

# **L'impact de l'intégration du Big Data et de l'Intelligence Artificielle dans le Contrôle de Gestion : Revue Systématique de Littérature**

## **The impact of the integration of Big Data and Artificial Intelligence in Management Control: Systematic Literature Review**

**Mariem AMEDJAR, (Doctorante-Monitrice en sciences de gestion)**

*Laboratoire Business Intelligence, Gouvernance des Organisations, Finance et Politiques Economiques (BIGOFE),  
Faculté des Sciences Juridiques Économiques et Sociales – Ain Chock,  
Université Hassan II de Casablanca, Maroc*

**Leila EL GNAOUI, (Enseignant-Chercheur)**

*Laboratoire Business Intelligence, Gouvernance des Organisations, Finance et Politiques Economiques (BIGOFE),  
Faculté des Sciences Juridiques Économiques et Sociales – Ain Chock,  
Université Hassan II de Casablanca, Maroc*

|                                     |                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                         |
|-------------------------------------|-----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| <b>Adresse de correspondance :</b>  | Faculté des Sciences juridiques, Économiques et Sociales -Aïn Chock<br>Route d'El Jadida B.P 8110 Oasis – Casablanca                                                                                                                                                                                                                                                                    |
| <b>Déclaration de divulgation :</b> | Les auteurs n'ont pas connaissance de quelconque financement qui pourrait affecter l'objectivité de cette étude. Ils assument l'entière responsabilité de tout éventuel plagiat, de l'usage de l'intelligence artificielle dans la rédaction, ainsi que des résultats présentés dans cet article.                                                                                       |
| <b>Remerciements</b>                | Les auteurs remercient le Centre National pour la Recherche Scientifique et Technique (CNRST) pour le financement de cette recherche dans le cadre du programme de bourses de doctorat associé (PASS).                                                                                                                                                                                  |
| <b>Conflit d'intérêts :</b>         | Les auteurs ne signalent aucun conflit d'intérêts.                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                      |
| <b>Citer cet article</b>            | AMEDJAR, M., & EL GNAOUI, L. (2026). L'impact de l'intégration du Big Data et de l'Intelligence Artificielle dans le Contrôle de Gestion : Revue Systématique de Littérature. <i>International Journal of Accounting, Finance, Auditing, Management and Economics</i> , 7(2), 496–515.<br><a href="https://doi.org/10.5281/zenodo.18500372">https://doi.org/10.5281/zenodo.18500372</a> |
| <b>Licence</b>                      | <b>Cet article est publié en open Access sous licence<br/>CC BY-NC-ND</b>                                                                                                                                                                                                                                                                                                               |

Received:02/01 /2026

Accepted:08/02/2026

**International Journal of Accounting, Finance, Auditing, Management and Economics - IJAFAME**

**ISSN: 2658-8455**

**Volume 7, Issue 02 (2026)**

## L'impact de l'intégration du Big Data et de l'Intelligence Artificielle dans le Contrôle de Gestion : Revue systématique de littérature

### Résumé :

Dans un contexte marqué par la digitalisation et l'émergence de la Data Science, cette recherche interroge l'avenir du contrôle de gestion face aux avancées du Big Data et de l'Intelligence Artificielle (IA). À travers une revue systématique de la littérature selon le protocole PRISMA portant sur 62 articles, cette étude explore trois axes fondamentaux. D'abord, elle examine les spécificités du Big Data, caractérisé par les 7Vs (Volume, Vitesse, Variété, Variabilité, Véracité, Valeur et Visualisation), qui transforment radicalement la nature et l'ampleur des données que les organisations doivent traiter. Ensuite, elle analyse l'apport de la Data Science et de l'Intelligence Artificielle pour le traitement du Big Data, notamment à travers les quatre dimensions du Business Analytics (descriptive, diagnostique, prédictive et prescriptive). Enfin, elle évalue les implications de ces technologies sur la fonction de contrôle de gestion. Les résultats montrent que l'intégration du Big Data et de l'IA ne condamne pas le contrôleur de gestion à l'obsolescence, mais l'incite plutôt à se réinventer en évoluant vers un rôle de « Strong Controller », capable de piloter une performance globale et multidimensionnelle grâce à des analyses en temps réel, des prévisions plus fiables et une meilleure intégration des critères ESG. Néanmoins, cette transformation se heurte à plusieurs obstacles majeurs : la résistance au changement, les insuffisances en compétences techniques, les problèmes de qualité des données et les contraintes juridiques. La collaboration entre le contrôleur de gestion, les managers, les employés et les spécialistes de la Data devient donc indispensable pour surmonter ces défis. Cette recherche démontre que le contrôleur de gestion, en maîtrisant ces technologies novatrices tout en conservant sa vision stratégique et son expertise métier, peut non seulement garantir sa pérennité mais également renforcer sa contribution à la gouvernance d'entreprise et à la performance organisationnelle durable.

**Mots clés :** Contrôle de Gestion, Big Data, Data Science, Business Analytics, Intelligence Artificielle.

**JEL Classification :** M41

**Type du papier :** Recherche Théorique

### Abstract:

In a context marked by digitalization and the emergence of Data Science, this research examines the future of management control in light of advancements in Big Data and Artificial Intelligence (AI). Through a systematic literature review conducted according to the PRISMA protocol, covering 62 articles, the study explores three main axes. First, it analyzes the specificities of Big Data, characterized by the 7 Vs (Volume, Velocity, Variety, Variability, Veracity, Value, and Visualization), which fundamentally transform the nature and scale of the data that organizations must process. Next, it examines the contributions of Data Science and Artificial Intelligence to Big Data processing, particularly through the four dimensions of Business Analytics (descriptive, diagnostic, predictive, and prescriptive). Finally, it assesses the implications of these technologies for the management control function. The results show that the integration of Big Data and AI does not render the management controller obsolete; rather, it encourages a reinvention of the role toward a “Strong Controller”, capable of managing multidimensional and overall performance through real-time analyses, more reliable forecasts, and better integration of ESG criteria. However, this transformation faces several major challenges: resistance to change, insufficient technical skills, data quality issues, and legal constraints. Collaboration between the management controller, managers, employees, and data specialists thus becomes essential to overcoming these challenges. This research demonstrates that, by mastering these innovative technologies while maintaining strategic vision and professional expertise, the management controller can not only ensure their own sustainability but also enhance their contribution to corporate governance and sustainable organizational performance.

**Keywords:** Management Control, Big Data, Data Science, Business Analytics, Artificial Intelligence.

**Classification JEL:** M41

**Paper type:** Theoretical Research

## 1. Introduction

La gouvernance d'entreprise occupe une place primordiale dans les sciences de gestion (Garawit & el Gnaoui, 2023). Elle est reconnue comme un levier essentiel de la performance organisationnelle, en instaurant des principes de responsabilité et de transparence, en convenance avec la théorie des parties prenantes (Freeman, 2010). Cependant, la forme et l'intensité du contrôle dépendent de plusieurs facteurs. Un contrôle excessivement strict n'est pas toujours avantageux, car il peut générer des effets négatifs, tels que la démotivation des employés ou la création d'un climat de suspicion. (Daskalova & Ivanova, 2019), suivant la théorie de l'intendance (Davis et al., 1997) qui suggère que les gestionnaires possèdent un fort sens des responsabilités envers l'entreprise et ses parties prenantes, rendant ainsi un contrôle rigide parfois contre-productif.

Dans ce contexte, le contrôle de gestion est un mécanisme fondamental de gouvernance qui vise à accompagner les dirigeants, à les conseiller et à piloter l'organisation de manière stratégique (Granlund & Lukka, 1998), plutôt que d'imposer une surveillance stricte. Il favorise une gestion éthique et éclairée, permettant aux entreprises d'améliorer leur performance globale et durable en optimisant les processus décisionnels et en ajustant les stratégies aux évolutions du marché, ce qui va garantir leur compétitivité.

L'essor des technologies a donné naissance à la "Data Science", une discipline qui mobilise des outils avancés – Big Data et Intelligence Artificielle (IA) – pour analyser et exploiter des données massives. Ces avancées permettent aux professionnels de la Data Science d'accomplir des tâches similaires à celles des contrôleurs de gestion, soulevant ainsi la question de l'évolution et de la pérennité de cette fonction dans les entreprises.

L'ampleur de cette transformation technologique dans la profession du contrôle de gestion est documentée par une analyse bibliométrique récente de HIRA et al. (2025), qui examine 183 articles publiés entre 1997 et 2022, et par la systématique de la littérature de Abbas (2025), qui examine 91 articles de recherche publiés entre 2019 et 2023. Ces études révèlent un besoin urgent d'études examinant spécifiquement l'intégration du Big Data et de l'IA dans les pratiques quotidiennes de contrôle de gestion, ainsi que la collaboration nécessaire entre contrôleurs de gestion et Data Scientists.

