

## **Théorie et applications de l'intelligence artificielle en contrôle de gestion**

### **Theory and applications of artificial intelligence in management control**

Yasmine EL-BAKKOURI 

*Laboratoire de Recherche en Sciences de Gestion des Organisations, École Nationale de Commerce et de Gestion (ENCG), Université Ibn Tofaïl, Kénitra Maroc.*

Soukaina CHEGRI 

*Faculté d'Économie et de Gestion, Université Ibn Tofaïl, Kénitra, Maroc.*

---

**Résumé.** L'adoption rapide de l'Intelligence Artificielle (IA) dans les méthodes de gestion des organisations constitue l'une des mutations les plus significatives de l'histoire de la comptabilité et du contrôle de gestion. Cet article propose une revue systématique de la littérature (RSL) concernant les bases théoriques, les aspects technologiques et les usages pratiques de l'IA dans les Systèmes de Contrôle de Gestion (SCG), réalisée selon les directives PRISMA 2020. À partir d'un ensemble final de 112 articles évalués par les pairs, publiés entre 2000 et 2025, provenant principalement de revues indexées dans Scopus et Web of Science, la revue résume les résultats dans dix domaines d'application différents. L'étude examine de façon critique la pertinence de huit cadres théoriques. Les résultats montrent que les technologies d'IA, entraînent des avancées significatives en termes de précision des prévisions, de détection des anomalies, de génération d'informations en temps réel et d'aide à la décision stratégique. La revue identifie également l'évolution du rôle des contrôleurs de gestion dans les environnements augmentés par l'IA, où le jugement humain opère de plus en plus en interaction avec l'intelligence algorithmique. Un cadre conceptuel original est proposé, illustrant les mécanismes médiateurs par lesquels l'IA améliore la performance organisationnelle par la transformation des SCG. Du point de vue théorique, cet article apporte une contribution en synthétisant et en intégrant huit cadres qui ont été jusque-là éparpillés dans la littérature ; du point de vue méthodologique, il conjugue une revue systématique respectant les normes PRISMA 2020 avec une analyse bibliométrique, procurant une cartographie inédite du domaine SCG-IA.

**Mots-clés :** *Intelligence Artificielle ; Systèmes de Contrôle de Gestion ; Apprentissage Automatique.*

**Abstract.** The rapid adoption of Artificial Intelligence (AI) in organizational management practices represents one of the most significant transformations in the history of accounting and management control. This article presents a systematic literature review (SLR) on the theoretical foundations, technological aspects, and practical applications of AI in Management Control Systems (MCS), conducted in accordance with the PRISMA 2020 guidelines. Based on a final set of 112 peer-reviewed articles published between 2000 and 2025, primarily from journals indexed in Scopus and Web of Science, the review summarizes the findings across ten different application areas. The study critically examines the relevance of eight theoretical frameworks. The results show that AI technologies lead to significant advances in terms of forecast accuracy, anomaly detection, real-time information generation, and strategic decision support. The article also examines the evolving role of management controllers in AI-enhanced environments, where human judgment increasingly operates in interaction with algorithmic intelligence. An original conceptual framework is proposed, illustrating the mediating mechanisms through which AI improves organizational performance by transforming management control systems. From a theoretical perspective, this article contributes by synthesizing and integrating eight frameworks that were previously scattered throughout the literature; from a methodological perspective, it combines a systematic review adhering to the

PRISMA 2020 guidelines with a bibliometric analysis, providing a unique mapping of the MCS-AI field.

**Keywords:** *Artificial Intelligence; Management Control Systems; Machine Learning.*

---

## 1. Introduction

La fusion des technologies numériques et de la gouvernance organisationnelle a marqué le début d'une nouvelle période en contrôle de gestion, caractérisée par une capacité de calcul exceptionnelle, un accès aux données en temps réel et une assistance à la décision algorithmique. L'Intelligence Artificielle (IA), comprenant l'apprentissage automatisé, l'apprentissage en profondeur, le traitement du langage naturel et les modèles génératifs, a rapidement progressé du statut de technologie expérimentale à celui d'atout stratégique pour les organisations. Dans ce cadre, les Systèmes de Contrôle de Gestion (SCG) subissent une reconfiguration majeure, modifiant la façon dont les organisations planifient, établissent des budgets, surveillent et réagissent aux données concernant leur performance (Anthony, 1965 ; Malmi & Brown, 2008 ; Chenhall, 2003). Il existe encore peu de récapitulatifs dédiés à l'IA dans le contrôle de gestion et ils présentent des lacunes sur quatre aspects. Théoriquement, elles s'appuient généralement sur un cadre unique (comme le TAM ou la théorie institutionnelle) et ne proposent pas de regard critique sur les cadres rivaux utilisés dans ce domaine. D'un point de vue méthodologique, elles s'appuient rarement sur un protocole PRISMA clairement défini associé à une analyse bibliométrique, ce qui restreint la possibilité de reproduire et le caractère représentatif de leurs conclusions. Sur le plan empirique, elles englobent des périodes limitées ou un éventail restreint de champs d'application, entravant une représentation complète des divers domaines du contrôle de gestion touchés par l'IA. En termes de gestion, elles ne précisent pas nettement l'impact de l'IA sur le développement du rôle et des aptitudes des contrôleurs de gestion. Cet article répond à ces lacunes en proposant une analyse systématique, basée sur la théorie et critique, des travaux récents sur l'utilisation de l'IA dans la gestion du contrôle, ponctuée par une étude bibliométrique et une structure conceptuelle inédite.

La numérisation, comprise comme l'incorporation des technologies numériques dans tous les domaines de la stratégie et des opérations d'une organisation (Vial, 2019), a été identifiée comme un changement organisationnel global et complexe qui transforme de manière fondamentale les processus de création et de distribution de valeur (Fitzgerald et al., 2014 ; Warner & Wäger, 2019). Dans ce processus de transformation, l'IA représente la composante la plus révolutionnaire, rendant possible l'automatisation des tâches répétitives tout en offrant la capacité d'apprendre, de s'adapter et de créer des insights à partir de grandes quantités de données complexes. L'apparition des modèles d'IA générative, notamment les grands modèles de langage comme GPT-4 et les modèles de fondation spécialisés, a intensifié cette rupture. L'intelligence artificielle générative offre des compétences auparavant limitées à la pensée humaine : assembler des récits qualitatifs, élaborer des analyses de scénarios, rédiger des rapports de gestion et imiter des dynamiques organisationnelles complexes (Eloundou et al., 2023 ; Cao et al., 2023).

Le contrôle de gestion, défini par Anthony (1965) comme le mécanisme permettant aux managers de garantir une acquisition et une utilisation optimales des ressources pour atteindre les objectifs de l'organisation, a beaucoup évolué durant les six dernières décennies, en conservant néanmoins son objectif primordial de mesure, d'évaluation de la performance et d'incitation (Merchant & Van der Stede, 2017). Les premiers systèmes étaient principalement axés sur la cybernétique, portant sur l'évaluation des différences, la maîtrise financière et le reporting en cascade (Flamholtz, 1983). Les avancées théoriques subséquentes ont élargi cette notion pour inclure l'apprentissage organisationnel (Simons, 1995), les contrôles socioculturels (Ouchi, 1979), et l'usage interactif des systèmes de contrôle pour stimuler le renouveau stratégique (Simons, 1994).

Les études récentes sur les SCG admettent leur intégration dans des ensembles sociotechniques plus vastes (Quattrone & Hopper, 2005), l'importance des outils comptables dans le façonnement du sens au sein des organisations (Burchell et al., 1980), ainsi que l'hybridité croissante des structures de gestion de la performance (Grabner & Moers, 2013). L'émergence de l'IA introduit un nouvel aspect : le contrôle par des algorithmes, où les résultats fournis par les machines impactent la pensée managériale, la répartition des ressources et la direction stratégique, soulevant des interrogations importantes sur la responsabilité, la transparence et l'autonomie organisationnelle (Fayard & Weeks, 2014 ; Quattrone, 2016).

Les objectifs de cette étude sont donc les suivants :

- Conduire une revue systématique rigoureuse de la littérature évaluée par les pairs sur les applications de l'IA dans le contrôle de gestion.
- Identifier et évaluer de manière critique les cadres théoriques dominants mobilisés dans cette littérature.
- Cartographier les applications de l'IA dans les domaines clés du contrôle de gestion, en synthétisant les résultats et les limites.
- Analyser l'évolution du rôle des contrôleurs de gestion dans des environnements augmentés par l'IA.
- Développer un cadre conceptuel original reliant les capacités d'IA aux résultats des SCG et à la performance organisationnelle.

Les questions de recherche suivantes guident cette investigation :

- Q1 : Quelles technologies d'IA ont été appliquées dans le contrôle de gestion, et dans quels domaines ?
- Q2 : Quels cadres théoriques expliquent le plus efficacement l'adoption et l'impact de l'IA dans les SCG ?
- Q3 : Quels bénéfices et quelles limites la littérature rapporte-t-elle pour les applications de l'IA dans le contrôle de gestion ?
- Q4 : Comment l'IA transforme-t-elle le rôle et les compétences des contrôleurs de gestion ?

Cet article présente plusieurs apports uniques. Tout d'abord, il propose la revue systématique la plus exhaustive et la plus méthodique à ce jour sur les usages de l'IA en contrôle de gestion, englobant 112 recherches sur une durée de 25 ans. Deuxièmement, il propose une analyse théorique globale qui relie divers cadres, de la Théorie des Ressources et Compétences à la Théorie des Systèmes Sociotechniques, pour clarifier l'adoption de l'IA dans les environnements SCG. Troisièmement, le cadre conceptuel proposé représente une contribution théorique novatrice qui pourrait guider les recherches empiriques à venir. Quatrièmement, le programme de recherche à venir offre des suggestions théoriques et axées sur l'action destinées aux chercheurs, ainsi que des conseils de gestion précis pour les professionnels s'impliquant dans l'intégration de l'IA dans les domaines financiers et de contrôle.

## **2. Fondements Théoriques**

### **a. Définition et Évolution de l'Intelligence Artificielle**

L'Intelligence Artificielle, proposée pour la première fois comme discipline scientifique à la Conférence de Dartmouth de 1956 (McCarthy et al., 1955), fut définie par ses fondateurs comme la science de la construction de machines se comportant de manière que l'on qualifierait d'intelligente si un être humain en faisait autant. Au cours des décennies suivantes, le domaine a traversé des périodes d'enthousiasme et de retrait les soi-disant « hivers de l'IA » liées aux limitations computationnelles et aux promesses initiales non tenues (Russell & Norvig, 2020). La résurgence contemporaine de l'IA, inaugurée par les avancées de l'apprentissage profond à partir de 2012 (LeCun et al., 2015), se distingue par trois facteurs absents des vagues

précédentes : la disponibilité massive de données, l'augmentation exponentielle de la puissance de calcul et les innovations algorithmiques dans l'architecture des réseaux de neurones.

L'IA moderne recouvre une taxonomie diversifiée. Au niveau le plus général, l'IA désigne tout système informatique exhibant un comportement orienté vers un objectif, un raisonnement, une perception ou une compréhension du langage. L'IA étroite (Narrow AI) paradigme dominant aujourd'hui accomplit des tâches spécifiques avec une précision surhumaine, mais est dépourvue de raisonnement général. L'Intelligence Artificielle Générale (Artificial General Intelligence), capable de raisonnement flexible dans différents domaines, demeure un horizon de recherche (Goertzel, 2014). Pour les applications organisationnelles, les modalités d'IA les plus pertinentes incluent l'apprentissage automatique, l'apprentissage profond, le traitement automatique du langage naturel, les modèles génératifs et l'analytique prédictive (Brynjolfsson & McAfee, 2017).

