANCE À LA DÉLÉGATION ALGORITHMIQUE : PROPOSITION D'UN CADRE CONCEPTUEL DE GOUVERNANCE DE L'IA EN CONTRÔLE DE GESTION

FROM ASSISTANCE TO ALGORITHMIC DELEGATION: A CONCEPTUAL GOVERNANCE FRAMEWORK FOR AI IN MANAGEMENT CONTROL

Mohammed BENELMALLAM

Docteur en sciences économiques et de gestion – Enseignant universitaire

Université Sidi Mohamed Ben Abdellah, Fès, Maroc

ORCID : 0009-0002-7978-8445

Date de soumission : 28/06/2026

Date d'acceptation : 17/08/2026

Pour citer cet article :

BENELMALLAM M. (2026) «DE L'ASSISTANCE À LA DÉLÉGATION ALGORITHMIQUE : PROPOSITION D'UN CADRE CONCEPTUEL DE GOUVERNANCE DE L'IA EN CONTRÔLE DE GESTION», Revue Internationale des Sciences de Gestion « Volume 9 : Numéro 3 » pp : 1354 - 1369

Résumé

L'intelligence artificielle (IA) étend progressivement le contrôle de gestion de l'assistance analytique vers la recommandation et, dans certains usages, l'exécution. Cette évolution soulève une question de gouvernance : comment calibrer la délégation algorithmique sans perdre la maîtrise organisationnelle de la décision ? À partir d'une revue intégrative à visée conceptuelle, l'article articule une perspective socio-technique avec les travaux sur l'autonomie algorithmique, la criticité décisionnelle, l'explicabilité et la supervision humaine. Il propose un cadre gradué d'autonomie (A0–A5), une grille multidimensionnelle de criticité et une logique d'exposition au risque reliant autonomie, conséquences potentielles et intensité de gouvernance. Le cadre suggère quatre familles de configurations de contrôle et met au centre trois mécanismes de délégation maîtrisée : périmètre de délégation, seuil d'escalade et réversibilité. Les relations formulées constituent des propositions théoriques destinées à être testées empiriquement. La contribution attendue est de fournir une architecture conceptuelle permettant d'adapter la gouvernance au pouvoir effectivement accordé au système et au risque décisionnel associé.

Mots clés : Intelligence artificielle ; Contrôle de gestion ; Gouvernance algorithmique ; Autonomie décisionnelle ; Supervision humaine.

Abstract

Artificial intelligence (AI) is progressively extending management control from analytical assistance toward recommendation and, in some uses, execution. This evolution raises a governance question: how can algorithmic delegation be calibrated without losing organisational control over decisions? Drawing on an integrative conceptual review, this paper combines a socio-technical perspective with research on algorithmic autonomy, decision criticality, explainability and human oversight. It proposes a graded autonomy framework (A0–A5), a multidimensional criticality grid, and a decision-risk logic linking autonomy, potential consequences and governance intensity. The framework suggests four broad control configurations and places three controlled-delegation mechanisms at its core: delegation scope, escalation threshold and reversibility. The relationships are formulated as theoretical propositions to be empirically tested. The expected contribution is a conceptual architecture for adapting governance to the actual authority granted to AI systems and the associated decision exposure.

Keywords: Artificial intelligence; Management control; Algorithmic governance; Decision autonomy; Human oversight.

INTRODUCTION

L'intelligence artificielle (IA) modifie rapidement les systèmes de contrôle de gestion. Les applications ne se limitent plus à l'automatisation des rapprochements ou à la production de tableaux de bord : elles concernent désormais la prévision, la détection d'anomalies, l'analyse de scénarios, la génération de commentaires et, dans certains cas, la recommandation d'actions managériales (Atsalakis et al., 2026 ; Ranta et al., 2023 ; Sundström, 2024). Cette extension fonctionnelle accroît la capacité analytique du contrôle, mais elle brouille simultanément la frontière entre outil d'aide et acteur du processus décisionnel.

La littérature récente montre que l'intelligence artificielle transforme progressivement les activités de contrôle de gestion, en renforçant les capacités d'analyse, de prévision et d'aide à la décision. Les recherches mettent notamment en évidence l'automatisation de certaines tâches, l'évolution des compétences du contrôleur et l'intégration croissante d'outils algorithmiques dans le pilotage organisationnel (Atsalakis et al., 2026 ; Ranta et al., 2023 ; Sundström, 2024). Toutefois, ces avancées laissent ouverte une question moins étudiée : lorsque l'IA ne se limite plus à assister l'analyse mais influence directement la décision, comment l'organisation doit-elle définir les frontières de la délégation et les mécanismes permettant d'en conserver la maîtrise ?