En maîtrisant ces technologies, cette recherche vise à mettre en lumière la contribution du contrôle de gestion à la performance stratégique et opérationnelle tout en accompagnant les projets de digitalisation et en garantissant une performance multidimensionnelle, même face à la montée en puissance des Data Scientists.

Ainsi, notre réflexion s'organise autour de la question suivante :

**« Comment les avancées des technologies du Big Data et de l'Intelligence Artificielle affectent-elles le rôle et les compétences requises du contrôleur de gestion ? »**

Afin d'y répondre, cette recherche repose sur une revue systématique de la littérature. Le choix de cette approche méthodologique, à la fois rigoureuse et reproductible, s'explique par le rythme soutenu des avancées en Big Data et en IA, ainsi que par leur intégration encore récente dans le contrôle de gestion. En effet, une analyse structurée et exhaustive des travaux académiques existants s'avère nécessaire pour dégager les principales tendances et les lacunes de la recherche et ouvrir de nouvelles perspectives. Cette démarche répond également à l'appel formulé par HIRA et al. (2025) et Abbas (2025), qui soulignent la nécessité d'études de synthèse portant spécifiquement sur l'adoption de ces technologies dans les pratiques opérationnelles du contrôle de gestion.

En premier lieu, nous exposons le cadre théorique de notre analyse, permettant de situer l'évolution du contrôle de gestion au regard des pressions institutionnelles et des mutations technologiques. La section méthodologique décrit ensuite notre démarche de revue systématique de la littérature selon le protocole PRISMA et l'approche d'analyse thématique

adoptée pour structurer nos résultats. La partie consacrée aux résultats et discussion constitue le cœur de notre analyse et se décline en trois sous-sections. La première explore le Big Data au cœur du changement du contrôle de gestion, la deuxième examine l'IA pour le traitement du Big Data et la troisième évalue l'intégration du Big Data et de l'IA dans le contrôle de gestion, en mettant en lumière tant les opportunités offertes que les obstacles rencontrés. Enfin, la conclusion récapitule les principaux apports de la revue, met en perspective les implications managériales pour la pratique du contrôle de gestion dans le contexte marocain et ouvre des pistes pour de futures recherches empiriques visant à approfondir l'analyse de cette transformation digitale.

## 2. Cadre Théorique

Dans un environnement technologique accéléré, le rôle du contrôle de gestion a connu une évolution significative, dépassant le cadre traditionnel du suivi des flux financiers pour s'orienter vers une fonction de pilotage stratégique intégrant l'analyse de l'environnement interne et externe au service de la prise de décision (Hang, 2020; F. Z. Wang & Song, 2016). D'après la théorie Néo-Institutionnelle (NIT), l'évolution des pratiques du contrôle de gestion est renforcée par diverses pressions institutionnelles (Hang, 2020; Li, 2019). Les entreprises évoluent dans un environnement externe instable, marqué par l'insécurité juridique et économique, ce qui entraîne des pressions coercitives les poussant à adapter leurs systèmes de contrôle pour répondre aux attentes réglementaires. Par ailleurs, l'émergence des Data Scientists remet en question le rôle traditionnel des contrôleurs de gestion, illustrant ainsi des pressions normatives issues des standards professionnels et des attentes managériales. (AlAnsari et al., 2022; F. Z. Wang & Song, 2016). En outre, face à une incertitude croissante, les organisations ont tendance à imiter les pratiques d'autres entreprises perçues comme performantes, illustrant ainsi les pressions mimétiques typiques (Hang, 2020; Li, 2019). Cette transformation vise à répondre aux attentes des parties prenantes internes et externes, ce qui s'aligne étroitement avec la théorie des parties prenantes (Carlos et al., 2024; Freeman, 2010; He, 2020).

Cependant, certains dirigeants freinent ce développement indispensable du contrôle de gestion. He (2020) souligne que certains managers ne comprennent pas pleinement les capacités actuelles et le potentiel stratégique de cette fonction. Cette situation fait écho à la théorie des échelons supérieurs (Upper Echelons Theory - UET) qui met en avant que les caractéristiques personnelles des dirigeants, y compris leurs expériences et leurs connaissances, influencent et expliquent les stratégies mises en œuvre dans une organisation. (Bevilacqua et al., 2025).

Toutefois, l'adoption de ces technologies reste entravée par des facteurs individuels et organisationnels. Daniri et al. (2023) identifie que le style de leadership, le soutien des superviseurs, l'auto-efficacité, les caractéristiques du travail ou la culture d'entreprise influencent la capacité des individus à accepter le changement. Ainsi, Nguyen & Tran (2024) démontrent que la mise en place réussie du contrôle de gestion stratégique au Vietnam dépend principalement de quatre facteurs : le réseautage (le plus important), la taille de l'organisation, sa culture et le Big Data. Li (2019) ajoute que les systèmes de contrôle de gestion jouent un rôle clé dans la mise en relation entre les motivations intrinsèques des individus et les objectifs organisationnels, favorisant un comportement autonome et une prise de décision plus efficace à tous les niveaux, ce qui rejoint les principes de la théorie de l'intendance (Davis et al., 1997) et de la théorie cognitive (Nelson & Winter, 1985).

L'étude d'Oesterreich & Teuteberg (2019) a révélé que seulement 14% des contrôleurs de gestion allemands possèdent des compétences en business analytics. Cette recherche, menée sur 2331 profils professionnels, identifie un écart important entre les exigences futures et les compétences actuelles, modéré par plusieurs facteurs individuels et organisationnels. D'une part, les variables individuelles telles que le genre, le niveau académique et l'auto-efficacité informatique influencent significativement le développement de ces compétences. D'autre part,

la taille d'entreprise joue un rôle paradoxal, contrairement aux attentes, les employés des plus grandes organisations déclarent moins de compétences analytics, ce qui s'explique par une spécialisation accrue des rôles avec l'émergence de postes dédiés de data scientists, tandis que dans les entreprises de taille moyenne, les contrôleurs voient leurs rôles s'élargir pour intégrer ces nouvelles compétences analytiques.

Bhimani (2020) insiste sur l'importance de faire évoluer le contrôle de gestion, notamment en lui permettant d'exploiter le Big Data. De nombreuses études soutiennent cette vision. Kefi (2020) note que cette transformation renforce le rôle clé du contrôle de gestion dans le pilotage des projets de transformation digitale, assurant ainsi le succès et l'efficacité de ces projets. Jääskeläinen & Hirn (2016) démontrent que le contrôle de gestion, en tant qu'intermédiaire exploitant ces technologies avancées, peut garantir et améliorer l'efficacité et l'efficience de divers départements organisationnels, mettant en exergue son rôle central en tant que fournisseur et coordinateur de données. Cependant, Andreassen (2020) a mené 14 entretiens durant 6 mois dans une compagnie d'assurance nordique pour examiner comment les technologies numériques influencent les rôles des contrôleurs de gestion. L'étude révèle que les nouvelles technologies peuvent conduire à des rôles plus étroits et spécialisés pour les contrôleurs de gestion et par conséquent une influence réduite, des tâches plus techniques et répétitives, ce qui constitue un "cauchemar" plutôt qu'un "rêve" de liberté et d'influence accrues. De même, l'étude de Heinzelmann (2018) révèle que la technologie n'est pas neutre : elle façonne profondément l'identité professionnelle, souvent de manières non intentionnelles ou contraires aux idéaux proclamés.

Daskalova & Ivanova (2021) présentent l'apport du Big Analytics à travers les quatre leviers de contrôle de Simons, observant qu'il renforce considérablement les systèmes de contrôle diagnostiques et interactifs, permettant aux organisations de fonctionner "as a whole" et offrant aux dirigeants une meilleure assurance quant à l'atteinte des objectifs stratégiques. Chen et al. (2022) démontrent que le Big Data et l'IA garantissent une gestion durable des ressources, en renforçant la transparence, la responsabilité et l'accès équitable à l'information environnementale, favorisant ainsi l'intégration des critères ESG dans le contrôle de gestion.

Ainsi, l'application de la Data Science à l'estimation des coûts démontre un potentiel transformateur pour le contrôle de gestion. Pérez & Blasco (2022) analysent le cas de Caterpillar où des algorithmes de Machine Learning appliqués à 60 000 devis historiques ont atteint 81% de précision dans l'estimation de coûts de produits hautement personnalisés, surpassant les méthodes traditionnelles limitées par leur dépendance à l'expertise humaine et aux informations disponibles. Les auteurs soulignent que le contrôle de gestion évolue vers des "athlètes bimodaux" maîtrisant principes comptables et techniques quantitatives, son expertise restante essentielle pour le "feature engineering" – l'identification de variables pertinentes améliorant les modèles prédictifs (Pérez & Blasco, 2022).