## **b. Technologies d'IA Pertinentes pour le Contrôle de Gestion**

### ***i. Apprentissage Automatique (Machine Learning)***

L'apprentissage automatique (machine learning, ML) permet aux systèmes d'améliorer leurs performances sur une tâche grâce à l'expérience, sans être explicitement programmés (Mitchell, 1997). Les algorithmes d'apprentissage supervisé incluant les forêts aléatoires (random forests), les machines à gradient boosté (gradient boosting machines) et les machines à vecteurs de support (support vector machines) apprennent à partir de données d'entraînement étiquetées pour prédire des résultats ou classer des observations. L'apprentissage non supervisé identifie des structures latentes dans des données non étiquetées, tandis que l'apprentissage par renforcement (reinforcement learning) optimise la prise de décision séquentielle par rétroaction basée sur des récompenses. Dans le contexte du contrôle de gestion, le ML a été appliqué à la notation de crédit, à la prévision de la demande, à la prédiction des écarts budgétaires et à l'optimisation de l'allocation des coûts (Bhimani et al., 2022 ; Jakubik & Jann, 2023).

### ***ii. Apprentissage Profond (Deep Learning)***

L'apprentissage profond (deep learning, DL), un sous-domaine du ML fondé sur des réseaux de neurones artificiels à couches multiples, a démontré des performances exceptionnelles dans le traitement des données non structurées images, texte, audio et séries temporelles (LeCun et al., 2015). Les réseaux de neurones récurrents (Recurrent Neural Networks, RNN) et les réseaux à mémoire longue à court terme (Long Short-Term Memory, LSTM) sont particulièrement adaptés aux données financières temporelles, permettant l'élaboration de modèles de prévision sophistiqués. Les architectures à transformateurs (Transformer) ont encore étendu ces capacités, sous-tendant les grands modèles de langage capables de synthétiser, résumer et générer du contenu financier textuel (Vaswani et al., 2017 ; Cao et al., 2023).

### ***iii. Traitement Automatique du Langage Naturel (Natural Language Processing)***

Le Traitement Automatique du Langage Naturel (Natural Language Processing, NLP) permet l'interprétation computationnelle, la génération et la manipulation du langage humain. Pour le contrôle de gestion, les applications NLP incluent l'extraction automatisée de données financières à partir de documents non structurés, l'analyse de sentiments des commentaires de la direction dans les rapports annuels, les interfaces conversationnelles (chatbot) pour les systèmes ERP (Enterprise Resource Planning) et la génération automatique de narrations pour les rapports de gestion (Loughran & McDonald, 2016 ; Frankel et al., 2020). Les NLP avancés utilisant des modèles à transformateurs (BERT, série GPT) ont substantiellement amélioré la compréhension contextuelle, permettant une analyse nuancée des retranscriptions de conférences téléphoniques sur les résultats (earnings calls), des rapports d'audit et des déclarations de durabilité.

#### *iv. Intelligence Artificielle Générative*

L'IA générative systèmes qui produisent du contenu inédit (texte, images, code, audio) en apprenant les distributions à partir de données d'entraînement est devenue l'un des développements commerciaux les plus impactant de l'IA depuis 2022 (Eloundou et al., 2023). Les grands modèles de langage (Large Language Models, LLM) tels que GPT.4, Claude et Gemini, peuvent rédiger des commentaires de gestion, simuler des scénarios budgétaires, identifier des anomalies dans les narratives financières et traduire des analyses quantitatives complexes en synthèses destinées aux directions générales. Les implications pour le contrôle de gestion sont profondes, car ces modèles remettent en question l'hypothèse selon laquelle l'analyse qualitative et la construction narrative requièrent exclusivement l'expertise humaine (Cao et al., 2023 ; Binz & Schulz, 2023).

#### *v. Systèmes Experts et Analytique Prédictive*

Les systèmes experts architectures d'IA fondées sur des règles, codifiant les connaissances du domaine par une logique conditionnelle (if-then) ont été parmi les premières applications de l'IA en comptabilité et en audit (O'Leary, 1987). Bien que largement supplantés par les approches ML dans de nombreux domaines, les systèmes experts demeurent pertinents dans la surveillance de la conformité, la planification fiscale et le reporting réglementaire. L'analytique prédictive, intégrant la modélisation statistique, l'exploration de données (data mining) et le ML, représente le paradigme dominant de l'IA pour les prévisions de gestion, permettant des estimations probabilistes des états de performance future dans différents scénarios d'hypothèses (Delen & Demirkan, 2013 ; Petropoulos et al., 2022).

#### **c. Systèmes de Contrôle de Gestion : Définition et Évolution**

Les Systèmes de Contrôle de Gestion (SCG) sont caractérisés par les pratiques et processus officiels basés sur l'information, que les gestionnaires emploient pour conserver ou ajuster les modèles d'activités au sein des organisations (Simons, 1995). Le modèle de « package » proposé par SCG de Malmi et Brown (2008) regroupe cinq catégories principales : contrôle culturel, planification, cybernétique, récompense et rémunération, et administratif, en une typologie homogène qui prend en compte les interactions de complémentarité et de substitution entre les différents types de contrôle. Cette approche intégrative est d'une grande utilité pour évaluer l'intégration de l'IA, étant donné que les technologies d'IA peuvent augmenter, substituer ou repenser les contrôles dans les cinq catégories à la fois.

Le modèle des systèmes de gestion de la performance (Performance Management Systems, PMS) proposé par Ferreira et Otley (2009) élargit les SCG pour inclure l'intégralité du processus, depuis l'élaboration de la vision stratégique jusqu'à la définition des objectifs, en intégrant l'évaluation de la performance, la fixation des récompenses et l'utilisation des données pour favoriser l'apprentissage et l'adaptation. Ce cadre convient parfaitement pour analyser comment les informations produites par l'IA transforment la dynamique de l'alignement stratégique et de l'apprentissage organisationnel dans les SCG.

### **3. Cadres Théoriques**

La littérature sur l'IA dans le contrôle de gestion s'appuie sur plusieurs traditions théoriques pour expliquer les schémas d'adoption, les résultats en termes de performance et les implications organisationnelles. Cette section examine de manière critique huit cadres et évalue leurs contributions et limites respectives dans ce contexte.

#### **a. Théorie des Ressources et Compétences (Resource-Based View, RBV)**

La Théorie des Ressources et Compétences de Barney (1991) postule que l'avantage concurrentiel durable découle de ressources organisationnelles présentant les caractéristiques VRIN : valeur, rareté, inimitabilité et non-substitutabilité. Dans le contexte de l'IA, les actifs de données, les capacités algorithmiques et les routines organisationnelles augmentées par l'IA

constituent des ressources stratégiquement précieuses. Les recherches appliquant la RBV à l'IA (Bhatt & Grover, 2005 ; Wamba et al., 2017) suggèrent que les entreprises dont les implémentations d'IA sont profondément intégrées dans les processus organisationnels plutôt qu'acquises sous forme de solutions banalisées réalisent des améliorations de performance plus importantes et plus durables.

#### **b. Théorie des Capacités Dynamiques (Dynamic Capabilities Theory)**

Le cadre des Capacités Dynamiques de Teece et al. (1997) prolonge la RBV en mettant l'accent sur la capacité à détecter, saisir et reconfigurer les ressources en réponse aux changements environnementaux. Dans les contextes numériques, les capacités dynamiques se manifestent par des aptitudes organisationnelles à mettre continuellement à jour les modèles d'IA, intégrer de nouvelles sources de données et reconfigurer les architectures de contrôle en réponse aux mutations stratégiques (Teece, 2018 ; Warner & Wäger, 2019). Ce cadre capture efficacement la nature itérative et intensive en apprentissage du déploiement de l'IA dans les SCG, où la création de valeur dépend non pas d'actifs d'IA statiques, mais de la capacité organisationnelle à faire évoluer les applications d'IA en phase avec les besoins stratégiques. Des études récentes (Gupta et al., 2022 ; Akter et al., 2022) démontrent empiriquement que les capacités dynamiques en IA médiatisent significativement la relation entre l'investissement en IA et la performance organisationnelle.

#### **c. Modèle d'Acceptation de la Technologie (Technology Acceptance Model, TAM)**

Le Modèle d'Acceptation de la Technologie de Davis (1989) postule que l'utilité perçue et la facilité d'utilisation perçue sont les principaux déterminants de l'adoption technologique. Les variantes étendues TAM2 (Venkatesh & Davis, 2000), TAM3 et la Théorie Unifiée de l'Acceptation et de l'Utilisation de la Technologie (Unified Theory of Acceptance and Use of Technology, UTAUT ; Venkatesh et al., 2003), intègrent l'influence sociale, les conditions facilitatrices et la motivation hédonique. Dans le contrôle de gestion, le TAM a été appliqué pour comprendre l'adoption des outils basés sur l'IA par les contrôleurs et les comptables (Granlund & Malmi, 2002 ; Quattrone & Hopper, 2005), les résultats indiquant que la confiance dans les résultats algorithmiques et la complémentarité perçue avec l'expertise humaine sont des modérateurs critiques du comportement d'adoption. Une limite notable est l'orientation individualiste du TAM, qui sous-estime les déterminants organisationnels et institutionnels de l'adoption.

#### **d. Théorie Institutionnelle**

La théorie institutionnelle (DiMaggio & Powell, 1983 ; Scott, 1995) explique le comportement organisationnel à travers les pressions de l'isomorphisme forces mimétiques, coercitives et normatives qui poussent les organisations à se conformer aux normes et attentes du champ institutionnel. Appliquée à l'adoption de l'IA dans le contrôle de gestion, la théorie institutionnelle explique pourquoi les organisations d'un même secteur tendent à adopter des outils d'IA similaires (isomorphisme mimétique), pourquoi les exigences réglementaires stimulent l'investissement en IA dans la gestion des risques et la détection des fraudes (isomorphisme coercitif), et pourquoi les corps professionnels tels que la CIMA (Chartered Institute of Management Accountants) et l'IFAC (International Federation of Accountants) façonnent les référentiels de compétences des contrôleurs autour de la culture numérique et de l'IA (isomorphisme normatif).

#### **e. Théorie de la Contingence**

La théorie de la contingence en comptabilité de gestion (Gordon & Miller, 1976 ; Chenhall, 2003) propose que l'efficacité de la conception des SCG dépend de l'adéquation avec les facteurs contextuels incertitude environnementale, taille organisationnelle, stratégie, technologie et culture. Appliquée à l'IA, la théorie de la contingence prédit que la valeur des applications d'IA varie selon les contextes organisationnels : les organisations de grande taille,

analytiquement sophistiquées et évoluant dans des environnements incertains, devraient tirer davantage de bénéfices des SCG augmentées par l'IA, tandis que les entreprises plus petites opérant dans des environnements stables pourraient trouver les systèmes à base de règles plus simples plus efficaces. Les données empiriques sur cette prédiction sont mitigées (Bhimani et al., 2022 ; Quattrone, 2016), en partie parce que les technologies d'IA sont à la fois sensibles à l'incertitude environnementale et peuvent la réduire, créant une relation de contingence complexe et bidirectionnelle.

#### **f. Théorie des Systèmes Sociotechniques**

La Théorie des Systèmes Sociotechniques (Trist & Bamforth, 1951 ; Leavitt, 1965) insiste sur l'optimisation conjointe des sous-systèmes sociaux et techniques au sein des organisations, affirmant que la technologie ne peut être mise en œuvre efficacement sans considérer ses interactions avec les acteurs humains, les structures organisationnelles et les normes culturelles. Cette perspective est particulièrement pertinente pour l'IA dans le contrôle de gestion, où le risque de sur-automatisation marginalisant le jugement humain, érodant l'expertise professionnelle et générant des résistances est bien documenté (Quattrone, 2016 ; Fayard & Weeks, 2014). Des recherches récentes informées par cette théorie (Suchman, 1987 ; Orlikowski, 2000) démontrent que les systèmes d'IA évoluent à travers l'usage, se développant de manière imprévue par leurs concepteurs lorsqu'ils interagissent avec les pratiques organisationnelles et les contrôleurs humains.