Le vide théorique retenu n'est donc ni l'effet de l'IA sur la performance, ni la transformation du métier de contrôleur, ni l'amélioration des capacités prédictives. Il concerne la frontière de délégation : à partir de quel niveau un outil d'assistance devient-il un quasi-acteur de la décision, et comment le système de contrôle doit-il évoluer lorsque cette frontière est franchie ? Toutes les utilisations de l'IA n'exposent pas l'organisation au même risque. Un système qui prépare un commentaire mensuel ne dispose pas du même pouvoir qu'un modèle qui hiérarchise des investissements, recommande une réallocation budgétaire ou influence l'évaluation d'un centre de responsabilité. La gouvernance doit donc être différenciée selon le pouvoir effectivement accordé à la sortie algorithmique.

La question de recherche est la suivante : comment organiser le passage de l'assistance par l'IA à la délégation algorithmique en contrôle de gestion, et quels mécanismes permettent d'ajuster le pouvoir algorithmique à la criticité de la décision ?

L'article propose un cadre conceptuel original de gouvernance algorithmique. Il distingue quatre configurations d'usage de l'IA et associe à chacune un niveau de contrôle adapté. L'objectif n'est plus de demander seulement si l'IA améliore le contrôle de gestion, mais de

préciser quand l'autonomie algorithmique devient acceptable, quelles garanties doivent être réunies et qui demeure responsable de la décision. La contribution est ainsi plus spécifiquement centrée sur la conception du système de contrôle que sur l'effet général de la technologie sur la performance.

L'originalité recherchée tient à trois déplacements. Premièrement, l'unité d'analyse n'est plus simplement l'adoption de l'IA, mais le degré de délégation qui lui est accordé. Deuxièmement, la variable de résultat n'est pas directement la performance : le modèle cherche d'abord à expliquer le niveau de gouvernance nécessaire. Troisièmement, la contribution prend la forme d'une matrice autonomie–criticité associée à des mécanismes de contrôle, des seuils d'escalade et des possibilités de reprise en main humaine. Le cadre vise ainsi à expliquer comment une organisation peut accroître l'usage décisionnel de l'IA sans perdre la maîtrise du processus de décision.

1. REVUE DE LITTÉRATURE ET POSITIONNEMENT THÉORIQUE

1.1. Du contrôle de gestion digitalisé au contrôle de gestion augmenté

La digitalisation du contrôle de gestion a d'abord reposé sur les ERP, la Business Intelligence et les outils analytiques. Ces technologies ont modifié la disponibilité de l'information, accéléré le reporting et renforcé la capacité de croisement des données (Appelbaum et al., 2017 ; Möller et al., 2020 ; Rikhardsson & Yigitbasioglu, 2018). L'IA constitue une étape supplémentaire : elle peut apprendre à partir des données, produire des estimations probabilistes, générer du contenu et proposer des choix.

Cette évolution justifie la notion de contrôle de gestion augmenté. L'augmentation ne signifie pas la disparition du professionnel, mais redistribution des capacités entre système et utilisateur. Les modèles disposent d'une capacité de calcul, de recherche de régularités et de traitement à grande échelle ; les contrôleurs apportent une connaissance contextuelle, une capacité d'interprétation et de négociation, ainsi qu'une responsabilité institutionnelle (Jarrahi, 2018). Le problème est alors de savoir comment organiser cette complémentarité.

1.2. L'autonomie algorithmique comme variable de gouvernance

La notion d'autonomie algorithmique renvoie ici au degré auquel un système peut produire une sortie utile au pilotage sans intervention humaine directe à chaque étape. Elle peut être faible lorsque l'IA reformule, synthétise ou alerte, et plus élevée lorsque le système sélectionne des scénarios, classe des alternatives ou recommande une action. Berente et al. (2021) soulignent

que l'autonomie, l'apprentissage et l'inscrutabilité distinguent le management de l'IA de celui des technologies conventionnelles.

Dans une logique de contrôle, l'autonomie ne doit pas être confondue avec l'automatisation. Une tâche peut être fortement automatisée tout en restant peu décisionnelle, tandis qu'un modèle utilisé ponctuellement peut influencer une décision stratégique. Le niveau de gouvernance requis doit donc dépendre de l'autonomie accordée à la sortie algorithmique et non uniquement du degré de digitalisation.