### 3. Méthodologie de recherche

En reposant sur une **Revue Systématique de la Littérature (SLR)** réalisée entre juin et octobre 2025, nous avons pu consolider les fondements théoriques de notre sujet et identifier plusieurs lacunes cognitives dans la recherche actuelle, offrant ainsi une vision claire pour des travaux futurs et de potentielles avancées théoriques (Bevilacqua et al., 2025). Nous avons sélectionné **Scopus**, une base de données scientifique reconnue pour sa notoriété dans la recherche académique et pour la richesse de sa couverture en littérature scientifique de haute qualité.

Afin d'identifier les publications pertinentes, une requête de recherche a été élaborée à partir de mots-clés directement liés à notre thématique, combinés à l'aide d'opérateurs booléens comme suit : TITLE-ABS-KEY ("Big Data" **OR** "Artificial Intelligence") **AND** TITLE-ABS-

KEY ("Management Control" **OR** "Management Accounting"). Cette stratégie nous a permis d'identifier 407 documents.

Pour bien sélectionner les articles pertinents, nous avons suivi le protocole PRISMA, qui a guidé l'identification, la sélection et l'inclusion des études pertinentes.

Lors de la première étape, 266 articles ont été exclus. Les critères suivants ont été appliqués durant la phase de *screening* : **le type de document** (articles scientifiques), **la langue** (anglais) et **la période de publication** (2015-2025).

Un second tri a ensuite été réalisé à partir de la lecture des titres et des résumés, conduisant à l'exclusion de 60 articles supplémentaires. Les versions intégrales (PDF) des articles potentiellement éligibles ont alors été recherchées. Toutefois, en raison de restrictions d'accès institutionnelles ou imposées par certains éditeurs, **18 articles** n'ont pu être obtenus et ont été exclus de la revue.

Les articles restants, dont le texte intégral a pu être analysé, ont été évalués par une grille d'évaluation de la qualité, conçue pour mesurer leur rigueur méthodologique ainsi que leur pertinence par rapport aux objectifs de notre recherche. Les critères d'évaluation mobilisés sont présentés dans le tableau ci-dessous :

**Table 1 : Critères d'évaluation de la qualité**

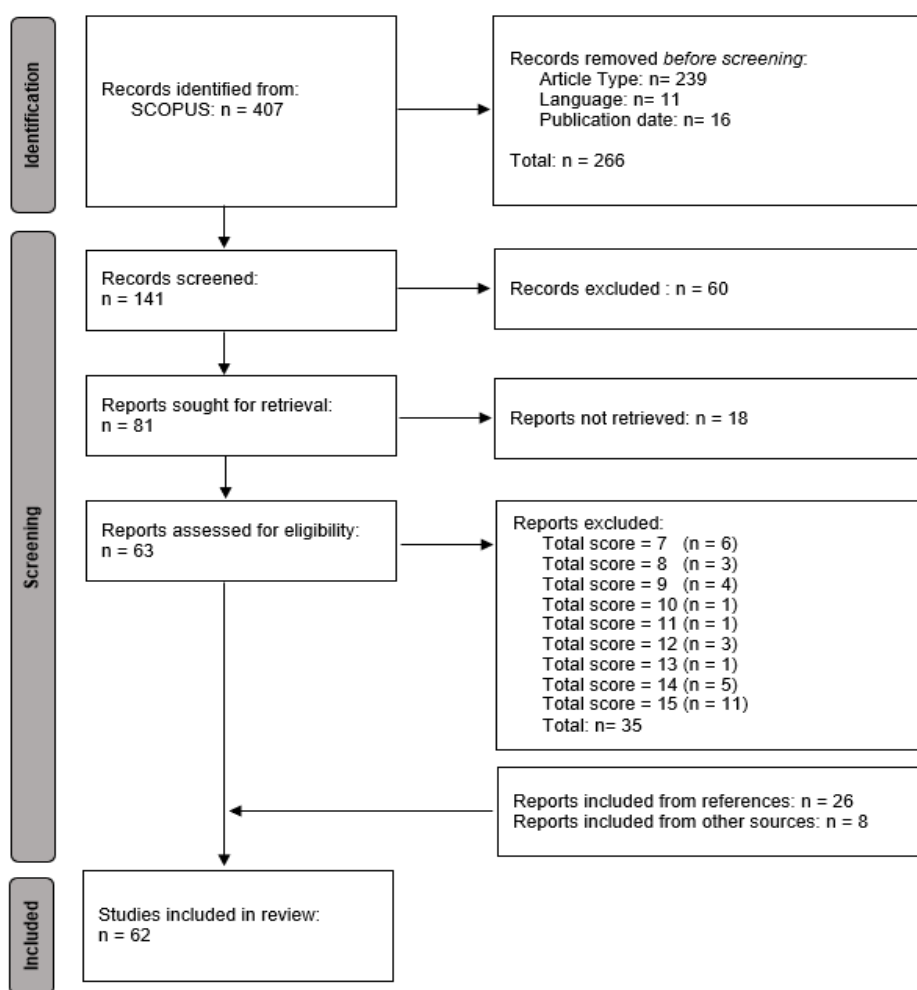
| Quality Assessment | Question                                                                                      | Score (0-1-2) |
|--------------------|-----------------------------------------------------------------------------------------------|---------------|
| QA1                | L'étude repose-t-elle sur un cadre théorique solide ?                                         |               |
| QA2                | L'article traite-t-il directement du contrôle de gestion ?                                    |               |
| QA3                | Le Big Data ou l'IA sont-ils des sujets centraux dans l'article ?                             |               |
| QA4                | L'article met-il en évidence les apports du Big Data ou de l'IA dans le contrôle de gestion ? |               |
| QA5                | L'article souligne-t-il les limites du Big Data ou de l'IA dans le contrôle de gestion ?      |               |
| QA6                | L'étude compare-t-elle les pratiques avant et après l'intégration du Big Data ou de l'IA ?    |               |
| QA7                | L'article identifie-t-il les obstacles à l'intégration du Big Data ou de l'IA ?               |               |
| QA8                | L'étude propose-t-elle des implications concrètes pour les contrôleurs de gestion ?           |               |
| QA9                | L'approche méthodologique est-elle rigoureuse et justifiée ?                                  |               |
| QA10               | Les résultats sont-ils généralisables et utiles pour les praticiens ?                         |               |

**Source : nous même**

Seules les études ayant obtenu un score supérieur à 15 sur cette grille ont été retenues, conduisant à la sélection de **28 articles**. Dans une démarche de recherche itérative, les références bibliographiques de ces articles ont ensuite été examinées, permettant d'identifier et d'analyser **26 études** supplémentaires. Par ailleurs, **8 articles** additionnels ont été sélectionnés à partir de Google Scholar. Le diagramme PRISMA présenté ci-dessous (*figure 1*) synthétise l'ensemble du processus d'identification, de sélection et de filtrage des études.

Finalement, une analyse thématique a été menée afin d'identifier les principaux courants, concepts et tendances émergentes dans la littérature. Nous avons effectué une lecture approfondie de chaque article retenu en identifiant tous les segments de texte pertinents abordant les caractéristiques du Big Data, les techniques d'IA, les transformations du contrôle de gestion, ainsi que les opportunités et obstacles liés à cette intégration technologique. Cette démarche méthodologique rigoureuse nous a ainsi permis de structurer notre revue de littérature de manière cohérente et d'identifier les lacunes et les perspectives théoriques pertinentes pour le contexte marocain où les recherches sur cette thématique demeurent encore limitées.

Figure 1 : Le diagramme PRISMA



Source : nous même

#### 4. Résultats et discussion

La gestion de la performance financière était traditionnellement la responsabilité du contrôle de gestion, chargé de veiller aux intérêts des actionnaires (Jensen & Meckling, 1976). Aujourd'hui, le contrôle de gestion s'élargit en se déclinant en plusieurs formes (financier, social, sociétal et environnemental...). Cet élargissement témoigne d'une évolution importante des outils du contrôle de gestion, qui mobilise déjà une palette d'outils pour remplir efficacement sa mission. Parmi ces outils, nous pouvons citer le tableau de bord prospectif, ou Balanced Scorecard (BSC), qui s'avère être un instrument clé dans l'évolution significatifs du contrôle de gestion (Carlos et al., 2024; Kefi, 2020). Conçu par Kaplan et Norton, le BSC vise à opérationnaliser la stratégie organisationnelle en la déclinant en objectifs mesurables structurés autour de quatre perspectives complémentaires : financière, clients, processus internes, ainsi qu'apprentissage et croissance. Cette approche propose une évaluation équilibrée de la performance de l'entreprise, en combinant des indicateurs financiers et non financiers (Carlos et al., 2024; Kaplan & Norton, 2007).