#### **g. Théorie fondée sur la Connaissance (Knowledge-Based View)**

La Théorie fondée sur la Connaissance de Grant (1996) conçoit l'entreprise comme un répertoire et un intégrateur de connaissances spécialisées, postulant la connaissance comme source première d'avantage concurrentiel. Les systèmes d'IA, en tant que répertoires codifiés de connaissance analytique, complètent la connaissance tacite et expérientielle des contrôleurs de gestion, amplifiant potentiellement la création et l'utilisation des connaissances organisationnelles. Cependant, comme le souligne Tsoukas (1996), la nature largement tacite du jugement managérial impose des limites fondamentales à la codification, suggérant que l'augmentation par l'IA plutôt que la substitution représente la position théoriquement cohérente.

#### **h. Théorie de la Transformation Numérique (Digital Transformation Theory)**

La Théorie de la Transformation Numérique (Vial, 2019 ; Verhoef et al., 2021), regroupe des contributions de divers courants théoriques pour éclairer les aspects stratégiques, organisationnels et techniques de la mutation numérique. Le modèle de Vial (2019) définit la transformation numérique comme un processus engendrant des modifications des voies de création de valeur, des changements organisationnels, de l'agilité des entreprises et des mutations culturelles, le tout propulsé par les technologies numériques et limité par des obstacles tels que la résistance institutionnelle et les manques de compétences. Ce cadre est de plus en plus utilisé pour la transformation liée à l'IA dans les activités comptables et de contrôle (Bhimani et al., 2022 ; Moll & Yigitbasioglu, 2019), fournissant une perspective globale pour examiner la nature systémique de l'effet de l'IA sur les SCG.

### **4. Méthodologie de Recherche**

Cette étude emploie la méthodologie de Revue Systématique de la Littérature (RSL) en suivant les lignes directrices PRISMA 2020 (Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses) (Page et al., 2021), qui représentent l'étalon-or actuel pour une synthèse des preuves transparente et reproductible en sciences sociales et en recherche en gestion (Tranfield et al., 2003 ; Massaro et al., 2016).

#### a. Bases de Données et Stratégie de Recherche

Les recherches documentaires ont été conduites dans cinq bases de données académiques majeures : Scopus, Web of Science (WoS), EBSCOhost (Business Source Complete), ScienceDirect (Elsevier) et ProQuest ABI/Inform Global. Ces bases ont été sélectionnées pour leur couverture exhaustive de la littérature en gestion, en comptabilité, en systèmes d'information et en IA. La stratégie de recherche a utilisé des opérateurs booléens combinant des termes issus de trois domaines conceptuels :

**Domaine 1 (Technologies d'IA) :** « artificial intelligence » OR « machine learning » OR « deep learning » OR « neural network » OR « natural language processing » OR « predictive analytics » OR « generative AI » OR « large language model\* » OR « expert system »

**Domaine 2 (Contrôle de Gestion) :** « management control » OR « management control system » OR « performance management » OR « management accounting » OR « budgeting » OR « forecasting » OR « cost management » OR « strategic planning »

**Domaine 3 (Résultats/Contexte) :** « organizational performance » OR « digital transformation » OR « accounting information system » OR « finance function » OR « controller »

#### b. Critères d'Inclusion et d'Exclusion

Le Tableau 1 présente les critères d'inclusion et d'exclusion alignés sur PRISMA, appliqués lors du processus de sélection.

**Tableau 1 : Critères d'Inclusion et d'Exclusion PRISMA**

| Critères d'Inclusion                                                                     | Critères d'Exclusion                                                                |
|------------------------------------------------------------------------------------------|-------------------------------------------------------------------------------------|
| Articles de revues évalués par les pairs                                                 | Communications de conférences, thèses, littérature grise                            |
| Publications en langue anglaise                                                          | Articles non anglophones sans traduction                                            |
| Publiés entre 2000 et 2024 (travaux séminaux antérieurs à 2000 par traçage rétrospectif) | Doublons                                                                            |
| Indexés dans Scopus ou Web of Science                                                    | Articles sans résumé ou texte intégral disponible                                   |
| Orientation empirique, théorique ou méthodologique sur IA + SCG/comptabilité de gestion  | IA dans des domaines non pertinents (ex. : diagnostic médical, véhicules autonomes) |
| Au moins une technologie d'IA explicitement identifiée                                   | Presse spécialisée, rapports praticiens et sources non évaluées par les pairs       |

#### c. Processus de Sélection PRISMA

La recherche initiale dans les bases de données a généré 4 847 enregistrements. Par suite du dédoublement, 3 412 enregistrements distincts ont été conservés. Le tri basé sur le titre et le résumé, réalisé séparément par deux évaluateurs, a diminué le corpus à 487 articles susceptibles d'être éligibles. L'examen complet appliquant les critères d'inclusion/exclusion a encore diminué l'échantillon à 112 articles formant le corpus final de la revue. La cohérence entre évaluateurs a été mesurée par le coefficient kappa de Cohen ( $\kappa = 0,84$ ), signifiant un accord élevé. Les divergences ont été réglées par le dialogue et, si nécessaire, par l'intervention d'un troisième évaluateur. Les phases du schéma de flux PRISMA sont présentées de la manière suivante : Enregistrements identifiés par les recherches dans les bases de données : 4 847

- Enregistrements après dédoublement : 3 412
- Enregistrements filtrés (titre/résumé) : 3 412

- Enregistrements exclus au stade titre/résumé : 2 925
- Articles en texte intégral évalués pour éligibilité : 487
- Articles en texte intégral exclus avec motifs : 375 (IA non centrale, n = 143 ; SCG non abordés, n = 112 ; non évalués par les pairs, n = 68 ; données dupliquées, n = 52)
- Études incluses dans la synthèse finale : 112

#### **d. Évaluation de la Qualité**

L'évaluation de la qualité a été réalisée grâce à une version modifiée de l'Outil d'Évaluation des Méthodes Mixtes (Mixed Methods Appraisal Tool, MMAT ; Hong et al., 2018), englobant cinq dimensions : (1) précision des objectifs de recherche, (2) approprié de la méthodologie, (3) solidité de la collecte et de l'analyse des données, (4) validité des résultats, et (5) pertinence par rapport aux questions de la revue. Chaque critère a reçu une évaluation sur une échelle de trois niveaux (0 = non traité, 1 = partiellement traité, 2 = complètement traité), permettant d'obtenir un score de qualité maximal de 10. Les recherches ayant reçu un score en dessous de 5 (n = 9) ont été retirées de la synthèse finale, ce qui a abouti à 112 articles de haute qualité. La moyenne du score de qualité était de 8,2 (ET = 1,1).

#### **e. Analyse Bibliométrique**

Outre le récapitulatif narratif, les 112 articles ont été soumis à une analyse bibliométrique réalisée à l'aide du logiciel VOSviewer (v.1.6) et du package Bibliometrix sous R, en se basant sur les métadonnées extraites de Scopus et du Web of Science (auteurs, affiliations, mots-clés, références citées). Quatre autres analyses ont été effectuées. D'abord, une étude des tendances de publication et de la répartition par revue a facilité le suivi chronologique du domaine (section 9.1). En second lieu, une analyse de co-citations d'auteurs a été effectuée (technique de comptage intégral, standardisation à l'aide de la force d'association, minimum de 3 citations par auteur) dans le but de déterminer les agrégats d'auteurs souvent cités ensemble, témoins de mouvements de recherche disposant de références partagées. En troisième lieu, une étude de cooccurrence des mots-clés des auteurs (avec une occurrence minimale de 5 et une résolution de regroupement stable à 1,0) a permis de dresser la carte thématique du champ d'étude. En quatrième lieu, nous avons mené une étude des réseaux de collaboration en tenant compte des auteurs, des institutions et des pays, dans le but de définir la structure sociale du domaine. En section 9, sont exposés les résultats de ces études, incluant la détection des principales écoles de recherche.

### **5. Applications de l'Intelligence Artificielle dans le Contrôle de Gestion**

Les 112 articles revus ont été codifiés thématiquement en dix domaines d'application. Les sous-sections suivantes synthétisent les données empiriques dans chaque domaine, en évaluant de manière critique l'ancrage théorique, les principaux résultats et les limites documentées.

Outre cette vue d'ensemble thématique, les données collectées ne se rejoignent pas nécessairement et de nombreux débats jalonnent la littérature. Une première divergence concerne l'ampleur exacte des améliorations de précision permises par l'IA : tandis que Petropoulos et al. (2022) ainsi que Hoberg et Rajgopal (2022) observent des progrès significatifs dans les prévisions budgétaires, Syam et Sharma (2018) démontrent que ces avancées se détériorent considérablement quand les schémas historiques sont perturbés (comme pendant la pandémie de COVID-19), atténuant ainsi la portée des résultats les plus favorables. Un autre désaccord concerne ceux qui associent l'IA à une hausse de la pertinence informationnelle et de la souplesse stratégique des SCG (Bhimani et al., 2022 ; Akter et al., 2022) et les analyses critiques de Quattrone (2016), qui soutient que la quantification imposée par l'IA peut au contraire éliminer le jugement qualitatif et restreindre la réflexivité managériale, en particulier dans la surveillance en direct de la performance. Ces tensions sont en partie dues aux limites méthodologiques inhérentes à chaque ensemble de preuves : les recherches quantitatives à large échelle (par exemple, Bhimani et al., 2022) s'appuient généralement sur des informations

déclaratives et des méthodologies transversales qui n'autorisent pas l'établissement d'une causalité, alors que les apports critiques (par exemples Quattrone, 2016) demeurent pour la majorité d'ordre conceptuel et normatif, sans être systématiquement confrontés à des données empiriques (voir le tableau 3). La revue présente une documentation du déséquilibre existant dans la littérature examinée entre études fonctionnelles visant une validation et études critiques aux fins de problématisation, plutôt que de tenter de résoudre ce déséquilibre.

#### **a. Budgétisation et Prévision**

La budgétisation, représente l'un des processus SCG les plus exigeants en ressources et aux implications stratégiques significatives, cependant, les modèles budgétaires classiques fondés sur des ajustements incrémentaux des données passées ont souvent été remis en question pour leur inflexibilité, les influences politiques et leur faible capacité prédictive (Hope & Fraser, 2003 ; Libby & Lindsay, 2010). Les méthodes de prévision basées sur l'IA, notamment les modèles d'ensemble ML, les réseaux LSTM et les modèles bayésiens probabilistes, constituent une avancée majeure par rapport à ces restrictions, offrant des prévisions budgétaires continues, dynamiques et ajustées aux différents scénarios (Petroopoulos et al., 2022 ; Hoberg & Rajgopal, 2022).

Cependant, certaines limites essentielles nécessitent une attention particulière. Syam et Sharma (2018) notent que les modèles de prévision ML montrent une grande sensibilité à la qualité des données d'entraînement, entraînant une dégradation importante des performances lorsque les tendances historiques sont perturbées, comme cela a eu lieu pendant la pandémie de COVID-19. Quattrone (2016) évoque des inquiétudes théoriques fondamentales, soutenant que l'exigence de quantification liée aux prévisions assistées par l'IA pourrait éliminer les données qualitatives basées sur le jugement, qui ont traditionnellement offert une valeur stratégique dans le processus budgétaire.

#### **b. Analytique Prédictive de la Performance**

L'analyse prédictive de la performance inclut les systèmes alimentés par l'IA qui anticipent les futurs états de performance organisationnelle tels que les revenus, les coûts, les parts de marché, et les indicateurs clés de performance opérationnelle à partir des motifs de données passées et présentes (Delen & Demirkan, 2013).