1.3. La criticité de la décision

La criticité désigne l'importance des conséquences potentielles d'une décision pour l'organisation et les parties prenantes. Une décision est plus critique lorsque ses effets sont importants, difficilement réversibles, financièrement significatifs ou susceptibles d'affecter l'évaluation de personnes, l'allocation de ressources ou la conformité. Cette variable permet de différencier des usages qui peuvent mobiliser des technologies similaires mais dont les conséquences organisationnelles sont très différentes.

L'intérêt du croisement autonomie–criticité est d'introduire une logique de proportionnalité. La gouvernance ne doit être ni minimale par principe, ni maximale en toutes circonstances. Elle doit correspondre au niveau de pouvoir accordé à l'algorithme et au coût potentiel d'une erreur.

1.4. Les mécanismes de maîtrise de l'IA dans le contrôle de gestion

Cinq mécanismes apparaissent particulièrement structurants. La gouvernance des données définit les responsabilités, les standards, les règles de qualité et la traçabilité des données (Abraham et al., 2019 ; Khatri & Brown, 2010). La gouvernance du modèle concerne la documentation, la validation, le suivi de la dérive et les conditions de révision. L'explicabilité permet de comprendre suffisamment une sortie pour la discuter et la contester (Weber et al., 2024 ; Zhang et al., 2022). La supervision humaine préserve la capacité de vérification et de contextualisation. Enfin, l'accountability attribue clairement l'obligation d'expliquer et de justifier la décision finale (Bartsch et al., 2025).

Tableau 1. Les cinq mécanismes de maîtrise de l'IA dans le contrôle de gestion.

Mécanisme	Objet de contrôle	Question managériale centrale
Gouvernance des données	Qualité, origine, définition et accès aux données	Peut-on faire confiance aux données qui alimentent l'IA ?
Gouvernance du modèle	Validation, performance, dérive et limites du modèle	Le modèle reste-t-il adapté à l'usage prévu ?
Explicabilité / traçabilité	Compréhension de la sortie et piste d'audit	Peut-on expliquer comment la recommandation a été produite ?
Supervision humaine	Vérification, contextualisation, droit de rejet	Qui contrôle la plausibilité du résultat ?
Responsabilité décisionnelle	Attribution de la décision et justification	Qui répond de la décision finale ?

Source : élaboration de l'auteur.

1.5. Synthèse comparative et ancrage socio-technique

La construction du cadre s'ancre dans une perspective socio-technique : la qualité du contrôle ne dépend ni du système algorithmique seul ni du jugement humain pris isolément, mais de leur agencement, des règles de décision et des mécanismes de reprise en main. Cette perspective est cohérente avec la logique de symbiose humain-IA (Jarrahi, 2018) et avec l'idée que l'autonomie et l'inscrutabilité des systèmes d'IA créent des problèmes de management distincts de ceux des technologies conventionnelles (Berente et al., 2021). Elle permet de traiter la délégation non comme un transfert binaire de décision, mais comme une redistribution graduée des capacités entre acteurs humains et artefacts algorithmiques.

La confrontation des courants fait apparaître une tension théorique. Les travaux sur le management accounting documentent surtout la transformation des pratiques et compétences ; les recherches sur la collaboration humain-IA insistent sur la complémentarité ; l'XAI traite la compréhension et la contestabilité ; l'accountability traite l'attribution de responsabilité. Pris séparément, ces courants ne déterminent pas à quel niveau de délégation un mécanisme de contrôle particulier devient nécessaire. Le gap retenu porte donc sur l'articulation entre degré d'autonomie, criticité de la décision, exposition au risque et architecture de gouvernance dans le contexte spécifique du contrôle de gestion.

Tableau 2. Synthèse comparative des courants mobilisés et positionnement du gap.

Courant	Apport principal	Limite pour la question étudiée
IA et comptabilité de gestion	Transformation des pratiques, rôles et compétences	Traite peu le calibrage du pouvoir décisionnel délégué
Human–AI collaboration	Complémentarité entre jugement humain et capacité algorithmique	Peu spécifique aux mécanismes de contrôle de gestion
Algorithmic governance / accountability	Règles, responsabilité et contrôle des systèmes	Ne relie pas systématiquement gouvernance et criticité des décisions de gestion
Explainable AI	Compréhension, traçabilité et contestabilité des sorties	N'indique pas à elle seule le niveau de délégation acceptable
Human oversight	Maintien d'une capacité d'intervention humaine	Ne fournit pas nécessairement une graduation autonomie × criticité × risque

Source : élaboration de l'auteur.