Cependant, l'atteinte des objectifs organisationnels dépend aussi des employés, puisqu'ils sont à la fois ceux qui les réalisent et ceux sur lesquels ils s'appliquent (Malmi & Brown, 2008). En effet, nous pouvons citer la théorie cognitive qui met en avant l'importance des connaissances, des compétences et des capacités des employés pour assurer la performance et la création de valeur durable pour l'entreprise.

Dans ce contexte, Granlund & Lukka (1998) considèrent le contrôleur de gestion comme étant un « Strong Controller » qui doit garantir que les comportements et les compétences des employés soient alignés avec ceux de l'organisation (Daskalova & Ivanova, 2021), afin de garantir que tous les membres agissent ensemble comme une unité unique (Daskalova & Ivanova, 2019). La motivation et l'implication du personnel dans la stratégie organisationnelle constituent des recommandations phares formulées par Kaplan & Norton (2007), car il est évident qu'il ne suffit pas de transmettre des informations stratégiques ou de fournir les ressources nécessaires aux employés pour garantir leur efficacité (Daskalova & Ivanova, 2021). Alors, le contrôleur de gestion est appelé à veiller à une collaboration cohérente et harmonieuse entre les membres de l'organisation, en prenant en considération diverses perspectives et dimensions afin de témoigner une performance globale de l'entreprise. De ce fait, la complexité croissante du contrôle de gestion s'accroît avec l'essor des technologies (Rautiainen et al., 2024), ce qui impose aux contrôleurs de développer une identité de rôle flexible leur permettant de s'adapter à des environnements en mutation constante.

#### 4.1. Le Big Data au cœur du changement du contrôle de gestion

Le développement technologique a incité les contrôleurs de gestion à s'appuyer, en plus des données internes, à des données externes (Abbas, 2025; BELHAJ, 2023) afin de renforcer la fiabilité de leurs prévisions, basées sur des données prospectives et historiques (Dehbi et al., 2022) et d'améliorer l'efficacité de leurs décisions. Ces données, souvent non structurées, comme celles issues des réseaux sociaux, renferment des informations précieuses et particulièrement pertinentes pour les organisations (Abbas, 2025; Chebbi et al., 2015; Pilipczuk, 2020). Ainsi, les contrôleurs de gestion doivent désormais exploiter des données provenant de multiples sources numériques (Rautiainen et al., 2024), ce qui correspond aux caractéristiques du Big Data en termes de 3V (Abdullah et al., 2022; Laney, 2001) ou 5V du Big Data (Cavélius et al., 2020; Nguyen & Tran, 2024) ou, selon des travaux plus récents, par les 7V (HIRA et al., 2025; Yu et al., 2014), soulignant les évolutions continues de ce concept.

**Le Volume** constitue la première caractéristique fondamentale du Big Data. Il fait référence à l'augmentation exponentielle des données que les organisations doivent traiter. Cependant, cette croissance massive du volume entraîne une diminution proportionnelle de la valeur relative de chaque information (Laney, 2001). Face à cette réalité, les contrôleurs de gestion doivent considérer chaque information comme une ressource précieuse, ce qui incite leurs organisations à investir dans des solutions de stockage avancées, telles que le Cloud, puisqu'ils hésitent à se débarrasser de ces données (Laney, 2001). Ce problème met en lumière l'importance de la "**Valeur**", qui souligne la nécessité de prioriser l'enregistrement de données réellement utiles (Cavélius et al., 2020). Cela permet d'éviter des dépenses inutiles pour le stockage de données non pertinentes, optimisant ainsi les ressources organisationnelles.

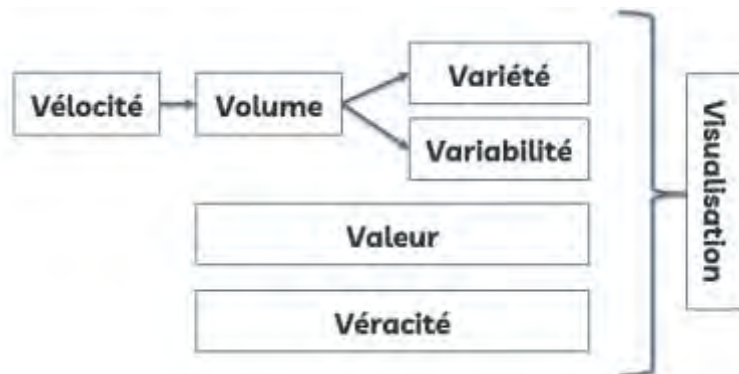
**La Vitesse** représente la troisième caractéristique du Big Data. Cette quantité massive de données est étroitement liée à la vitesse à laquelle ces données sont générées et actualisées (Laney, 2001). Pour éviter que les contrôleurs de gestion ne soient submergés par ce flux continu (Kefi, 2020), ils doivent être en mesure de traiter et de modéliser ces données en temps réel (Emmer & Holešinská, 2019) en recourant à des techniques d'analyse avancées (Kefi, 2020).

**La Variété et la Variabilité** constituent des dimensions particulièrement complexes pour les contrôleurs de gestion. L'obstacle majeur réside dans la diversité des données, que ce soit en termes d'incompatibilité (formats, sources et domaines variés), de désalignement (chaque source de données organisant ses informations de manière distincte) ou d'incohérence (les différences d'interprétation et de signification des données) (Laney, 2001). De plus, les données peuvent varier en fonction des périodes ou des contextes, rendant leur traitement complexe (Yu et al., 2014).

Le septième V proposé par Yu et al. (2014) est la "**Visualisation**" qui insiste sur la représentation graphique et intuitive des informations. Cette diversité et variation des données complique l'atteinte de cet objectif, exposant les contrôleurs de gestion au risque de ne pas pouvoir modéliser efficacement l'ensemble des données (Kefi, 2020). En revanche, ces contraintes offrent également l'opportunité d'intégrer différentes dimensions (financière, commerciale, processus internes, et apprentissage et croissance) dans le processus décisionnel (Abdullah et al., 2022; Bose et al., 2023), permettant ainsi de prendre des décisions stratégiques et opérationnelles plus rationnelles, transparentes et pertinentes.

**La Véracité** représente une dimension critique dans l'exploitation du Big Data. La qualité et la fiabilité des données exploitées sont essentielles pour garantir que les décisions prises soient pertinentes (Cavélius et al., 2020), conformément à la théorie du "Garbage In, Garbage Out (GIGO)". Cette théorie, introduite dans le domaine de l'informatique dès les années 1960, stipule que la qualité des résultats obtenus par un système dépend directement de celle des données d'entrée. En d'autres termes, des données erronées ou de mauvaises qualités entraîneront inévitablement des résultats non fiables, compromettant ainsi la pertinence des analyses et des décisions. Ainsi, Davenport et al. (2009) ont résumé : "Vous ne pouvez pas être analyste sans données, et vous ne pouvez pas exceller en tant qu'analyste sans disposer de données de très haute qualité". Ainsi, Rautiainen et al. (2024) confirment que l'efficacité des technologies d'automatisation comme le RPA dépend directement de la véracité et de la fiabilité des données d'entrée.

*Figure 2 : les caractéristiques du Big Data*



*Source : nous même*

En résumé, le Big Data est considéré comme une tendance émergente dans tous les domaines scientifiques et techniques (biologie, médecine, finance, astronomie...) (Chebbi et al., 2015). L'étude menée par Abdullah et al. (2022) démontre de manière convaincante que **le Big Data n'est pas simplement un outil technologique, mais un levier stratégique essentiel** pour maintenir la pertinence et l'efficacité du contrôle de gestion stratégique dans le contexte manufacturier moderne.

Alors, aujourd'hui, le Big Data n'est plus seulement un luxe ou un atout stratégique ; il est désormais en passe de devenir une nécessité incontournable pour les organisations (Emmer & Holešinská, 2019). De ce fait, celles-ci doivent mettre en place des techniques d'analyse robustes, avancées et innovantes pour traiter efficacement cette Big Data.

#### **4.2. L'intelligence Artificielle pour le traitement du Big Data**

Le recours au Big Data est devenu indispensable pour garantir la compétitivité et la performance des entreprises (Abbas, 2025). Cependant, son traitement ne peut être assuré par les méthodes traditionnelles ou les ERP classiques, qui s'appuient principalement sur des données internes et présentent des capacités limitées en matière d'analyse et de stockage (Dehbi et al., 2022; Rautiainen et al., 2024). De plus, les entrepôts de données traditionnels, fondés sur des bases

de données relationnelles, ne sont pas conçus pour intégrer des données semi-structurées ou non structurées. Cette inadéquation limite leur capacité à traiter et analyser efficacement ces données, les rendant incapables de répondre aux exigences d'analyses en temps réel (Chebbi et al., 2015). Face à ces contraintes, l'ère du Big Data impose le recours à des techniques avancées de collecte, de gestion et d'analyse des données, notamment celles issues de la Data Science (Bose et al., 2023).