Ces systèmes constituent une extension de l'analyse classique des écarts, transférant l'orientation temporelle des SCG du passé vers l'avenir (Moll & Yigitbasioglu, 2019). Bhimani et al. (2022) illustrent, dans une étude internationale, que les entreprises utilisant des analyses prédictives avancées rapportent une satisfaction nettement supérieure concernant la pertinence de l'information SCG ( $\beta = 0,43$ ,  $p < 0,001$ ) et l'alignement stratégique ( $\beta = 0,38$ ,  $p < 0,001$ ). Akter et al. (2022) observaient que les systèmes de gestion de la performance optimisés par l'IA améliorent l'agilité stratégique, permettant de réajuster l'allocation des ressources en réaction aux signaux émergents, surtout dans des environnements à grande vitesse. Dechow et al. (2020) utilisent des méthodes d'apprentissage automatique sur des données financières, montrant une précision prédictive supérieure dans la détection des inexactitudes majeures et la dégradation de la qualité des résultats par rapport aux modèles classiques basés sur les accruals.

Les contraintes persistantes comprennent le risque de surajustement sur les données historiques, la difficulté à inclure des éléments stratégiques qualitatifs (communications des concurrents, évolutions réglementaires, perceptions des acteurs) dans les modèles prévisionnels quantitatifs, et le danger que les performances soient altérées (manipulation) lorsque les modèles de prévision IA sont présentés aux responsables opérationnels (Holmstrom & Milgrom, 1991 ; Edelman, 2017).

### **c. Gestion des Coûts**

La comptabilité par activités et ses variantes (ABC, TDABC) ont depuis longtemps cherché à aligner l'imputation des coûts sur la consommation réelle des ressources, mais leur complexité de mise en œuvre a contraint leur adoption généralisée (Kaplan & Anderson, 2007). La gestion des coûts augmentée par l'IA intégrant la classification des activités pilotée par ML, l'identification automatisée des inducteurs de coûts (cost drivers) et l'imputation des coûts en temps réel promet de surmonter ces obstacles tout en améliorant la granularité et la rapidité de l'information sur les coûts (Bhimani et al., 2022 ; Kim & Mahoney, 2010).

Les limites critiques incluent les importantes exigences d'infrastructure de données pour les systèmes de coûts augmentés par l'IA, la résistance potentielle des responsables de centres de coûts dont le pouvoir discrétionnaire est contraint par l'imputation algorithmique, et le risque que les modèles de coûts optimisés par l'IA reflètent des structures de coûts historiques qui peuvent ne pas être stratégiquement optimales pour les opérations futures.

### **d. Planification Stratégique et Intelligence Artificielle**

L'incorporation de l'IA dans les processus de planification stratégique constitue l'une des applications les plus avancées dans le contrôle de gestion, défiant le champ habituellement attribué aux humains pour l'analyse des scénarios à long terme et le positionnement concurrentiel (Porter, 1980 ; Mintzberg, 1994). Les outils de monitoring stratégique dirigés par l'IA, intégrant la surveillance concurrentielle via le NLP, la simulation de scénarios par le ML et la synthèse narrative générative, redéfinissent le cycle de planification stratégique (Cao et al., 2023 ; Teece, 2018). Gupta et al. (2022) montrent que les entreprises utilisant l'IA pour la planification stratégique affichent une meilleure capacité de détection de l'environnement, mesurée par l'ampleur et la précision des informations concurrentielles recueillies, ce qui leur confère ainsi une adaptabilité stratégique accrue. Warner et Wäger (2019) observent que les méthodes de planification par scénarios enrichies par l'IA produisent une plus grande variété d'options stratégiques, réduisant les biais cognitifs tels que la pensée de groupe et l'ancrage qui influent sur les processus stratégiques classiques menés par les dirigeants.

### **e. Systèmes d'Aide à la Décision**

Les Systèmes d'Aide à la Décision basés sur l'IA (SAD-IA) constituent une progression logique des systèmes d'information de gestion classiques, incorporant des aptitudes analytiques allant du reporting descriptif à la prescription de recommandations (Turban et al., 2017 ; Shim et al., 2002). Les systèmes d'AI-DSS contemporains allient l'assemblage de données en temps réel, la détection de modèles via le ML, les interfaces NLP et des composants d'IA interprétables pour aider aux prises de décision managériales tant tactiques que stratégiques (Cao et al., 2023 ; Jarrahi, 2018).

Jarrahi (2018) soutient que les configurations AI-DSS les plus efficaces exploitent la complémentarité entre l'intuition humaine et l'apprentissage automatique où l'IA prend en charge la reconnaissance de schémas à haute intensité de données tandis que les humains apportent le jugement contextuel et le raisonnement éthique. Les données empiriques de Granlund et Malmi (2002) et des études de réplification ultérieures confirment que l'acceptation des DSS par les contrôleurs de gestion dépend de manière critique de la transparence perçue et de la capacité du système à expliquer ses recommandations dans des termes familiers du point de vue professionnel.

### **f. Gestion des Risques**

La gestion des risques constitue l'un des champs d'application de l'IA les plus avancés dans le secteur financier et le contrôle, influencée par les exigences réglementaires suite à la crise financière de 2008 et par la complexité croissante des environnements de risque

organisationnels (Basel Committee, 2017 ; Knechel, 2016). Les institutions financières ont largement mis en œuvre des modèles ML pour le risque de crédit, le risque de marché et le risque opérationnel depuis plus de dix ans, avec des améliorations prouvées dans la précision de la prédiction de défaut, l'estimation de la perte en cas de défaut et la quantification des risques extrêmes (Baesens et al., 2003 ; Lessmann et al., 2015).

Dans le domaine du contrôle de gestion, les usages de l'IA pour la gestion des risques vont au-delà des applications réservées aux institutions financières, incluant la gestion des risques d'entreprise (Enterprise Risk Management, ERM). Les usages de l'IA dans la surveillance des risques en temps réel, tels que l'identification d'anomalies dans les opérations, l'incorporation de la maintenance prédictive et l'anticipation des interruptions des chaînes d'approvisionnement, constituent des domaines de croissance soutenus par des données empiriques significatives (Akter et al., 2022 ; Wamba et al., 2017).

#### **g. Détection des Fraudes**

La détection des fraudes constitue le domaine d'application de l'IA le plus étudié en comptabilité et en audit, avec des publications s'étalant sur plus de trente ans (Ngai et al., 2011 ; Kotsiantis et al., 2006). Les premières applications utilisant les réseaux de neurones et la détection d'anomalies basée sur des règles ont progressé, allant de la régression logistique et des arbres de décision vers les méthodes d'ensemble modernes, le deep learning et les réseaux de neurones sur graphes capables d'identifier des schémas de fraude compliqués et coordonnés (West & Bhattacharya, 2016 ; Van Vlasselaer et al., 2016). La revue principale de Ngai et al. (2011) a recensé 49 méthodes de ML utilisées pour détecter la fraude financière, où les réseaux de neurones et la régression logistique affichent la meilleure précision de détection observée. Des recherches plus récentes de Bhimani et al. (2022) et Siew et al. (2022) montrent que les techniques d'ensemble intégrant forêts aléatoires, gradient boosting et réseaux de neurones obtiennent des taux de détection supérieurs à 97 % dans des conditions d'expérimentation contrôlées. L'identification des fraudes par l'analyse graphique, qui représente les réseaux de transactions afin de repérer des modèles relationnels inhabituels, a prouvé son efficacité spécifique face aux fraudes d'assurance organisées et à la falsification des états financiers (Pourhabibi et al., 2020). D'autre part, les technologies de registre distribué (blockchain) gagnent en popularité comme support complémentaire aux dispositifs de détection basés sur le ML, en garantissant l'inaltérabilité et la capacité de suivi des transactions qui sous-tendent les audits et les contrôles (Bonsón & Bednárová, 2019).

Les contraintes englobent la dynamique de la course à l'armement entre la détection des fraudes et les moyens de les contourner, le coût élevé des faux positifs concernant les relations avec les clients et les responsables, les difficultés liées au déséquilibre des classes dans les jeux de données d'entraînement, et les limitations réglementaires affectant certains processus décisionnels algorithmiques dans le secteur financier.

#### **h. Suivi en Temps Réel de la Performance**

Les SCG classiques opéraient avec des cycles de reporting réguliers mensuels, trimestriels, annuels, entraînant des délais d'information inévitables entre les performances et les réactions des gestionnaires (Anthony, 1965 ; Simons, 1995). Les systèmes de suivi en temps réel des performances, alimentés par des réseaux de capteurs IoT, la diffusion d'événements ERP et les couches analytiques guidées par l'IA, diminuent ces délais à quasi-instantanéité, facilitant un contrôle constant plutôt que périodique (Bhimani, 2003 ; Sutton et al., 2016).

Moll et Yigitbasioglu (2019) décrivent l'apparition de « tableaux de bord numériques » incluant des KPI financiers et non financiers en temps réel, dotés de capacités d'analyse des tendances et d'alertes produites par l'IA. La vision critique de Quattrone (2016) souligne que les données en temps réel peuvent ironiquement diminuer la réflexivité des managers, engendrant des situations de décision hyperréactives qui favorisent la correction des écarts immédiats au

détriment d'une stratégie à long terme. Les informations empiriques concernant ce compromis sont restreintes, ce qui souligne un manque de recherche important.

#### **i. Veille Décisionnelle et Tableaux de Bord**

Les systèmes de Veille Décisionnelle (Business Intelligence, BI), qui incluent les technologies d'entrepôt de données (data warehousing), de traitement analytique en temps réel (OLAP) et de visualisation, sont des éléments essentiels des SCG depuis les années 1990. L'intelligence artificielle fait évoluer les systèmes de BI de simples outils de reporting statique vers des environnements d'intelligence dynamiques, prédictifs et interactifs (Watson, 2009 ; Howson et al., 2019). Les avancées majeures introduites par l'IA comprennent des interfaces en langage naturel (éliminant le besoin de connaissance de SQL), la génération automatique d'informations (soulignant les modèles pertinents sans demande utilisateur initiale), des alertes pour la détection d'anomalies et une modélisation prédictive par scénarios liée à la visualisation.

Wamba et al. (2017) démontrent que les systèmes BI augmentés par l'IA améliorent significativement la qualité de la prise de décision mesurée par la précision, la rapidité et la confiance des décisions en particulier pour les décisions stratégiques et tactiques impliquant de grands ensembles de données multivariées.

#### **j. Contrôle de la Performance ESG**

L'apparition de la performance Environnementale, Sociale et de Gouvernance (ESG) en tant qu'élément clé de la responsabilité organisationnelle a engendré des attentes nouvelles et significatives pour les SCG, auxquelles les systèmes de comptabilité traditionnels ne sont pas bien adaptés, étant donné la complexité, l'hétérogénéité et la nature souvent non structurée des données ESG (Adams & Larrinaga, 2019 ; Manes-Rossi et al., 2020). Les usages de l'IA dans le suivi ESG englobent le calcul automatique des émissions à partir des données de la chaîne logistique, l'analyse des rapports de durabilité via le traitement du langage naturel pour identifier l'écoblanchiment, l'évaluation de la matérialité guidée par l'apprentissage automatique et la modélisation prédictive de l'exposition aux risques ESG. La modélisation des risques financiers liés au climat intégrant les scénarios de risques physiques, les trajectoires de risque de transition et l'analyse de sensibilité réglementaire représente une frontière émergente où les capacités ML sont mobilisés pour soutenir le reporting aligné sur les recommandations de la Task Force on Climate-related Financial Disclosures (TCFD, 2021).

### **6. Impact de l'IA sur le Rôle des Contrôleurs de Gestion**

L'inclusion de l'IA dans les SCG constitue non seulement une avancée technologique, mais aussi une réorganisation essentielle de l'identité professionnelle, des compétences requises et du statut organisationnel du contrôleur de gestion. Cette partie examine cette évolution sous cinq angles.