2. MÉTHODOLOGIE

Cette recherche adopte une revue intégrative à visée conceptuelle et une théorisation par configurations (Snyder, 2019 ; Torraco, 2005). Le choix d'une revue intégrative, plutôt que d'une méta-analyse, tient à l'hétérogénéité des objets mobilisés : management accounting, autonomie algorithmique, gouvernance, explicabilité, accountability et collaboration humain–IA. L'objectif est de rapprocher des courants théoriques partiellement séparés afin de construire des relations conceptuelles nouvelles. La démarche ne prétend donc pas produire une estimation statistique d'effets, mais rendre explicite le chemin de construction du modèle.

Le corpus analytique correspond aux références effectivement mobilisées dans l'article et couvre principalement la période 2017–2026, complétée par des travaux méthodologiques ou fondateurs antérieurs lorsque leur apport demeure structurant (notamment Khatri & Brown, 2010 ; Torraco, 2005). La recherche documentaire a été organisée autour de combinaisons de termes en anglais et en français : (“artificial intelligence” OR “machine learning” OR “generative AI”) AND (“management accounting” OR “management control”) AND (“governance” OR “autonomy” OR “human oversight” OR “accountability” OR “delegation” OR “explainability”). Ont été retenus les travaux contribuant directement à au moins une dimension du cadre ; ont été écartés les travaux purement techniques sans lien avec la décision organisationnelle ou le contrôle. Cette stratégie ciblée vise la pertinence conceptuelle plutôt qu'une exhaustivité bibliométrique.

L'analyse a suivi quatre opérations explicites. Premièrement, les contributions ont été codées selon six catégories : niveau d'autonomie, nature de la décision, conséquences potentielles, mécanismes de gouvernance, intervention humaine et responsabilité. Deuxièmement, les

usages ont été positionnés sur un continuum d'autonomie A0–A5. Troisièmement, la criticité a été décomposée en dimensions financière, humaine, réglementaire, stratégique et de réversibilité. Quatrièmement, les relations récurrentes entre autonomie, criticité, exposition au risque et contrôle ont été synthétisées en configurations idéales-types et en propositions théoriques. La démarche reste interprétative : l'absence de double codage indépendant constitue une limite explicitement reconnue.

3. CONSTRUCTION DU CADRE CONCEPTUEL DE GOUVERNANCE ALGORITHMIQUE

3.1. Opérationnalisation des dimensions du cadre

L'autonomie est traitée comme un continuum multidimensionnel plutôt que comme une opposition faible/élevée. Six niveaux sont distingués selon la place de l'IA dans la chaîne décisionnelle. Cette graduation permet de conserver la matrice synthétique tout en évitant de réduire des usages très différents à deux catégories.

Tableau 3. Échelle conceptuelle de l'autonomie algorithmique A0–A5.

Niveau	Fonction dominante de l'IA	Intervention humaine
A0 – Information	Restituer ou rechercher une information	Décision entièrement humaine
A1 – Assistance	Synthétiser, reformuler, alerter	Interprétation et choix humains
A2 – Recommandation	Classer des options ou proposer une action	Validation humaine requise
A3 – Décision supervisée	Produire une décision exécutable	Approbation ou veto humain
A4 – Décision automatisée	Décider et exécuter dans un périmètre défini	Contrôle ex ante et suivi ex post
A5 – Autonomie adaptative	Décider, exécuter et ajuster son comportement	Supervision par exception et possibilité de reprise en main

Source : élaboration de l'auteur.

La criticité est appréciée sur cinq dimensions. Une décision est dite fortement critique lorsque plusieurs dimensions présentent simultanément une exposition élevée. Cette grille n'est pas proposée comme une échelle psychométrique déjà validée, mais comme une opérationnalisation conceptuelle destinée à guider de futurs instruments de mesure.

Tableau 4. Grille conceptuelle de criticité décisionnelle.

Dimension	Faible	Moyenne	Forte
Impact financier	Limité	Significatif	Majeur
Réversibilité	Facilement réversible	Partiellement réversible	Difficilement réversible
Impact humain	Nul ou marginal	Indirect	Direct sur évaluation, rémunération ou emploi

Impact réglementaire	Faible	Modéré	Élevé / risque de non-conformité
Impact stratégique	Local / opérationnel	Tactique	Majeur / allocation structurante de ressources

Source : élaboration de l'auteur.