Chaque discipline scientifique s'appuie sur des données spécifiques et des instruments d'analyse dédiés. Toutefois, la Data Science est un domaine interdisciplinaire qui combine des compétences en statistiques, en programmation et en analyse des données (Mišić & Perakis, 2020), dans le but d'extraire des informations pertinentes et exploitables à partir de vastes volumes de données pour différents domaines (Bose et al., 2023). Sa tâche principale consiste à traiter et analyser le Big Data en s'appuyant sur des algorithmes d'IA – de Deep Learning (DL) ou de Machine Learning (ML) – afin de transformer des données brutes, souvent non structurées ou semi-structurées, en connaissances stratégiques (Chebbi et al., 2015).

Dans le domaine des affaires, le "Business Analytics" constitue un concept central. Il désigne les méthodes et pratiques employées par les organisations pour collecter, gérer et analyser des données issues de diverses sources (Lu et al., 2020).

Le Business Analytics et la Data Science sont étroitement liés et complémentaires : les analyses complexes réalisées grâce aux modèles et algorithmes de Data Science fournissent des insights approfondis, tandis que le Business Analytics les interprète et les contextualise pour répondre à des questions métiers concrètes. La littérature existante identifie quatre dimensions clés du Business Analytics (Appelbaum et al., 2017; Lu et al., 2020).

Tout d'abord, **l'analyse descriptive** constitue le cœur du Business Analytics. Elle consiste à savoir "ce qui s'est passé ?" (Nielsen, 2018) en fournissant des informations synthétisées en utilisant des techniques de visualisation, de statistique descriptive, des indicateurs de performances et des tableaux de bord... (Appelbaum et al., 2017; Nielsen, 2018). La valeur, la variété, la variabilité, la véracité et la sécurité des données sont des contraintes à prendre en considération au cours de cette étape (Lu et al., 2020). Lors de cette étape, des techniques d'IA, comme celle de clustering, permettent de regrouper des données similaires. Les méthodes de réduction de dimensionnalité facilitent l'exploration des données complexes. Les algorithmes de détection d'anomalies identifient les valeurs aberrantes ou les fraudes (Witten et al., 2011). Ensuite, après la visualisation des données, **l'analyse diagnostique** intervient. Étant crucial de comprendre "pourquoi les choses se sont passées ?" ou les causes sous-jacentes d'une observation afin de revenir en arrière pour identifier et définir les problèmes de gestion (Lu et al., 2020). Les algorithmes de régression linéaire et logistique permettent d'évaluer les relations entre variables, tandis que les réseaux bayésiens modélisent les dépendances probabilistes. Les techniques de classification supervisée identifient des segments spécifiques, et l'analyse des motifs séquentiels aide à comprendre les enchaînements causaux dans les données (Chawla et al., 2004).

**L'analyse prédictive** se fonde sur les connaissances issues des analyses descriptives et diagnostiques. Cette étape répond à la question "ce qui pourrait se passer ?" (Appelbaum et al., 2017; Lu et al., 2020; Nielsen, 2018). L'IA dans cette étape est cruciale et plusieurs études ont montré l'efficacité des algorithmes de ML dans ce sens. La régression logistique est utilisée pour prédire des variables catégoriques, comme la probabilité qu'un événement se produise, tandis que les prévisions de séries chronologiques analysent des données chronologiques afin de détecter des tendances ou des schémas répétitifs à l'aide de modèles tels qu'ARIMA. Les arbres de décision, quant à eux, permettent de segmenter les données en suivant un ensemble de règles, offrant une interprétation claire et visuelle des processus décisionnels. Enfin, les modèles de scoring attribuent des scores à des entités (clients, transactions) en fonction de critères prédéfinis afin de prédire des comportements, tels que la probabilité de défaut ou la

fidélité. Ces techniques, souvent utilisées de manière complémentaire, renforcent la capacité des organisations à anticiper et à agir efficacement (Lu et al., 2020).

Enfin, **l'analyse prescriptive** constitue la dimension la plus avancée du Business Analytics. En combinant les connaissances du passé et les prédictions futures, cette étape répond à "Que devrait-il se passer ?" (Appelbaum et al., 2017; Lu et al., 2020). Elle guide la prise de décision en explorant différentes options stratégiques et des recommandations d'actions (Nielsen, 2018). À cette étape, il est essentiel que le contrôleur de gestion exerce pleinement son rôle de conseiller tout en s'assurant que l'ensemble des opérations soit correctement réalisé.

En pratique, les analyses descriptives et diagnostiques sont généralement réalisées par des data analystes, tandis que les analyses prédictives et prescriptives sont le domaine des data scientists, qui développent et déploient des outils d'IA adaptés (Goyal et al., 2020).

#### **4.3. L'intégration du Big Data et de l'IA dans le contrôle de gestion**

Les méthodes traditionnelles du contrôle de gestion montrent leurs limites dans un environnement marqué par l'essor du Big Data et de l'IA (Dehbi et al., 2022). Les analyses réalisées par la Data Science partagent des similitudes avec celles réalisées par le contrôle de gestion. Cependant, le point fort du data science est l'utilisation des techniques avancées et innovantes, ce qui remet en question l'utilité du contrôle de gestion au sein des organisations (Heinzelmann, 2018; Kefi, 2020). Dans le contexte bancaire, Rautiainen et al. (2024) montrent que les contrôleurs doivent acquérir des compétences en statistiques, codage et intelligence artificielle, nécessitant une formation continue intensive (HIRA et al., 2025).

Aujourd'hui, le contrôle de gestion se voit contraint d'intégrer le Big Data et l'IA afin de préserver sa position stratégique au sein de l'organisation (Abbas, 2025), de mieux répondre aux turbulences de cet environnement complexe (Dehbi et al., 2022) et de répondre aux attentes croissantes des parties prenantes, telles que les consommateurs et les fournisseurs (Bose et al., 2023). Ces évolutions contribuent à renforcer la transparence et à optimiser les décisions stratégiques des gestionnaires et des dirigeants (Almulla et al., 2024; Kefi, 2020).

L'IA garantit une exploitation approfondie du Big Data, à la différence des outils traditionnels comme les ERP, Excel ou autres logiciels de Business Intelligence (BI) (Chebbi et al., 2015; Kefi, 2020). Alors, les contrôleurs de gestion seront en mesure de piloter une performance multidimensionnelle (Almulla et al., 2024; Chatterjee et al., 2023; Nielsen, 2018; Pilipczuk, 2020) en facilitant l'adoption du BSC au sein de l'organisation et contribuant à la collecte des données dans quatre domaines : finances, clients, processus commerciaux internes, et enfin croissance et apprentissage (Daskalova & Ivanova, 2021).

Ainsi, l'intégration des différentes perspectives et des méthodes novatrices renforcent la précision des prévisions (Abbas, 2025; Almulla et al., 2024; Chatterjee et al., 2023; Chebbi et al., 2015; Dehbi et al., 2022; Mišić & Perakis, 2020; Nielsen, 2018; Pilipczuk, 2020), notamment dans les processus de budgétisation (Dehbi et al., 2022) et ceux de forecasting (Chatterjee et al., 2023). Le contrôleur de gestion peut désormais prendre en compte une grande quantité de données internes et externes, variées et souvent sous-exploitées par les outils de BI conventionnels (Chebbi et al., 2015). Ces données sont ensuite analysées à l'aide de modèles prédictifs performants de ML et de DL pour générer des prévisions de haute qualité (Mišić & Perakis, 2020). Ainsi, le contrôleur de gestion doit également anticiper les menaces externes pour ensuite prodiguer des conseils stratégiques pertinents (Kefi, 2020; Tiitola et al., 2024).

Ensuite, les méthodes modernes permettent aux contrôleurs de gestion d'effectuer des analyses en temps réel (Abbas, 2025; Almulla et al., 2024; Amirgaliyeva et al., 2025; Chatterjee et al., 2023; Dehbi et al., 2022; Pilipczuk, 2020; Vitale et al., 2020), ce qui représente un progrès notable par rapport aux ERP malgré leur capacité à accélérer la prise de décision et la sauvegarde de l'information (Dehbi et al., 2022; Kefi, 2020). Les algorithmes de ML, notamment ceux non supervisés, permettent d'analyser en continu des flux de données à haute

vélocité, offrant ainsi aux contrôleurs de gestion la possibilité d'ajuster en temps réel le pilotage de la performance opérationnelle (Almulla et al., 2024). Cette capacité contribue à réduire les coûts opérationnels, à améliorer la qualité des produits et à garantir leur disponibilité optimale (Chatterjee et al., 2023; Hartmann et al., 2023; Pilipczuk, 2020).