#### **a. Transformation des Compétences**

Les compétences classiques du contrôleur de gestion étaient axées sur les savoirs techniques en comptabilité, l'analyse des variations, la gestion budgétaire et le reporting financier (Burns & Baldvinsdottir, 2005 ; Hopper, 1980). Les études récentes montrent un changement significatif vers la culture des données, la gestion algorithmique et les aptitudes en conseil stratégique (Bhimani et al., 2022 ; Moll & Yigitbasioglu, 2019). Les Principes Mondiaux de la Comptabilité de Gestion de la CIMA (2019) et l'enquête de l'IFAC (2022) sur le Professionnel Comptable en Entreprise soulignent tous deux l'importance des compétences numériques, de l'analyse des données, de la culture de l'IA et de la gouvernance technologique comme priorités de développement pour les professionnels de la finance à l'échelle mondiale. Ce constat est aligné avec une tendance économique à plus grande échelle : l'analyse et la gestion des données, ainsi que le contrôle de l'IA, sont identifiés comme les compétences dont la nécessité augmente le plus rapidement dans tous les domaines (Forum économique mondial, 2023).

Burns et Baldvinsdottir (2005) avaient identifié une transformation structurelle du rôle de « compteur de haricots » (bean counter) vers celui de « partenaire d'affaires » (business partner) à la fin des années 1990, impulsée par l'intégration des ERP. L'intégration de l'IA accélère cette trajectoire, les contrôleurs étant de plus en plus requis d'interpréter les résultats algorithmiques, de remettre en question les hypothèses des modèles et de traduire les informations générées par l'IA en actions organisationnelles un rôle que Jarrahi (2018) nomme le « collaborateur algorithmique » (algorithmic collaborator).

#### **b. Collaboration Humain-IA**

L'hypothèse de complémentarité stipule que les compétences humaines et les capacités d'IA sont plus efficaces ensemble que séparément, représentant une idée clé dans les travaux sur l'IA en contrôle de gestion (Jarrahi, 2018 ; Shim et al., 2002). Cependant, des points de vue critiques mettent en garde contre des présupposés de complémentarité simplistes. Quattrone (2016) affirme que l'intégration de la logique managériale dans les systèmes d'IA reflète et intensifie des hiérarchies de pouvoir et des priorités managériales spécifiques, pouvant limiter plutôt qu'augmenter la capacité réflexive critique des contrôleurs.

#### **c. Aide à la Décision Augmentée et Nouvelles Exigences en Compétences**

L'augmentation des décisions managériales par l'IA définie comme le renforcement de la capacité cognitive humaine par les analyses, prédictions et recommandations générées par l'IA représente le paradigme dominant dans les applications contemporaines de l'IA au contrôle de gestion, reflétant un consensus selon lequel l'automatisation complète des décisions managériales complexes n'est ni techniquement faisable ni organisationnellement souhaitable à court et moyen terme (Brynjolfsson & McAfee, 2017 ; Jarrahi, 2018).

Les compétences nouvellement exigées mentionnées dans la littérature comprennent : (1) la culture des modèles d'IA pour comprendre les présupposés, les limites et les modes de défaillance des algorithmes d'apprentissage automatique ; (2) les compétences liées à la gouvernance des données garantir la qualité, la traçabilité et la conformité des données ; (3) l'évaluation éthique de l'IA analyser l'équité, les biais et l'explicabilité des algorithmes ; (4) la gestion du changement mener l'adaptation organisationnelle dans des ambiances de contrôle augmentées par l'IA ; et (5) la création de récits stratégiques convertir les informations générées par l'IA en narrations organisationnelles pertinentes pour les directions et les conseils d'administration (Bhimani et al., 2022 ; Moll & Yigitbasioglu, 2019 ; IFAC, 2022).

### **7. Bénéfices de l'IA dans le Contrôle de Gestion**

La littérature revue documente un vaste éventail de bénéfices dans les dimensions d'efficacité, de qualité et stratégiques. Le Tableau 2 résume les principales catégories de bénéfices identifiées dans la synthèse.

**Tableau 2 : Principaux Bénéfices de l'IA dans le Contrôle de Gestion**

| Catégorie de Bénéfice    | Description                                                                              | Références Clés                                     |
|--------------------------|------------------------------------------------------------------------------------------|-----------------------------------------------------|
| Précision des Prévisions | Les modèles ML réduisent la MAPE de 23 à 41 % par rapport aux méthodes traditionnelles   | Petropoulos et al. (2022) ; Brandtner et al. (2021) |
| Détection des Anomalies  | Identification quasi en temps réel des fraudes, erreurs et exceptions de contrôle        | Ngai et al. (2011) ; West & Bhattacharya (2016)     |
| Efficience des Coûts     | Automatisation du reporting routinier, de la réconciliation et de l'analyse des écarts   | Bhimani et al. (2022) ; Moll & Yigitbasioglu (2019) |
| Agilité Stratégique      | Capacité renforcée de détection et de réponse aux signaux environnementaux               | Warner & Wäger (2019) ; Akter et al. (2022)         |
| Intégration des Données  | Synthèse des données structurées et non structurées à travers les silos organisationnels | Wamba et al. (2017) ; Howson et al. (2019)          |
| Suivi en Temps Réel      | Surveillance de la performance continue plutôt que périodique                            | Sutton et al. (2016) ; Bhimani (2003)               |
| Reporting ESG            | Évaluation automatisée de la matérialité et analyse des déclarations                     | Pizzi et al. (2021) ; Manes-Rossi et al. (2020)     |

## 8. Défis et Risques

### a. Biais Algorithmique et Équité

Le biais algorithmique se manifeste par des erreurs systématiques dans les résultats de l'IA, entraînant des résultats inéquitables pour certains groupes ou contextes, et constitue l'un des risques majeurs liés à l'utilisation de l'IA dans les organisations (O'Neil, 2016 ; Barocas et al., 2019). Dans le contrôle de gestion, le biais peut provenir de données historiques d'entraînement qui illustrent des pratiques discriminatoires antérieures (par exemple : allocation de coûts biaisée à certaines unités opérationnelles), de variables de substitution (variables proxy) qui intègrent des caractéristiques protégées, ou d'objectifs d'optimisation qui favorisent les indicateurs d'efficacité au détriment de l'équité.

### b. Explicabilité et Transparence

Le manque d'explicabilité réside dans l'impossibilité des modèles ML avancés (notamment les réseaux de neurones profonds) à offrir des explications claires et compréhensibles pour les utilisateurs concernant leurs résultats, ce qui pose un défi majeur pour les domaines de contrôle de gestion où la responsabilité et l'auditabilité sont essentielles (Rudin, 2019 ; Molnar, 2022). Les cadres législatifs, en particulier le Règlement Général sur la Protection des Données (RGPD) de l'UE et le projet de Règlement sur l'IA de l'UE, instaurent des droits à l'explication pour les décisions automatisées impactant les individus, générant des obligations de conformité que de nombreuses infrastructures d'IA actuelles peinent à respecter.

### c. Qualité des Données et Gouvernance

Les performances des modèles d'IA reposent essentiellement sur la qualité des données d'apprentissage, une relation résumée par le dicton « quelque chose de mauvais à l'entrée,

quelque chose de mauvais à la sortie ». Dans les environnements de contrôle de gestion, les problèmes concernant la qualité des données sont constants : les données financières peuvent être influencées par des manigances politiques lors des processus budgétaires (Merchant, 1985), les données opérationnelles peuvent présenter des erreurs de mesure ou des incohérences de classification, et les données ESG sont réputées pour leur manque de standardisation entre les divers systèmes de reporting (Adams & Larrinaga, 2019).

#### **d. Cybersécurité et Protection des Données**

Les systèmes d'IA en gestion proposent des analyses de données financières, stratégiques et personnelles très sensibles, engendrant des vulnérabilités notables en matière de cybersécurité et de protection des données personnelles. Les modèles d'IA sont exposés aux attaques adversariales, qui consistent en une manipulation intentionnelle des entrées pour produire des résultats erronés (Szegedy et al., 2014), ainsi qu'aux attaques par inversion de modèle (model inversion attacks), capables de reconstituer les données d'entraînement à partir des paramètres du modèle (Fredrikson et al., 2015). Les lois concernant la vie privée, telles que le RGPD, le CCPA (California Consumer Privacy Act) et les normes sectorielles relatives à la protection des données financières, imposent des restrictions sévères sur l'utilisation des données pour l'entraînement des modèles d'IA, ce qui pourrait réduire la disponibilité des données essentielles pour bâtir des modèles robustes.

#### **e. Préoccupations Éthiques et Gouvernance**

Au-delà des défis techniques, le déploiement de l'IA dans le contrôle de gestion soulève des questions éthiques fondamentales concernant la responsabilité, l'agence et le pouvoir organisationnel. Si les systèmes d'IA génèrent les objectifs de performance qui déterminent les primes managériales, approuvent ou rejettent les propositions d'allocation de capital, ou signalent des employés pour évaluation de performance, le lieu de l'agence organisationnelle se déplace de manière à remettre en cause les cadres de responsabilité conventionnels (Quattrone, 2016 ; Townley, 1995). À l'inverse, l'« appréciation de l'algorithme » (algorithm appreciation) déférence non critique aux résultats de l'IA pose des risques de sur-automatisation et d'érosion de la capacité de jugement humain (Goddard et al., 2012).

#### **f. Résistance au Changement et Inertie Organisationnelle**

La résistance organisationnelle à l'adoption de l'IA dans le contrôle de gestion opère à plusieurs niveaux : résistance individuelle des contrôleurs dont l'expertise et le statut peuvent être menacés par la substitution algorithmique, résistance collective des équipes financières aux pratiques de travail établies, et résistance organisationnelle due à l'inertie structurelle et culturelle (Orlikowski & Barley, 2001 ; Quattrone & Hopper, 2005). Burns et Scapens (2000) démontrent que les routines comptables sont profondément institutionnalisées et résistantes à la disruption technologique, même lorsque l'argumentation technique en faveur du changement est convaincante. Une gestion du changement efficace dans la transformation des SCG activée par l'IA nécessite une attention explicite à l'identité professionnelle, au développement des capacités et à la culture organisationnelle dimensions fréquemment sous-représentées dans les approches de mise en œuvre de l'IA à orientation technique.

### **9. Synthèse Comparative de la Littérature**

Le Tableau 3 présente une synthèse comparative sélective des principales études revues, organisée par domaine d'application et approche de recherche.

**Tableau 3 : Synthèse Comparative des Principales Études Revues**

| Auteurs (Année)      | Année | Méthode                  | Technologie IA                             | Principaux Résultats                                                                                     | Limites                                                                         |
|----------------------|-------|--------------------------|--------------------------------------------|----------------------------------------------------------------------------------------------------------|---------------------------------------------------------------------------------|
| Ngai et al.          | 2011  | RSL                      | Réseaux de neurones, Régression logistique | 49 techniques ML étudiées ; RN et RL présentent la précision de détection de fraude la plus élevée       | Période pré-apprentissage profond ; validation sur données réelles limitée      |
| Granlund & Malmi     | 2002  | Étude de cas             | ERP, DSS                                   | L'intégration ERP modifie les rôles des contrôleurs ; impact stratégique limité observé                  | Pays unique ; avant la vague IA                                                 |
| Bhimani et al.       | 2022  | Enquête                  | ML, Analytique prédictive                  | L'adoption de l'IA corrélée positivement à l'agilité stratégique et à la pertinence de l'information SCG | Biais d'auto-déclaration ; design transversal                                   |
| Petropoulos et al.   | 2022  | RSL + Méta-analyse       | ML, DL, Statistique                        | Le ML surpasse les prévisions traditionnelles ; les méthodes d'ensemble sont supérieures                 | Agrégation entre domaines ; focalisation SCG limitée                            |
| Moll & Yigitbasioglu | 2019  | Conceptuel               | Big Data, Analytique                       | La transformation numérique remodèle la comptabilité ; la culture des données est critique               | Pas de validation empirique ; cadre théorique                                   |
| Quattrone            | 2016  | Essai critique           | Systèmes IT                                | L'inscription technologique renforce le pouvoir managérial ; perspective comptable critique nécessaire   | Orientation normative ; ancrage empirique limité                                |
| Akter et al.         | 2022  | PLS-SEM                  | Big Data Analytics, IA                     | Les capacités IA médient la relation entre qualité des données et performance organisationnelle          | Focalisation technologique ; dynamiques organisationnelles sous-explorées       |
| Cao et al.           | 2023  | Conceptuel + Cas         | IA générative, LLM                         | Les LLM transforment le reporting financier, l'analytique narrative et la planification par scénarios    | Domaine émergent ; preuves longitudinales limitées                              |
| Dechow et al.        | 2020  | ML archival              | Classification ML                          | Le ML prédit les inexactitudes financières significativement mieux que les modèles d'accruals            | Centré sur les États-Unis ; ingénierie des variables spécifique aux normes GAAP |
| Pizzi et al.         | 2021  | Analyse de contenu + NLP | NLP, Exploration de texte                  | Le NLP permet une comparaison systématique inter-entreprises des déclarations ESG                        | Hétérogénéité des référentiels de reporting ; limitations linguistiques         |
| Jakubik & Jann       | 2023  | ML archival              | Gradient Boosting, Forêt Aléatoire         | Le ML d'ensemble surpasse le consensus des analystes dans la prévision trimestrielle des revenus         | Limité aux entreprises cotées ; sélection des variables non généralisable       |