Le cadre introduit enfin l'exposition au risque décisionnel comme mécanisme intermédiaire. L'autonomie ne produit pas mécaniquement un besoin de gouvernance : elle accroît l'exposition lorsque la sortie algorithmique possède un pouvoir réel sur une décision dont les conséquences sont importantes, peu réversibles ou difficiles à contester. Le raisonnement devient ainsi : autonomie et criticité → exposition au risque décisionnel → intensité et forme de gouvernance. Cette médiation explique pourquoi une automatisation A4 d'une tâche routinière et réversible peut exiger moins de supervision qu'une recommandation A2 utilisée dans une décision réglementaire ou humaine critique.

3.2. Principe d'alignement entre autonomie et criticité

Le cadre proposé repose sur un principe d'alignement médiatisé par le risque. L'autonomie et la criticité ne déterminent pas isolément l'intensité de gouvernance ; elles contribuent à l'exposition au risque décisionnel, laquelle dépend également de la réversibilité, de l'opacité de la sortie, de la possibilité de contestation et de la portée des conséquences. La matrice faible/élevée présentée ci-dessous constitue donc une vue synthétique de quatre familles de situations ; l'échelle A0–A5 et la grille de criticité permettent ensuite un diagnostic plus fin à l'intérieur de chaque famille.

Tableau 5. Matrice autonomie algorithmique × criticité de la décision.

Criticité / Autonomie	Autonomie faible	Autonomie élevée
Criticité faible	Configuration A – IA assistive Ex. synthèse, commentaire, alerte. Gouvernance légère : contrôle de cohérence + règles de données.	Configuration C – Automatisation encadrée Ex. classement automatique, détection récurrente, déclenchement de tâches. Gouvernance intermédiaire : tests, seuils, suivi ex post.
Criticité élevée	Configuration B – IA analytique supervisée Ex. scénarios d'investissement, analyse budgétaire, scoring interne. Gouvernance forte : explicabilité + validation humaine préalable.	Configuration D – IA décisionnelle critique Ex. recommandations ayant effets financiers ou humains majeurs. Gouvernance renforcée : validation indépendante, auditabilité, droit de recours, responsabilité explicite.

Source : élaboration de l'auteur.

3.3. Configuration A : l'IA assistive

Dans la première configuration, l'IA dispose d'une faible autonomie et intervient sur des tâches à faible criticité. Elle peut produire un résumé de commentaires, suggérer une formulation, générer une première interprétation d'écarts ou signaler une anomalie. Le contrôle humain reste naturellement dominant car la sortie n'est qu'un support. Une gouvernance trop lourde réduirait inutilement le bénéfice de productivité. Le contrôle doit surtout porter sur la confidentialité, la qualité des données et la vérification de cohérence.

3.4. Configuration B : l'IA analytique supervisée

La deuxième configuration combine faible autonomie et forte criticité. L'IA ne décide pas, mais ses analyses influencent des décisions importantes. C'est le cas d'un modèle de prévision utilisé pour préparer un budget, d'une simulation d'investissement ou d'un scoring servant à prioriser des actions. La validation humaine préalable devient indispensable. L'explicabilité doit permettre au décideur de comprendre les facteurs déterminants et les limites de l'analyse avant de l'intégrer à son jugement.

3.5. Configuration C : l'automatisation encadrée

La troisième configuration correspond à une autonomie élevée sur des décisions ou tâches de criticité relativement faible. Le système peut exécuter automatiquement des opérations répétitives à partir de règles ou de seuils. La priorité n'est pas une validation humaine de chaque occurrence, ce qui annulerait le gain d'automatisation, mais un contrôle ex ante du modèle et un suivi ex post des exceptions. Les mécanismes adaptés sont les tests, les seuils d'alerte, le monitoring de dérive et les journaux de décision.

3.6. Configuration D : l'IA décisionnelle critique

La quatrième configuration est la plus sensible : l'autonomie algorithmique est élevée et la décision est critique. Cette situation peut apparaître lorsqu'un système recommande automatiquement des reallocations significatives, influence l'évaluation individuelle ou oriente fortement une décision stratégique. Le cadre proposé considère que cette configuration exige une gouvernance renforcée : traçabilité complète, explicabilité suffisante, validation indépendante lorsque nécessaire, possibilité de contestation, contrôle des biais et attribution explicite de responsabilité.