De plus, l'automatisation par RPA (Robotic Process Automation) permet de libérer les contrôleurs des tâches routinières (Abbas, 2025; Almulla et al., 2024; Rautiainen et al., 2024), leur permettant de se concentrer sur l'analyse prédictive et prescriptive grâce aux algorithmes de ML (Marques et al., 2023). Par ailleurs, les deux cas étudiés par Monod et al. (2022) montrent que l'IA peut être mobilisée non seulement comme outil de contrôle, mais aussi pour substituer partiellement certaines fonctions décisionnelles.

Comme le souligne la revue de Mišić & Perakis (2020), les avancées méthodologiques en ML ont démontré leur utilité pour le pilotage opérationnel, la fiabilité des prévisions et la prise de décisions complexes en temps réel dans trois domaines clés : la gestion de la chaîne d'approvisionnement, la gestion des revenus et les opérations de santé. Ainsi, l'étude de Ping (2020) qui combine système surveillance dynamique concurrents et informatisation gestion performance démontre que l'intégration du Data Mining et de XBRL génère simultanément trois bénéfices stratégiques : l'amélioration de la qualité informationnelle (hausse du taux de rendement anormal de 0,21 points post-divulgaration XBRL), l'optimisation opérationnelle (réduction de 24% des coûts de gestion) et la croissance commerciale (augmentation de 50% des revenus), confirmant la capacité de ces technologies à transformer le contrôle de gestion en véritable levier de performance multidimensionnelle.

Alors, en maîtrisant les méthodes et techniques de Data Science et de Business Analytics, le contrôleur de gestion, en tant qu'intermédiaire, peut garantir l'efficacité, l'efficience et la performance des projets de digitalisation, tout en proposant d'autres projets de digitalisation (Kefi, 2020). Dans ce contexte, il doit assurer la participation active de l'ensemble des membres de l'entreprise, conformément aux principes de la théorie de l'acteur-réseau, où chaque acteur – humain ou technologique – contribue à la réussite de l'innovation (Bencherki, 2017), et s'aligner avec les principes de Kaplan & Norton (2007) en adoptant le BSC.

En somme, l'exploitation de ces nouvelles technologies assure la fiabilité des prévisions (Almulla et al., 2024; Gunasekaran et al., 2016), une interprétation appropriée des données, la rationalisation des décisions, en évitant qu'elles ne reposent uniquement sur des intuitions (Chebbi et al., 2015; Nielsen, 2018; Sundström, 2024), l'accélération de la génération de revenus (Ping, 2020), et la satisfaction des parties prenantes, y compris les actionnaires (Bose et al., 2023).

Néanmoins, l'adoption de ces technologies reste freinée par divers obstacles, notamment la résistance au changement, tant du côté des gestionnaires que des employés (Almulla et al., 2024; Daskalova & Ivanova, 2021; Elnakeeb & Elawadly, 2025; Rawdhan & Kaliappen, 2024; Tiitola et al., 2024);

Les avantages qu'offre le Big Data dépendent largement de l'acceptation de ces technologies par les gestionnaires (Daskalova & Ivanova, 2021), qui jouent un rôle clé en fournissant les ressources nécessaires à leur mise en œuvre (Daskalova & Ivanova, 2019). Toutefois, certains gestionnaires restent convaincus que des outils traditionnels, tels qu'Excel ou certains outils de BI, suffisent pour piloter leurs activités (Kefi, 2020). Toutefois, les exigences imposées par les 7V des données les obligent désormais à recourir à des technologies avancées pour maintenir leur compétitivité (Awad & Hamad, 2023). De plus, le coût élevé d'implémentation (Elnakeeb & Elawadly, 2025) et la difficulté à démontrer l'utilité directe de ces technologies (Kefi, 2020) empêchent les gestionnaires de les considérer comme des projets prioritaires. Par exemple, Korhonen et al. (2020) démontrent que l'efficacité n'est pas garantie et ne conduit pas nécessairement à l'efficacité des coûts, surtout pour les décisions non programmées.

L'efficacité de cette transition dépend fortement des compétences des employés, comme le stipule la théorie cognitive (Oesterreich & Teuteberg, 2019; Pilipczuk, 2020). L'acquisition de nouvelles compétences (Almulla et al., 2024; G. Wang et al., 2016) et la motivation à développer leur savoir-faire sont essentielles pour maîtriser des algorithmes de ML et de DL qui sont difficiles à comprendre par les utilisateurs humains en raison du manque de transparence sur l'origine des prédictions (Almulla et al., 2024; Chatterjee et al., 2023; Elnakeeb & Elawadly, 2025; Pilipczuk, 2020). Ainsi, comme l'étude de Tiitola et al. (2024) a révélé qu'un chef de produit a insisté sur le fait que des gens disaient : "Pas possible [...] Je sais mieux". [...] Ou encore, des gens qui disent "Non, l'algorithme ne peut pas savoir mieux que moi".

Pourtant, une fois que les gestionnaires et les employés s'adaptent à ces technologies, la culture organisationnelle évolue vers une meilleure intégration de ces outils (Daskalova & Ivanova, 2021; Nguyen & Tran, 2024; Vitale et al., 2020). Comme le précise Rikhardsson & Yigitbasioglu (2018) que la participation de tous les membres de l'entité à la conception améliore l'utilisation de ces nouvelles technologies. Dans cette transformation, le contrôleur de gestion joue un rôle déterminant, en accord avec la théorie de l'acteur-réseaux.

La disponibilité et la véracité des données représentent ainsi des défis majeurs dans l'exploitation efficace du Big Data (Abbas, 2025; Pilipczuk, 2020). L'architecture initiale des systèmes est souvent confrontée à des limitations, notamment des problèmes de scalabilité, qui affectent la capacité à traiter des volumes croissants de données, et des restrictions concernant l'accès à certaines sources de données (Lu et al., 2020). De ce fait, l'étude de Neiroukh & Caglar (2025) a été menée auprès de 257 professionnels de la comptabilité et des finances dans les banques commerciales jordaniennes. Elle suggère que les gestionnaires devraient investir dans des systèmes d'information intégrés et de haute qualité.

Par ailleurs, les erreurs fréquentes dans le Big Data – telles que les saisies incorrectes, les redondances et la corruption des données – aggravent ces limitations en diminuant leur valeur globale. Ces erreurs ont tendance à se multiplier en cascade, amplifiant leurs impacts négatifs sur les analyses (Abbas, 2025). De plus, l'ignorance ou les actions intentionnelles des individus lors de la saisie des données, comme le fait de fournir des informations incorrectes, renforcent ce problème et compromettent l'utilisation optimale des données (Chebbi et al., 2015).

Dans ce contexte, fournir des informations fiables, précises et opportunes constitue un impératif pour le contrôle de gestion (Tiitola et al., 2024; Zhu, 2020). Cependant, l'accès aux données externes – notamment celles issues des réseaux sociaux – reste limité par des contraintes juridiques ou des politiques restrictives imposées par les plateformes (Philander & Zhong, 2016). Ces restrictions permettent aux individus de refuser le partage de leurs données personnelles (Emmer & Holešinská, 2019), compliquant davantage leur collecte et leur exploitation.

Enfin, conformément à la théorie de l'UET, cette transition dépend essentiellement des compétences des contrôleurs de gestion et de leur motivation à adopter ces nouvelles technologies puisqu'on peut les considérer comme des leaders de cette transformation digitale. Alors, l'acquisition des nouvelles compétences en Data science et Business intelligence est cruciale pour garantir l'efficacité de ce projet (Franke & Hiebl, 2023; Rikhardsson & Yigitbasioglu, 2018).

## 5. Conclusion

En définitive, cette revue systématique de la littérature démontre que l'intégration du Big Data et de l'IA représente une transformation profonde et inéluctable du contrôle de gestion, sans pour autant signifier sa disparition. Au contraire, cette mutation technologique redéfinit et enrichit cette fonction stratégique au sein des organisations.

Notre analyse thématique de la littérature scientifique met en évidence que le contrôleur de gestion doit évoluer vers un rôle de « Strong Controller » augmenté par les technologies. La maîtrise du Big Data – caractérisé par ses 7V – et l'exploitation des quatre dimensions du Business Analytics à travers les algorithmes d'Intelligence Artificielle (ML et DL) lui permettent désormais d'assurer un pilotage multidimensionnel et global de la performance organisationnelle.