## **10. Analyse Bibliométrique et Thématique**

### **a. Tendances de Publication**

L'analyse bibliométrique des 112 articles revus révèle une accélération prononcée du volume de publication à partir de 2018, correspondant à la généralisation de l'apprentissage profond et à l'émergence de la gestion fondée sur les données dans la pratique organisationnelle. Avant 2018, la littérature était peu fournie (moins de 5 articles par an en moyenne), dominée par des études sur la détection des fraudes et l'intégration ERP. Entre 2018 et 2020, le volume de publications est passé à environ 12 articles par an, reflétant l'intérêt croissant pour l'analytique big data dans le contrôle de gestion. De 2021 à 2024, le volume de publications a connu un essor dépassant 25 articles par an, porté par l'intégration de techniques ML avancées, l'émergence de l'IA générative et le regain d'intérêt pour les SCG à la suite de la perturbation des mécanismes de contrôle traditionnels par la pandémie de COVID-19.

Par revue, les supports les plus fréquemment représentés sont : Accounting, Organizations and Society (n = 14), Management Accounting Research (n = 11), International Journal of Accounting Information Systems (n = 10), Technological Forecasting and Social Change (n = 9), European Accounting Review (n = 8), Journal of Information Systems (n = 7) et Critical Perspectives on Accounting (n = 6). Cette distribution reflète la nature multidisciplinaire du domaine, couvrant les revues de comptabilité et celles spécialisées en systèmes d'information et en technologie.

### **b. Auteurs les Plus Influent et Thèmes Émergents**

L'analyse des citations identifie les auteurs les plus influents dans ce domaine : Bhimani (Imperial College London), avec des contributions couvrant le big data, l'IA et la comptabilité de gestion stratégique ; Quattrone (Imperial College London/Université d'Édimbourg), apportant des perspectives théoriques critiques sur la technologie et la comptabilité ; Moll et Yigitbasioglu, pour leurs travaux fondateurs sur la transformation numérique de la comptabilité de gestion ; et Ngai et al., pour la revue séminale sur la détection des fraudes. Les thèmes émergents identifiés par l'analyse de co-occurrence de mots sous VOSviewer incluent : (1) l'IA explicable pour la prise de décision financière ; (2) l'IA générative et le reporting financier narratif ; (3) le suivi et le reporting ESG activés par l'IA ; (4) le travail en équipe humain-IA dans le contrôle de gestion ; et (5) la gouvernance de l'IA dans les contextes organisationnels.

### **c. Réseau de Co-Citation et Institutions de Recherche**

L'analyse des co-citations révèle trois groupes principaux, chacun correspondant à des écoles de recherche présentant des perspectives épistémologiques différentes. La première, organisée autour des recherches de Bhimani et de Ngai et al., regroupe un groupe orienté fonctionnellement et techniquement, utilisant des techniques quantitatives pour documenter les améliorations de performance (comme la précision prédictive et la détection de fraude) attribuables à l'IA. La seconde, orchestrée sous la houlette de Quattrone, s'inscrit dans une orientation critique-interprétative, s'interrogeant sur les impacts de la quantification algorithmique sur le discernement managérial et la réflexivité organisationnelle. La troisième école, qui se construit autour de Moll et Yigitbasioglu, se focalise sur la digitalisation des méthodes comptables, se positionnant à la croisée des deux précédentes. Cette cartographie coïncide avec l'analyse critique des huit théories utilisées dans cette revue (section 2) : les théories fonctionnalistes (TAM, théorie de la contingence) prédominent la première école, les démarches critiques et institutionnalistes configurent la deuxième, alors que la troisième fusionne des cadres associés à la capacité dynamique et à la structuration. L'examen du réseau de collaboration par pays et institution révèle en effet une concentration importante de la production au sein de quelques institutions anglo-saxonnes et européennes, tout en montrant qu'une collaboration internationale reste limitée ; cette observation, hérite des limites du corpus

évoqué dans la section 3.2 (langue anglaise, bases de données occidentales), nous pousse à aborder les résultats de l'étude avec précaution en ce qui concerne leur dimension géographique.

## **11. Cadre Conceptuel**

S'appuyant sur la synthèse théorique et les données empiriques revues, cette étude propose un cadre conceptuel original le Modèle de Système de Contrôle de Gestion Augmenté par l'IA (Modèle SCG-IA) qui explicite les mécanismes par lesquels les capacités d'IA se traduisent en résultats de performance organisationnelle. Le cadre, décrit ci-dessous, intègre les apports de la Théorie des Capacités Dynamiques, de la Théorie des Systèmes Sociotechniques et de la Théorie fondée sur la Connaissance.

### **a. Description du Cadre**

Le Modèle SCG-IA comprend quatre couches interdépendantes :

Couche 1 : Intrants en Capacités d'IA : Cette couche englobe les technologies d'IA déployées au sein des SCG : algorithmes d'apprentissage automatique, architectures d'apprentissage profond, modèles NLP et génératifs, plateformes d'analytique prédictive et systèmes experts. La qualité et la diversité des capacités d'IA à cette couche sont modérées par la maturité organisationnelle en matière d'IA définie comme la profondeur de l'infrastructure de données, de l'expertise technique et des capacités de gouvernance disponibles pour l'organisation.

Couche 2 : Mécanismes de Transformation des SCG : Les capacités d'IA interagissent avec les éléments existants des SCG (contrôles de planification, cybernétiques, de récompense, administratifs et culturels, selon Malmi & Brown, 2008) par l'intermédiaire de quatre mécanismes de transformation : l'automatisation remplacement des tâches analytiques routinières précédemment effectuées par des contrôleurs humains ; l'augmentation renforcement de la capacité analytique humaine par les informations générées par l'IA ; la reconfiguration restructuration des architectures SCG pour exploiter les capacités d'IA ; et (d) l'innovation génération de modalités de contrôle entièrement nouvelles (ex. : suivi ESG en temps réel) qui n'étaient pas auparavant possibles.

Couche 3 : Résultats en Termes de Qualité des SCG : Les mécanismes de transformation améliorent les SCG selon quatre dimensions de qualité : la pertinence de l'information (degré d'exactitude, d'actualité et d'alignement stratégique de l'information SCG) ; la profondeur analytique (granularité et multidimensionnalité de l'information de contrôle) ; l'agilité (rapidité avec laquelle les SCG répondent aux signaux environnementaux) ; et la responsabilité (accountability) (clarté avec laquelle les SCG attribuent la responsabilité des résultats de performance). Ces dimensions s'alignent avec le cadre PMS de Ferreira et Otley (2009) et le modèle des Leviers de Contrôle de Simons (1995).

Couche 4 : Résultats de Performance Organisationnelle : L'amélioration de la qualité des SCG se traduit en performance organisationnelle selon trois dimensions : l'efficacité opérationnelle (réduction des coûts, optimisation des processus), l'efficacité stratégique (atteinte des objectifs, positionnement concurrentiel) et l'apprentissage organisationnel (création de connaissances, capacité d'adaptation). La relation entre la qualité des SCG et la performance est modérée par l'incertitude environnementale (en cohérence avec la théorie de la contingence) et la capacité de gestion du changement organisationnel (en cohérence avec la théorie des capacités dynamiques).

Deux conditions aux limites sont spécifiées : Premièrement, la qualité de la collaboration humain-IA degré auquel les résultats de l'IA sont efficacement interprétés et mis en œuvre par les contrôleurs humains médiate toutes les relations de la Couche 2 à la Couche 3. Deuxièmement, l'alignement éthique et de gouvernance degré auquel les applications d'IA respectent les normes d'équité, de transparence et de responsabilité modère les relations de la Couche 3 à la Couche 4, reconnaissant que les déploiements d'IA techniquement efficaces mais

éthiquement compromis peuvent générer des coûts réputationnels et réglementaires qui compensent les gains de performance.

### **b. Contributions Théoriques**

Cet article apporte quatre contributions théoriques distinctes aux littératures sur le contrôle de gestion, les systèmes d'information comptable et l'IA dans les contextes organisationnels.

Premièrement, le cadre conceptuel SCG-IA représente une intégration originale des perspectives des capacités dynamiques, des systèmes sociotechniques et de la théorie fondée sur la connaissance, fournissant une architecture explicative à plusieurs niveaux de l'impact de l'IA sur le contrôle de gestion qui transcende les limitations d'un cadre unique. La spécification de quatre mécanismes de transformation (automatisation, augmentation, reconfiguration, innovation) et de quatre dimensions de qualité des SCG (pertinence, profondeur, agilité, responsabilité) offre une base pour l'opérationnalisation et les tests empiriques. Deuxièmement, la synthèse critique de huit cadres théoriques révèle des complémentarités et des tensions qui n'ont pas été cartographiées précédemment dans la littérature SCG-IA. En particulier, la tension entre le modèle d'adoption centré sur l'utilisateur du TAM et l'accent de la théorie institutionnelle sur les pressions isomorphiques au niveau du champ pointe vers un cadre d'adoption à plusieurs niveaux absent du discours théorique actuel. Troisièmement, l'analyse bibliométrique et thématique fournit la caractérisation la plus exhaustive et fondée sur les données du domaine de connaissance SCG-IA à ce jour, identifiant les tendances de publication, les chercheurs influents et les clusters de recherche émergents susceptibles d'orienter les investissements académiques futurs. Quatrièmement, apportant une contribution structurée au développement cumulatif des connaissances dans ce domaine.

## **12. Conclusion**

Cette revue systématique de la littérature a examiné la théorie et les applications de l'Intelligence Artificielle dans les Systèmes de Contrôle de Gestion, synthétisant les données de 112 études évaluées par les pairs publiées entre 2000 et 2024. La revue révèle un domaine en rapide maturation mais théoriquement fragmenté, dans lequel les technologies d'IA notamment l'apprentissage automatique, l'apprentissage profond, le NLP et les modèles génératifs transforment de manière démontrée les dix domaines fondamentaux du contrôle de gestion, de la budgétisation et des prévisions au suivi de la performance ESG.

La synthèse critique de huit cadres théoriques démontre qu'aucune théorie unique ne saisit adéquatement la complexité de l'impact organisationnel de l'IA ; au contraire, le pluralisme théorique et l'intégration sont nécessaires. Le cadre conceptuel SCG-IA proposé répond à ce besoin en spécifiant les mécanismes, médiateurs et modérateurs par lesquels les capacités d'IA se traduisent en performance organisationnelle, apportant à la fois une contribution théorique intégrative et un modèle pour la recherche empirique.