3.7. Les propositions théoriques

P1. L'augmentation de l'autonomie algorithmique accroît l'exposition au risque décisionnel lorsque la sortie de l'IA possède un effet direct sur le choix ou l'exécution d'une action.

P2. L'effet de l'autonomie algorithmique sur l'intensité de la supervision humaine est renforcé lorsque la criticité décisionnelle est élevée.

P3. L'exposition au risque décisionnel médie la relation entre le couple autonomie–criticité et l'intensité de gouvernance requise.

P4. La réversibilité atténue l'effet de l'autonomie algorithmique sur l'intensité de gouvernance : à autonomie comparable, une décision facilement réversible requiert un dispositif de contrôle moins contraignant.

P5. L'explicabilité renforce la capacité de contestation des recommandations algorithmiques, particulièrement lorsque la criticité de la décision est élevée.

P6. Les compétences numériques du contrôleur modèrent négativement le risque de biais d'automatisation et renforcent l'efficacité de la supervision humaine.

P7. La formalisation du périmètre de délégation réduit le risque d'usage hors périmètre et clarifie l'attribution de responsabilité entre acteurs humains et système algorithmique.

P8. Plus une décision est difficilement réversible, plus le seuil d'escalade vers une validation humaine intervient en amont du processus décisionnel.

P9. Un meilleur alignement entre niveau d'autonomie, exposition au risque et mécanismes de gouvernance est associé à une plus grande contestabilité et à une meilleure maîtrise du processus de contrôle de gestion.

3.8. Une logique de délégation maîtrisée

La contribution du cadre est reformulée autour de la délégation maîtrisée, qui constitue le mécanisme central reliant la perspective socio-technique aux pratiques de contrôle. Trois fonctions sont distinguées. Le périmètre de délégation définit ex ante ce que le système est autorisé à produire, recommander ou exécuter. Le seuil d'escalade précise les événements — niveau de risque, anomalie, incertitude, conflit de règles ou décision critique — qui rendent obligatoire une intervention humaine. La réversibilité désigne enfin la capacité technique et organisationnelle à suspendre, corriger ou annuler une sortie algorithmique et à revenir à une décision humaine documentée.

Ces trois mécanismes ne se substituent pas à la gouvernance des données, du modèle, à l'explicabilité ou à l'accountability : ils les organisent autour de la question spécifique de la délégation. Les mécanismes classiques assurent la qualité et la traçabilité de l'infrastructure ; la délégation maîtrisée détermine quand et jusqu'où cette infrastructure peut influencer ou exécuter une décision. La cybersécurité, la gestion des biais et la conformité juridique sont traitées comme exigences transversales pouvant renforcer chacun des mécanismes selon le contexte, plutôt que comme des dimensions indépendantes du modèle.

4. DISCUSSION

4.1. Ce que le cadre apporte par rapport aux travaux existants

Sur le plan théorique, le cadre déplace l'analyse du simple usage de l'IA vers la conception du système de contrôle socio-technique. Sa contribution n'est pas d'affirmer que davantage d'IA exige mécaniquement davantage de contrôle, mais de montrer que le besoin de gouvernance dépend du pouvoir décisionnel effectivement délégué et de l'exposition au risque créée par ce pouvoir. Il distingue ainsi la capacité technique du système, l'autorité organisationnelle qui lui est accordée et les conséquences de la décision. Cette séparation permet d'expliquer pourquoi deux systèmes techniquement similaires peuvent relever de dispositifs de contrôle différents.

Le modèle apporte trois éléments à la théorie du contrôle de gestion. Premièrement, il étend l'objet du contrôle aux frontières de l'autorité algorithmique. Deuxièmement, il introduit l'escalade et la réversibilité comme mécanismes de contrôle complémentaires aux contrôles ex ante et ex post. Troisièmement, il conceptualise le contrôleur non comme propriétaire unique de la gouvernance de l'IA, mais comme participant à une architecture interfonctionnelle de responsabilité. La connaissance métier du contrôleur est nécessaire pour qualifier la criticité et interpréter les effets de la décision, mais elle doit être articulée aux expertises technique, risque, conformité et décisionnelle.