Cette transformation se manifeste à travers plusieurs dimensions clés. Elle se traduit, tout d'abord, par une amélioration significative de la précision des prévisions grâce au recours à des analyses prédictives avancées, notamment dans les processus de budgétisation et de forecasting. Elle se matérialise également par la capacité à réaliser des analyses en temps réel, favorisant un pilotage opérationnel plus réactif et plus efficace, contribuant à la réduction des coûts, à l'amélioration de la qualité des produits et à la garantie de leur disponibilité optimale. Par ailleurs, l'exploitation de données massives et variées facilite l'intégration du Balanced Scorecard dans ses quatre perspectives — financière, clients, processus internes, apprentissage et croissance. Enfin, l'accompagnement stratégique des projets de digitalisation et l'intégration progressive des critères ESG renforcent la contribution du contrôle de gestion à la durabilité, à la transparence organisationnelle et à la gouvernance des ressources.

Toutefois, notre revue révèle que cette évolution n'est pas exempte de défis majeurs. La résistance au changement des gestionnaires et des employés constitue un obstacle significatif, d'autant plus que certains dirigeants ne comprennent pas pleinement le potentiel stratégique de ces technologies.

Les lacunes en matière de compétences techniques représentent également un frein important, l'acquisition de nouvelles compétences en Data Science étant essentielle pour maîtriser des algorithmes souvent opaques et complexes. De plus, les problèmes de qualité, de véracité et de disponibilité des données, conformément au principe du "Garbage In, Garbage Out", compromettent l'utilisation optimale du Big Data. Enfin, les contraintes juridiques et les politiques restrictives limitant l'accès aux données externes, notamment celles issues des réseaux sociaux, compliquent davantage leur collecte et leur exploitation.

Dans ce contexte, la collaboration entre le contrôleur de gestion, les managers, les employés et les spécialistes Data (Data Engineers, Data Analysts et Data Scientists) devient indispensable pour surmonter ces défis. Cette coordination, en cohérence avec les principes de la théorie de l'acteur-réseau, permet d'aligner des intérêts parfois divergents et de favoriser un fonctionnement collectif efficace, dans lequel chaque acteur – humain ou technologique –, joue un rôle déterminant dans le succès de l'innovation.

Ainsi, la question centrale n'est plus de savoir si le contrôleur de gestion survivra à l'ère du Big Data et de l'IA, mais plutôt comment il réinventera son rôle pour devenir un acteur central de la transformation digitale. En développant de nouvelles compétences en Data Science et Business Analytics, tout en conservant sa vision stratégique, son expertise métier et son rôle de coordinateur et de conseiller, le contrôleur de gestion peut non seulement assurer sa pérennité mais également renforcer sa contribution à la gouvernance d'entreprise et à la performance organisationnelle durable.

Enfin, cette recherche ouvre des perspectives pour de futures investigations empiriques sur ce sujet dans le contexte marocain, où les travaux demeurent encore limités. Des études quantitatives et qualitatives permettraient d'évaluer le niveau d'adoption de ces technologies, d'identifier les pratiques les plus efficaces et de formuler des recommandations opérationnelles afin d'accompagner les professionnels dans cette mutation structurelle.

## References :

- (1). Abbas, K. (2025). Management accounting and artificial intelligence: A comprehensive literature review and recommendations for future research. *The British Accounting Review*, 101551. <https://doi.org/10.1016/J.BAR.2025.101551>
- (2). Abdullah, N. H. N., Sanusi, S., & Savitri, E. (2022). The Role and Implications of Big Data on Strategic Management Accounting Practices: A Case Study in a Malaysian Manufacturing Company. *Management and Accounting Review*, 21(1), 41–60. <https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-85128299871&partnerID=40&md5=ab9577c8452ef2ca3873e39001d1f1a9>
- (3). AlAnsari, A., Alqadhi, B., Aljawder, A., & Wadi, R. A. (2022). Management Accounting in the Digital Era: Literature Review. *Lecture Notes in Networks and Systems*, 423, 512–521. [https://doi.org/10.1007/978-3-030-93464-4\\_50](https://doi.org/10.1007/978-3-030-93464-4_50)
- (4). Almulla, D., Abbas, M., Al-Alawi, A., & Alkooheji, L. (2024). Process and Impact Evaluation of Artificial Intelligence in Managerial Accounting: A Systematic Literature Review. *International Journal of Computing and Digital Systems*, 15, 2142–2210.
- (5). Amirgaliyeva, A., Kaliyeva, Y., Kadyrova, K., Nurpeisova, N., Bolshekbayeva, K., & Beisekova, P. (2025). Identifying areas for improving management accounting tools in the food industry. *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*, 1, 27–34. <https://doi.org/10.15587/1729-4061.2025.322429>
- (6). Andreassen, R.-I. (2020). Digital technology and changing roles: a management accountant's dream or nightmare? *Journal of Management Control*, 31(3), 209–238. <https://doi.org/10.1007/s00187-020-00303-2>
- (7). Appelbaum, D., Kogan, A., Vasarhelyi, M., & Yan, Z. (2017). Impact of business analytics and enterprise systems on managerial accounting. *International Journal of Accounting Information Systems*, 25, 29–44. <https://doi.org/10.1016/J.ACCINF.2017.03.003>
- (8). Awad, F. H., & Hamad, M. M. (2023). Big Data Clustering Techniques Challenged and Perspectives. *Informatica*, 47(6).
- (9). BELHAJ, Y. (2023). Du Big data et de l'intelligence artificielle vers le Big contrôle de gestion. *International Journal of Accounting, Finance, Auditing, Management and Economics*, 4(5–2), 311–342.
- (10). Bencherki, N. (2017). *Actor–Network Theory*. <https://doi.org/10.1002/9781118955567.wbieoc002>
- (11). Bevilacqua, S., Masárová, J., Perotti, F. A., & Ferraris, A. (2025). Enhancing top managers' leadership with artificial intelligence: insights from a systematic literature review. *Review of Managerial Science*, 1–37.
- (12). Bhimani, A. (2020). Digital data and management accounting: why we need to rethink research methods. *JOURNAL OF MANAGEMENT CONTROL*, 31(1), 9–23. <https://doi.org/10.1007/s00187-020-00295-z>
- (13). Bose, S., Dey, S. K., & Bhattacharjee, S. (2023). Big data, data analytics and artificial intelligence in accounting: An overview. *Handbook of Big Data Research Methods*, 32–51.
- (14). Carlos, K. M., Hamza, E. K., Yassine, H., Driss, H., & Zahra, H. (2024). The Use of New Technologies in Management Control Systems and their Impact on Managerial

- Innovation. *Pakistan Journal of Life and Social Sciences*, 22(2), 1905–1912. <https://doi.org/10.57239/PJLSS-2024-22.2.00133>
- (15). Cavélius, F., Endenich, C., & Zicari, A. (2020). Back to basics or ready for take-off? The tensions on the role of management controllers in the digital age. *Comptabilité Contrôle Audit*, 26(2), 89–123. <https://doi.org/10.3917/cca.262.0089>
  - (16). Chatterjee, S., Chaudhuri, R., Gupta, S., Sivarajah, U., & Bag, S. (2023). Assessing the impact of big data analytics on decision-making processes, forecasting, and performance of a firm. *Technological Forecasting and Social Change*, 196, 122824. <https://doi.org/10.1016/J.TECHFORE.2023.122824>
  - (17). Chawla, N., Japkowicz, N., & Kolcz, A. (2004). Editorial: Special Issue on Learning from Imbalanced Data Sets. *SIGKDD Explorations*, 6, 1–6. <https://doi.org/10.1145/1007730.1007733>
  - (18). Chebbi, I., Boulila, W., & Farah, I. R. (2015). Big data: Concepts, challenges and applications. *Computational Collective Intelligence: 7th International Conference, ICCCI 2015, Madrid, Spain, September 21-23, 2015, Proceedings, Part II*, 638–647.
  - (19). Chen, S., Zhu, J., & Chen, S. (2022). Water Resource Accounting Modeling and Analysis Adapting to the Development of Market Economy under the Sustainable Development Strategy of Big Data. *Journal of Sensors*, 2022. <https://doi.org/10.1155/2022/4384870>
  - (20). Daniri, M. A., Wahyudi, S., & Pangestuti, I. D. (2023). The effects of big data analytics, digital learning orientation on the innovative work behavior. *International Journal of Data and Network Science*, 7(2), 901–910. <https://doi.org/10.5267/j.ijdns.2022.12.021>
  - (21). Daskalova, M., & Ivanova, D. (2019). How big data affect management control systems. *International Conference on Creative Business for Smart and Sustainable Growth, CreBUS 2019*. <https://doi.org/10.1109/CREBUS.2019.8840094>
  - (22). Daskalova, M., & Ivanova, D. (2021). Interaction between management control systems and big data analytics: A conceptual framework. *AIP Conference Proceedings*, 2333. <https://doi.org/10.1063/5.0042254>
  - (23). Davenport, A., Gardner, C., & Delaney, M. (2009). The effect of dialysis modality on phosphate control: Haemodialysis compared to haemodiafiltration. The Pan Thames Renal Audit. *Nephrology, Dialysis, Transplantation: Official Publication of the European Dialysis and Transplant Association - European Renal Association*, 25, 897–901. <https://doi.org/10.1093/ndt/gfp560>
  - (24). Davis, J. H., Schoorman, F. D., & Donaldson, L. (1997). Toward a Stewardship Theory of Management. *The Academy of Management Review*, 22(1), 20–47. <https://doi.org/10.2307/259223>
  - (25). Dehbi, S., Lamrani, H. C., Belgnaoui, T., & Lafou, T. (2022). Big Data Analytics and Management control. *Procedia Computer Science*, 203, 438–443. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2022.07.058>
  - (26). Elnakeeb, S., & Elawadly, H. (2025). Automation and artificial intelligence in accounting: a comprehensive bibliometric analysis and future trends. *Journal of Financial Reporting and Accounting*. <https://doi.org/10.1108/JFRA-09-2024-0639>
  - (27). Emmer, F., & Holešinská, A. (2019). Big Data: a Source of Mobility Behaviour and a Strategic Tool for Destination Management. *Czech Journal of Tourism*, 8, 85–102. <https://doi.org/10.2478/cjot-2019-0006>