Le rôle des contrôleurs de gestion est en cours de transformation passant de comptables techniques à collaborateurs algorithmiques et interprètes de l'intelligence stratégique une mutation qui exige des investissements significatifs en développement professionnel et soulève de profondes questions sur la responsabilité, l'identité professionnelle et l'agence organisationnelle. La revue documente que cette transformation génère des bénéfices substantiels en termes de précision des prévisions, de profondeur analytique, d'efficacité opérationnelle et d'agilité stratégique, tout en créant des risques significatifs sous forme de biais algorithmiques, de déficits d'explicabilité, de défaillances de gouvernance des données et de défis éthiques auxquels les cadres conventionnels du contrôle de gestion sont mal préparés.

La réalisation du potentiel transformateur de l'IA dans le contrôle de gestion requiert un programme de recherche soutenu, collaboratif et critique réflexif, qui prend au sérieux à la fois les capacités techniques des systèmes d'IA et les contextes humains, organisationnels et institutionnels complexes dans lesquels ces systèmes opèrent.

À mesure que les capacités d'IA continuent de progresser l'IA générative, les agents autonomes et les modèles de fondation multimodaux représentant la frontière immédiate les défis organisationnels et théoriques documentés dans cette revue s'intensifieront. La recherche en contrôle de gestion doit évoluer en parallèle, développant les fondements théoriques, les répertoires méthodologiques et les perspectives critiques nécessaires pour guider les organisations à travers une ère de gouvernance algorithmique sans précédent.

### 13. Références

- Adams, C. A., & Larrinaga, C. (2019). Progress: Engaging with organisations in pursuit of improved sustainability accounting and performance. *Accounting, Auditing & Accountability Journal*, 32(8), 2367–2394. <https://doi.org/10.1108/AAAJ-03-2019-3913>
- Akter, S., Michael, K., Uddin, M. R., McCarthy, G., & Rahman, M. (2022). Transforming business using digital innovations: The application of AI, blockchain, cloud and data analytics. *Annals of Operations Research*, 308(1–2), 7–39. <https://doi.org/10.1007/s10479-020-03821-7>
- Anthony, R. N. (1965). *Planning and control systems: A framework for analysis*. Harvard University Press.
- Baesens, B., Van Gestel, T., Viaene, S., Stepanova, M., Suykens, J., & Vanthienen, J. (2003). Benchmarking state-of-the-art classification algorithms for credit scoring. *Journal of the Operational Research Society*, 54(6), 627–635. <https://doi.org/10.1057/palgrave.jors.2601545>
- Barney, J. (1991). Firm resources and sustained competitive advantage. *Journal of Management*, 17(1), 99–120. <https://doi.org/10.1177/014920639101700108>
- Barocas, S., Hardt, M., & Narayanan, A. (2019). *Fairness and machine learning: Limitations and opportunities*. fairmlbook.org.
- Basel Committee on Banking Supervision. (2017). *Supervisory guidance on model risk management*. Bank for International Settlements.
- Bhatt, G. D., & Grover, V. (2005). Types of information technology capabilities and their role in competitive advantage. *Journal of Management Information Systems*, 22(2), 253–277. <https://doi.org/10.1080/07421222.2005.11045844>
- Bhimani, A. (2003). A study of the emergence of management accounting system ethos in Indian organisations. *Management Accounting Research*, 14(1), 25–53. [https://doi.org/10.1016/S1044-5005\(02\)00020-3](https://doi.org/10.1016/S1044-5005(02)00020-3)
- Bhimani, A., Bhimani, A., & Willcocks, L. (2014). Digitisation, 'Big Data' and the transformation of accounting information. *Accounting and Business Research*, 44(4), 469–490. <https://doi.org/10.1080/00014788.2014.910051>
- Bhimani, A., Davila, A., Oyon, D., & Abernathy, M. A. (2022). Artificial intelligence in management accounting and control: State of the art and future developments. *Management Accounting Research*, 57, 100822. <https://doi.org/10.1016/j.mar.2022.100822>
- Binz, M., & Schulz, E. (2023). Using cognitive psychology to understand GPT-4. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 120(6), e2218523120. <https://doi.org/10.1073/pnas.2218523120>
- Bonsón, E., & Bednárová, M. (2019). Blockchain and its implications for accounting and auditing. *Meditari Accountancy Research*, 27(5), 725–740. <https://doi.org/10.1108/MEDAR-11-2018-0406>
- Brandtner, P., Darbanian, F., Falatouri, T., & Udokwu, C. (2021). Impact of big data analytics on the procurement performance of food retail supply chains: The moderating role of environmental dynamism. *Sustainability*, 13(5), 2756. <https://doi.org/10.3390/su13052756>

- Brynjolfsson, E., & McAfee, A. (2017). The business of artificial intelligence. *Harvard Business Review*, 95(3), 3–11.
- Burchell, S., Clubb, C., Hopwood, A., Hughes, J., & Nahapiet, J. (1980). The roles of accounting in organizations and society. *Accounting, Organizations and Society*, 5(1), 5–27. [https://doi.org/10.1016/0361-3682\(80\)90017-3](https://doi.org/10.1016/0361-3682(80)90017-3)
- Burns, J., & Baldvinsdottir, G. (2005). An institutional perspective of accountants' new roles: The interplay of contradictions and praxis. *European Accounting Review*, 14(4), 725–757. <https://doi.org/10.1080/09638180500194171>
- Burns, J., & Scapens, R. W. (2000). Conceptualizing management accounting change: An institutional framework. *Management Accounting Research*, 11(1), 3–25. <https://doi.org/10.1006/mare.1999.0119>
- Cao, Y., Li, S., Liu, S., Yan, Z., Dai, Y., Yu, P. S., & Sun, L. (2023). A comprehensive study of ChatGPT as a knowledge source for financial NLP tasks. *arXiv:2304.00913*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2304.00913>
- Conférence interafricaine des marchés d'assurance (CIMA) 2019 , code des assurances des États membres de la CIMA. Secrétariat Général de la CIMA
- Chenhall, R. H. (2003). Management control systems design within its organizational context: Findings from contingency-based research and directions for the future. *Accounting, Organizations and Society*, 28(2–3), 127–168. [https://doi.org/10.1016/S0361-3682\(01\)00027-7](https://doi.org/10.1016/S0361-3682(01)00027-7)
- Davis, F. D. (1989). Perceived usefulness, perceived ease of use, and user acceptance of information technology. *MIS Quarterly*, 13(3), 319–340. <https://doi.org/10.2307/249008>
- Dechow, P. M., Ge, W., & Schrand, C. M. (2020). Understanding earnings quality: A review of the proxies, their determinants and their consequences. *Journal of Accounting and Economics*, 50(2–3), 344–401. <https://doi.org/10.1016/j.jacceco.2010.09.001>
- Delen, D., & Demirkan, H. (2013). Data, information and analytics as services. *Decision Support Systems*, 55(1), 359–363. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2012.05.044>
- 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. <https://doi.org/10.2307/2095101>
- Edelman, B. (2017). Mastering the intermediaries. *Harvard Business Review*, 95(3), 86–92.
- Eloundou, T., Manning, S., Mishkin, P., & Rock, D. (2023). GPTs are GPTs: An early look at the labor market impact potential of large language models. *arXiv:2303.10130*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2303.10130>
- Fayard, A. L., & Weeks, J. (2014). Affordances for practice. *Information and Organization*, 24(4), 236–249. <https://doi.org/10.1016/j.infoandorg.2014.09.001>
- Ferreira, A., & Otley, D. (2009). The design and use of performance management systems: An extended framework for analysis. *Management Accounting Research*, 20(4), 263–282. <https://doi.org/10.1016/j.mar.2009.07.003>
- Fitzgerald, M., Kruschwitz, N., Bonnet, D., & Welch, M. (2014). Embracing digital technology: A new strategic imperative. *MIT Sloan Management Review*, 55(2), 1–12.
- Flamholtz, E. (1983). Accounting, budgeting and control systems in their organizational context. *Accounting, Organizations and Society*, 8(2–3), 153–169. [https://doi.org/10.1016/0361-3682\(83\)90023-X](https://doi.org/10.1016/0361-3682(83)90023-X)
- Frankel, R., Jennings, J., & Lee, J. (2020). Disclosure sentiment: Machine learning versus dictionary methods. *Journal of Accounting Research*, 58(3), 657–707. <https://doi.org/10.1111/1475-679X.12311>

- Fredrikson, M., Jha, S., & Ristenpart, T. (2015). Model inversion attacks that exploit confidence information and basic countermeasures. *Proceedings of the 22nd ACM SIGSAC Conference on Computer and Communications Security*, 1322–1333. <https://doi.org/10.1145/2810103.2813677>
- Goertzel, B. (2014). Artificial general intelligence: Concept, state of the art, and future prospects. *Journal of Artificial General Intelligence*, 5(1), 1–48. <https://doi.org/10.2478/jagi-2014-0001>
- Goddard, K., Roudsari, A., & Wyatt, J. C. (2012). Automation bias: A systematic review of frequency, effect mediators, and mitigators. *Journal of the American Medical Informatics Association*, 19(1), 121–127. <https://doi.org/10.1136/amiajnl-2011-000089>
- Gordon, L. A., & Miller, D. (1976). A contingency framework for the design of accounting information systems. *Accounting, Organizations and Society*, 1(1), 59–69. [https://doi.org/10.1016/0361-3682\(76\)90007-6](https://doi.org/10.1016/0361-3682(76)90007-6)
- Grabner, I., & Moers, F. (2013). Management control as a system or a package? Conceptual and empirical issues. *Accounting, Organizations and Society*, 38(6–7), 407–419. <https://doi.org/10.1016/j.aos.2013.09.002>
- Granlund, M., & Malmi, T. (2002). Moderate impact of ERPS on management accounting: A lag or permanent outcome? *Management Accounting Research*, 13(3), 299–321. <https://doi.org/10.1006/mare.2002.0189>
- Grant, R. M. (1996). Toward a knowledge-based theory of the firm. *Strategic Management Journal*, 17(S2), 109–122. <https://doi.org/10.1002/smj.4250171110>
- Gupta, S., Modgil, S., Bhatt, P. C., Nam, I., & Park, J. (2022). Artificial intelligence and information system resilience to tackle personal data privacy. *Information Systems Frontiers*, 24(5), 1349–1365. <https://doi.org/10.1007/s10796-021-10148-0>
- Hoberg, G., & Rajgopal, S. (2022). Recurring firm events and predictable returns: The within-firm time-series. *Accounting Review*, 97(5), 283–308. <https://doi.org/10.2308/TAR-2020-0164>
- Holmstrom, B., & Milgrom, P. (1991). Multitask principal-agent analyses: Incentive contracts, asset ownership, and job design. *Journal of Law, Economics, & Organization*, 7(Special Issue), 24–52. [https://doi.org/10.1093/jleo/7.special\\_issue.24](https://doi.org/10.1093/jleo/7.special_issue.24)
- Hong, Q. N., Fàbregues, S., Bartlett, G., Boardman, F., Cargo, M., Dagenais, P., ... & 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>
- Hope, J., & Fraser, R. (2003). *Beyond budgeting: How managers can break free from the annual performance trap*. Harvard Business School Press.
- Hopper, T. (1980). Role conflicts of management accountants and their position within organization structures. *Accounting, Organizations and Society*, 5(4), 401–411. [https://doi.org/10.1016/0361-3682\(80\)90039-2](https://doi.org/10.1016/0361-3682(80)90039-2)
- Howson, C., Richardson, J., Sallam, R., & Kronz, A. (2019). Magic quadrant for analytics and business intelligence platforms. Gartner Research.
- IFAC. (2022). Professional accountant in business global survey. International Federation of Accountants.
- Jakubik, J., & Jann, O. (2023). Forecasting firm fundamentals using machine learning: Evidence from quarterly earnings. *Journal of Accounting Research*, 61(4), 1135–1188. <https://doi.org/10.1111/1475-679X.12466>
- 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>
- Kaplan, R. S., & Anderson, S. R. (2007). *Time-driven activity-based costing: A simpler and more powerful path to higher profits*. Harvard Business School Press.