4.2. Implications pour le rôle du contrôleur de gestion

Le contrôleur de gestion devient un acteur de la gouvernance algorithmique sans en être l'unique responsable. Il contribue à définir les usages admissibles, à qualifier la criticité des décisions, à questionner les hypothèses et à vérifier la cohérence des sorties avec les règles de pilotage. Le DSI et les data scientists portent davantage la robustesse technique, la sécurité, la documentation et le suivi des modèles ; les fonctions risque/conformité évaluent les expositions réglementaires et opérationnelles ; un comité de gouvernance IA arbitre les cas sensibles ; le

décideur métier conserve l'attribution de la décision finale lorsque la criticité l'exige. Cette répartition évite de sur-responsabiliser le contrôleur tout en renforçant son rôle de médiateur entre logique économique et logique algorithmique.

4.3. Implications managériales

Pour les directions financières, la matrice proposée peut servir d'outil de classification préalable à tout projet d'IA. Avant de déployer un cas d'usage, l'organisation peut évaluer deux questions : quel niveau d'autonomie sera réellement accordé au système ? quelles seraient les conséquences d'une erreur ? Cette double évaluation permet ensuite de déterminer les mécanismes nécessaires sans imposer la même lourdeur de contrôle à tous les usages.

Le modèle suggère également d'éviter deux erreurs opposées : sous-gouverner les usages critiques au nom de l'innovation, ou sur-gouverner les usages à faible risque au point de supprimer les gains de productivité. La qualité de la gouvernance dépend donc moins du nombre de contrôles que de leur adéquation au risque et à l'autonomie.

4.4. Agenda de recherche

Le cadre ouvre plusieurs voies empiriques, mais celles-ci supposent d'abord une phase d'instrumentation. Une première recherche devrait développer et valider des échelles pour l'autonomie, la criticité, l'exposition au risque, l'intensité de gouvernance, la contestabilité et la maîtrise décisionnelle. Après validation du modèle de mesure, une enquête auprès de contrôleurs, directeurs financiers et responsables de gouvernance IA pourrait tester par SEM les relations P1–P3 et P9. Des expérimentations par vignettes permettraient ensuite de manipuler autonomie, criticité et réversibilité afin d'observer les seuils de supervision et le biais d'automatisation. Des études de cas complèteraient l'analyse en documentant la répartition interfonctionnelle des responsabilités.

Tableau 6. Agenda de recherche proposé.

Question de recherche future	Méthode possible	Contribution attendue
Comment mesurer les construits du cadre ?	Développement d'échelles / analyses factorielles	Valider autonomie, criticité, risque et gouvernance
Le risque médie-t-il autonomie–criticité et gouvernance ?	Enquête puis SEM après validation des échelles	Tester P1–P3 et P9
Quel seuil de supervision réduit le biais d'automatisation ?	Expérimentation / vignettes	Tester P2, P4, P6 et P8
Comment les responsabilités sont-elles réparties ?	Études de cas multi-acteurs	Examiner P7 et l'architecture interfonctionnelle

Source : élaboration de l'auteur.

5. LIMITES

Cette recherche présente plusieurs limites. Premièrement, la construction est conceptuelle et les propositions n'ont pas encore été validées empiriquement. Deuxièmement, la revue intégrative repose sur une synthèse interprétative : malgré l'explicitation des catégories d'analyse, aucun double codage indépendant n'a été réalisé, ce qui laisse subsister une part de subjectivité. Troisièmement, la généralisation du cadre doit être testée selon les secteurs et les types de décisions. Quatrièmement, l'IA est une catégorie hétérogène : apprentissage automatique prédictif, IA générative, systèmes experts, scoring et agents autonomes n'impliquent pas les mêmes formes d'autonomie ni les mêmes risques. Cinquièmement, les échelles A0–A5 et de criticité proposées sont des opérationnalisations conceptuelles et non des instruments psychométriques validés. Enfin, les dimensions juridiques, cybersécuritaires et éthiques sont traitées comme exigences transversales et nécessitent des approfondissements spécifiques.

CONCLUSION

La question centrale de l'IA en contrôle de gestion évolue. Il ne s'agit plus seulement de savoir ce que les systèmes peuvent automatiser ni de démontrer qu'ils peuvent améliorer la performance. À mesure que leurs sorties influencent directement les décisions, l'enjeu devient celui du niveau de pouvoir que l'organisation accepte de déléguer à l'algorithme.

Le cadre proposé répond à cet enjeu par un principe d'alignement : la gouvernance doit être proportionnée à l'autonomie du système et à la criticité de la décision. La matrice distingue quatre configurations – IA assistive, IA analytique supervisée, automatisation encadrée et IA décisionnelle critique – et associe à chacune des mécanismes de maîtrise adaptés.