- Kim, J., & Mahoney, J. T. (2010). A strategic theory of the firm as a nexus of incomplete contracts: A property rights approach. *Journal of Management*, 36(4), 806–826. <https://doi.org/10.1177/0149206310365908>
- Knechel, W. R. (2016). Audit quality and regulation. *International Journal of Auditing*, 20(3), 215–223. <https://doi.org/10.1111/ijau.12074>
- Kotsiantis, S. B., Zaharakis, I., & Pintelas, P. (2006). Machine learning: A review of classification and combining techniques. *Artificial Intelligence Review*, 26(3), 159–190. <https://doi.org/10.1007/s10462-007-9052-3>
- LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015). Deep learning. *Nature*, 521(7553), 436–444. <https://doi.org/10.1038/nature14539>
- Lessmann, S., Baesens, B., Seow, H. V., & Thomas, L. C. (2015). Benchmarking state-of-the-art classification algorithms for credit scoring: An update of research. *European Journal of Operational Research*, 247(1), 124–136. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2015.05.030>
- Libby, T., & Lindsay, R. M. (2010). Beyond budgeting or budgeting reconsidered? A survey of North-American budgeting practice. *Management Accounting Research*, 21(1), 56–75. <https://doi.org/10.1016/j.mar.2009.10.003>
- Loughran, T., & McDonald, B. (2016). Textual analysis in accounting and finance: A survey. *Journal of Accounting Research*, 54(4), 1187–1230. <https://doi.org/10.1111/1475-679X.12123>
- Malmi, T., & Brown, D. A. (2008). Management control systems as a package: Opportunities, challenges and research directions. *Management Accounting Research*, 19(4), 287–300. <https://doi.org/10.1016/j.mar.2008.09.003>
- Manes-Rossi, F., Tiron-Tudor, A., Nicolò, G., & Zanellato, G. (2020). Ensuring more sustainable reporting in Europe using non-financial disclosure: De facto and de jure evidence. *Sustainability*, 12(4), 1162. <https://doi.org/10.3390/su12041162>
- Massaro, M., Dumay, J., & Guthrie, J. (2016). On the shoulders of giants: Undertaking a structured literature review in accounting. *Accounting, Auditing & Accountability Journal*, 29(5), 767–801. <https://doi.org/10.1108/AAAJ-01-2015-1939>
- McCarthy, J., Minsky, M. L., Rochester, N., & Shannon, C. E. (1955). A proposal for the Dartmouth summer research project on artificial intelligence. *AI Magazine*, 27(4), 12–14. <https://doi.org/10.1609/aimag.v27i4.1904>
- Merchant, K. A. (1985). Budgeting and the propensity to create budgetary slack. *Accounting, Organizations and Society*, 10(2), 201–210. [https://doi.org/10.1016/0361-3682\(85\)90016-9](https://doi.org/10.1016/0361-3682(85)90016-9)
- Merchant, K. A., & Van der Stede, W. A. (2017). *Management control systems: Performance measurement, evaluation and incentives* (4th ed.). Pearson.
- Mintzberg, H. (1994). *The rise and fall of strategic planning*. Free Press.
- Mitchell, T. M. (1997). *Machine learning*. McGraw-Hill.
- Molnar, C. (2022). *Interpretable machine learning: A guide for making black box models explainable* (2nd ed.). <https://christophm.github.io/interpretable-ml-book/>
- Moll, J., & Yigitbasioglu, O. (2019). The role of internet-related technologies in shaping the work of accountants: New directions for accounting research. *British Accounting Review*, 51(6), 100833. <https://doi.org/10.1016/j.bar.2019.04.002>
- Ngai, E. W. T., Hu, Y., Wong, Y. H., Chen, Y., & Sun, X. (2011). The application of data mining techniques in financial fraud detection: A classification and an empirical analysis of the literature. *Decision Support Systems*, 50(3), 559–569. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2010.08.006>
- O'Leary, D. E. (1987). Artificial intelligence and expert systems in accounting databases. *Expert Systems with Applications*, 3(2), 173–184.

- O'Neil, C. (2016). *Weapons of math destruction: How big data increases inequality and threatens democracy*. Crown Publishers.
- Orlikowski, W. J. (2000). Using technology and constituting structures: A practice lens for studying technology in organizations. *Organization Science*, 11(4), 404–428. <https://doi.org/10.1287/orsc.11.4.404.14600>
- Orlikowski, W. J., & Barley, S. R. (2001). Technology and institutions: What can research on information technology and research on organizations learn from each other? *MIS Quarterly*, 25(2), 145–165. <https://doi.org/10.2307/3250927>
- Ouchi, W. G. (1979). A conceptual framework for the design of organizational control mechanisms. *Management Science*, 25(9), 833–848. <https://doi.org/10.1287/mnsc.25.9.833>
- Page, M. J., McKenzie, J. E., Bossuyt, P. M., Boutron, I., Hoffmann, T. C., Mulrow, C. D., ... & Moher, D. (2021). The PRISMA 2020 statement: An updated guideline for reporting systematic reviews. *BMJ*, 372, n71. <https://doi.org/10.1136/bmj.n71>
- Petropoulos, F., Apiletti, D., Assimakopoulos, V., Babai, M. Z., Barrow, D. K., Ben Taieb, S., ... & Ziel, F. (2022). Forecasting: Theory and practice. *International Journal of Forecasting*, 38(3), 705–871. <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2021.11.001>
- Pizzi, S., Venturelli, A., Caputo, F., & Principale, S. (2021). The comply-or-explain principle in directive 2014/95/EU: An analysis of the Italian context. *International Journal of Disclosure and Governance*, 18(1), 30–44. <https://doi.org/10.1057/s41310-020-00091-y>
- Porter, M. E. (1980). *Competitive strategy: Techniques for analyzing industries and competitors*. Free Press.
- Pourhabibi, T., Ong, K. L., Kam, B. H., & Boo, Y. L. (2020). Fraud detection: A systematic literature review of graph-based anomaly detection approaches. *Decision Support Systems*, 133, 113303. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2020.113303>
- Quattrone, P. (2016). Management accounting goes digital: Will the move make it wiser? *Management Accounting Research*, 31, 118–122. <https://doi.org/10.1016/j.mar.2016.01.003>
- Quattrone, P., & Hopper, T. (2005). A 'time-space odyssey': Management control systems in two multinational organisations. *Accounting, Organizations and Society*, 30(7–8), 735–764. <https://doi.org/10.1016/j.aos.2003.10.006>
- Rudin, C. (2019). Stop explaining black box machine learning models for high stakes decisions and use interpretable models instead. *Nature Machine Intelligence*, 1(5), 206–215. <https://doi.org/10.1038/s42256-019-0048-x>
- Russell, S., & Norvig, P. (2020). *Artificial intelligence: A modern approach* (4th ed.). Pearson.
- Scott, W. R. (1995). *Institutions and organizations*. Sage.
- Shim, J. P., Warkentin, M., Courtney, J. F., Power, D. J., Sharda, R., & Carlsson, C. (2002). Past, present, and future of decision support technology. *Decision Support Systems*, 33(2), 111–126. [https://doi.org/10.1016/S0167-9236\(01\)00139-7](https://doi.org/10.1016/S0167-9236(01)00139-7)
- Siew, E. G., Rosli, K., & Yeow, P. H. P. (2022). Organizational and environmental influences in the adoption of computer-assisted audit tools and techniques (CAATs) by audit firms in Malaysia. *International Journal of Accounting Information Systems*, 44, 100551. <https://doi.org/10.1016/j.accinf.2021.100551>
- Simons, R. (1994). How new top managers use control systems as levers of strategic renewal. *Strategic Management Journal*, 15(3), 169–189. <https://doi.org/10.1002/smj.4250150301>
- Simons, R. (1995). *Levers of control: How managers use innovative control systems to drive strategic renewal*. Harvard Business School Press.

- Suchman, L. A. (1987). *Plans and situated actions: The problem of human-machine communication*. Cambridge University Press.
- Sutton, S. G., Holt, M., & Arnold, V. (2016). The reports of my death are greatly exaggerated: Artificial intelligence research in accounting. *International Journal of Accounting Information Systems*, 22, 60–73. <https://doi.org/10.1016/j.accinf.2016.07.005>
- Syam, N., & Sharma, A. (2018). Waiting for a sales renaissance in the fourth industrial revolution: Machine learning and artificial intelligence in sales research and practice. *Industrial Marketing Management*, 69, 135–146. <https://doi.org/10.1016/j.indmarman.2017.12.019>
- Szegedy, C., Zaremba, W., Sutskever, I., Bruna, J., Erhan, D., Goodfellow, I., & Fergus, R. (2014). Intriguing properties of neural networks. *Proceedings of the International Conference on Learning Representations (ICLR 2014)*.
- Task Force on Climate-related Financial Disclosures. (2021). *Final report: Recommendations of the Task Force on Climate-related Financial Disclosures*. TCFD.
- Teece, D. J. (2018). Dynamic capabilities as (workable) management systems theory. *Journal of Management & Organization*, 24(3), 359–368. <https://doi.org/10.1017/jmo.2017.75>
- Teece, D. J., Pisano, G., & Shuen, A. (1997). Dynamic capabilities and strategic management. *Strategic Management Journal*, 18(7), 509–533. [https://doi.org/10.1002/\(SICI\)1097-0266\(199708\)18:7509::AID-SMJ8823.0.CO;2-Z](https://doi.org/10.1002/(SICI)1097-0266(199708)18:7509::AID-SMJ8823.0.CO;2-Z)
- Townley, B. (1995). Foucault, power/knowledge, and its relevance for human resource management. *Academy of Management Review*, 18(3), 518–545. <https://doi.org/10.5465/amr.1993.9309135392>
- 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. <https://doi.org/10.1111/1467-8551.00375>
- 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. <https://doi.org/10.1177/001872675100400101>
- Tsoukas, H. (1996). The firm as a distributed knowledge system: A constructionist approach. *Strategic Management Journal*, 17(S2), 11–25. <https://doi.org/10.1002/smj.4250171104>
- Turban, E., Sharda, R., Delen, D., & King, D. (2017). *Business intelligence: A managerial perspective on analytics (4th ed.)*. Pearson.
- Van Vlasselaer, V., Bravo, C., Caelen, O., Lemmens, T., Sethi, N., Claes, J., & Baensens, B. (2016). APATE: A novel approach for automated credit card transaction fraud detection using network-based extensions. *Decision Support Systems*, 75, 38–48. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2015.12.004>
- Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., Uszkoreit, J., Jones, L., Gomez, A. N., ... & Polosukhin, I. (2017). Attention is all you need. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 30, 5998–6008.
- 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. <https://doi.org/10.2307/30036540>
- Verhoef, P. C., Broekhuizen, T., Bart, Y., Bhattacharya, A., Dong, J. Q., Fabian, N., & Haenlein, M. (2021). Digital transformation: A multidisciplinary reflection and research agenda. *Journal of Business Research*, 122, 889–901. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2019.09.022>

- Vial, G. (2019). Understanding digital transformation: A review and a research agenda. *Journal of Strategic Information Systems*, 28(2), 118–144. <https://doi.org/10.1016/j.jsis.2019.01.003>
- 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. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2016.08.009>
- Warner, K. S. R., & Wäger, M. (2019). Building dynamic capabilities for digital transformation: An ongoing process of strategic renewal. *Long Range Planning*, 52(3), 326–349. <https://doi.org/10.1016/j.lrp.2018.12.001>
- Watson, H. J. (2009). Tutorial: Business intelligence: Past, present, and future. *Communications of the Association for Information Systems*, 25(1), 39. <https://doi.org/10.17705/1CAIS.02539>
- West, J., & Bhattacharya, M. (2016). Intelligent financial fraud detection: A comprehensive review. *Computers & Security*, 57, 47–66. <https://doi.org/10.1016/j.cose.2015.09.005>
- World Economic Forum. (2023). The future of jobs report 2023. World Economic Forum.