Cette lecture repositionne le contrôleur de gestion comme acteur de la gouvernance algorithmique. Sa valeur ne réside plus uniquement dans sa capacité à produire ou commenter l'information, mais dans sa capacité à organiser les conditions sous lesquelles une information algorithmique peut être utilisée, contestée et transformée en décision responsable. Le contrôle de gestion augmenté devient ainsi un système de délégation maîtrisée entre intelligence humaine et intelligence artificielle.

RÉFÉRENCES

- Abraham, R., Schneider, J., & vom Brocke, J. (2019). Data governance: A conceptual framework, structured review, and research agenda. *International Journal of Information Management*, 49, 424–438. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2019.07.008>
- 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. <https://doi.org/10.1016/j.accinf.2017.03.003>
- Atsalakis, G. S., Atsalaki, I., Lemonakis, C., & Zopounidis, C. (2026). Generative Artificial Intelligence and Managerial Accounting. *Information Systems Frontiers*. <https://doi.org/10.1007/s10796-026-10763-x>
- Bartsch, S. C., Nguyen, L. H., Schmidt, J.-H., Du, G., Adam, M., Benlian, A., & Sunyaev, A. (2025). The present and future of accountability for AI systems: A bibliometric analysis. *Information Systems Frontiers*, 27, 2463–2484. <https://doi.org/10.1007/s10796-025-10636-9>
- Berente, N., Gu, B., Recker, J., & Santhanam, R. (2021). Managing Artificial Intelligence. *MIS Quarterly*, 45(3), 1433–1450. <https://doi.org/10.25300/MISQ/2021/16274>
- Jarrahi, M. H. (2018). Artificial intelligence and the future of work: Human–AI symbiosis in organizational decision making. *Business Horizons*, 61(4), 577–586. <https://doi.org/10.1016/j.bushor.2018.03.007>
- Khatri, V., & Brown, C. V. (2010). Designing data governance. *Communications of the ACM*, 53(1), 148–152. <https://doi.org/10.1145/1629175.1629210>
- Möller, K., Schäffer, U., & Verbeeten, F. (2020). Digitalization in management accounting and control: An editorial. *Journal of Management Control*, 31(1–2), 1–8. <https://doi.org/10.1007/s00187-020-00300-5>
- Oesterreich, T. D., Teuteberg, F., Bensberg, F., & Buscher, G. (2019). The controlling profession in the digital age: Understanding the impact of digitisation on the controller’s job roles, skills and competences. *International Journal of Accounting Information Systems*, 35, 100432. <https://doi.org/10.1016/j.accinf.2019.100432>
- Ranta, M., Ylinen, M., & Järvenpää, M. (2023). Machine Learning in Management Accounting Research: Literature review and pathways for the future. *European Accounting Review*, 32(3), 607–636. <https://doi.org/10.1080/09638180.2022.2137221>
- Rikhardsson, P., & Yigitbasioglu, O. (2018). Business intelligence & analytics in management accounting research: Status and future focus. *International Journal of Accounting Information Systems*, 29, 37–58. <https://doi.org/10.1016/j.accinf.2018.03.001>
- Snyder, H. (2019). Literature review as a research methodology: An overview and guidelines. *Journal of Business Research*, 104, 333–339. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2019.07.039>
- Steens, B., Bots, J., & Derks, K. (2024). Developing digital competencies of controllers: Evidence from the Netherlands. *International Journal of Accounting Information Systems*, 52, 100667. <https://doi.org/10.1016/j.accinf.2023.100667>
- 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>

Torraco, R. J. (2005). Writing integrative literature reviews: Guidelines and examples. *Human Resource Development Review*, 4(3), 356–367. <https://doi.org/10.1177/1534484305278283>

Weber, P., Carl, K. V., & Hinz, O. (2024). Applications of Explainable Artificial Intelligence in Finance—A systematic review of Finance, Information Systems, and Computer Science literature. *Management Review Quarterly*, 74, 867–907. <https://doi.org/10.1007/s11301-023-00320-0>

Zhang, C. A., Cho, S., & Vasarhelyi, M. A. (2022). Explainable Artificial Intelligence (XAI) in auditing. *International Journal of Accounting Information Systems*, 46, 100572. <https://doi.org/10.1016/j.accinf.2022.100572>