- (28). Franke, F., & Hiebl, M. R. W. (2023). Big data and decision quality: the role of management accountants' data analytics skills. *International Journal of Accounting and Information Management*, 31(1), 93–127. <https://doi.org/10.1108/IJAIM-12-2021-0246>
- (29). Freeman, R. E. (2010). *Strategic Management: A Stakeholder Approach*. Cambridge University Press. [https://books.google.co.ma/books?id=NpmA\\_qEiOpkC](https://books.google.co.ma/books?id=NpmA_qEiOpkC)
- (30). Garawit, S., & el Gnaoui, L. (2023). L'impact de la nouvelle technologie sur les mécanismes de gouvernance de l'entreprise face à la qualité de l'information financière : Étude exploratoire dans le contexte marocain. *International Journal of Economic Studies and Management (IJESM)*. <https://doi.org/10.5281/zenodo.8196097>
- (31). Goyal, D., Goyal, R., Rekha, G., Malik, S., & Tyagi, A. (2020). *Emerging Trends and Challenges in Data Science and Big Data Analytics*. <https://doi.org/10.1109/ic-ETITE47903.2020.316>
- (32). Granlund, M., & Lukka, K. (1998). Towards increasing business orientation: Finnish management accountants in a changing cultural context. *Management Accounting Research*, 9(2), 185–211. <https://doi.org/10.1006/MARE.1998.0076>
- (33). Gunasekaran, A., Kumar Tiwari, M., Dubey, R., & Fosso Wamba, S. (2016). Big data and predictive analytics applications in supply chain management. *Computers & Industrial Engineering*, 101, 525–527. <https://doi.org/10.1016/J.CIE.2016.10.020>
- (34). Hang, W. (2020). Research on Object-oriented Management Accounting Dynamic Budget Management based on Big Data. *Journal of Physics: Conference Series*, 1574(1). <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1574/1/012021>
- (35). Hartmann, B., Reuter, C., & Strauss, E. (2023). Controlling big data? Unfolding the organisational quest for IT-enabled competitive advantage. *Scandinavian Journal of Management*, 39(3), 101282. <https://doi.org/10.1016/J.SCAMAN.2023.101282>
- (36). He, L. (2020). Review and prospect of china management accounting in the information age. *Journal of Physics: Conference Series*, 1607(1). <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1607/1/012125>
- (37). Heinzlmann, R. (2018). Occupational identities of management accountants: the role of the IT system. *Journal of Applied Accounting Research*, 19(4), 465–482. <https://doi.org/10.1108/JAAR-05-2017-0059>
- (38). HIRA, F. A., RASID, S. Z. A., HARYMAWAN, I., & Moshiul, A. (2025). The Impact of Information Technology on The Management Accounting Profession. *Quality - Access to Success*, 26(207), 240–257. <https://doi.org/10.47750/QAS/26.207.26>
- (39). Jääskeläinen, A., & Hirn, J. (2016). Data-Driven Business Integration in Procurement: A Case Study in an ICT Company. *PROCEEDINGS OF THE 13TH INTERNATIONAL CONFERENCE ON INTELLECTUAL CAPITAL KNOWLEDGE MANAGEMENT & ORGANISATIONAL LEARNING (ICICKM 2016)*, 128–135.
- (40). Jensen, M. C., & Meckling, W. H. (1976). Theory of the firm: Managerial behavior, agency costs and ownership structure. *Journal of Financial Economics*, 3(4), 305–360. [https://doi.org/10.1016/0304-405X\(76\)90026-X](https://doi.org/10.1016/0304-405X(76)90026-X)
- (41). Kaplan, R. S., & Norton, D. P. (2007). *L'alignement stratégique: créer des synergies par le tableau de bord prospectif*. Editions d'Organisation. <https://books.google.co.ma/books?id=VRN-PQAACAAJ>
- (42). Kefi, M. K. (2020). Digital labour Platform of management control, and organisational change: French SMEs and VSEs. *Revue Management & Innovation*, 20(1), 77–100.

- (43). Korhonen, T., Selos, E., Laine, T., & Suomala, P. (2020). Exploring the programmability of management accounting work for increasing automation: an interventionist case study. *Accounting, Auditing & Accountability Journal*, 34(2), 253–280. <https://doi.org/10.1108/AAAJ-12-2016-2809>
- (44). Laney, D. (2001, February 6). 3D Data Management: Controlling Data Volume, Velocity, and Variety. *Application Delivery Strategies by META Group Inc*, 949. <http://blogs.gartner.com/doug-laney/files/2012/01/ad949-3D-Data-Management-Controlling-Data-Volume-Velocity-and-Variety.pdf>
- (45). Li, X. (2019). Research on Management Uncertainty Solution Based on Environmental Change by big data Technology. *Journal of Physics: Conference Series*, 1345(2). <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1345/2/022063>
- (46). Lu, J., Cairns, L., & Smith, L. (2020). Data science in the business environment: customer analytics case studies in SMEs. *Journal of Modelling in Management*, 16(2), 689–713. <https://doi.org/10.1108/JM2-11-2019-0274>
- (47). Marques, S., Gonçalves, R., da Costa, R. L., Pereira, L. F., & Dias, A. L. (2023). The Impact of Intelligent Systems on Management Accounting. *International Journal of Intelligent Information Technologies*, 19(1). <https://doi.org/10.4018/IJIT.324601>
- (48). Mišić, V. V., & Perakis, G. (2020). Data analytics in operations management: A review. *Manufacturing & Service Operations Management*, 22(1), 158–169.
- (49). Monod, E., Lissillour, R., Meythaler, A., & Qi, J. (2022). Does AI control or support? Power shifts after AI system implementation in customer relationship management. *Journal of Decision Systems*, 32. <https://doi.org/10.1080/12460125.2022.2066051>
- (50). Neiroukh, N., & Caglar, D. (2025). Information Systems Quality and Corporate Sustainability: Unpacking the Interplay of Financial Reporting, Artificial Intelligence, and Green Corporate Governance. *Systems*, 13, 537. <https://doi.org/10.3390/systems13070537>
- (51). Nelson, R. R., & Winter, S. G. (1985). *An Evolutionary Theory of Economic Change*. Harvard University Press. [https://books.google.co.ma/books?id=6Kx7s\\_HXxrkC](https://books.google.co.ma/books?id=6Kx7s_HXxrkC)
- (52). Nguyen, T. T. H., & Tran, N. H. (2024). Strategic management accounting implementation: how the role of big data. *Electronic Journal of Applied Statistical Analysis*, 17(1), 51–68. <https://doi.org/10.1285/i20705948v17n1p51>
- (53). Nielsen, S. (2018). Reflections on the applicability of business analytics for management accounting – and future perspectives for the accountant. *Journal of Accounting & Organizational Change*, 14, 0. <https://doi.org/10.1108/JAOC-11-2014-0056>
- (54). Oesterreich, T., & Teuteberg, F. (2019). The role of business analytics in the controllers and management accountants' competence profiles: An exploratory study on individual-level data. *Journal of Accounting & Organizational Change*. <https://doi.org/10.1108/JAOC-10-2018-0097>
- (55). Pérez, L. F.-R., & Blasco, Á. R. (2022). A Data Science Approach to Cost Estimation Decision Making - Big Data and Machine Learning. *Revista de Contabilidad-Spanish Accounting Review*, 25(1), 45–57. <https://doi.org/10.6018/RCSAR.401331>
- (56). Philander, K., & Zhong, Y. Y. (2016). Twitter sentiment analysis: Capturing sentiment from integrated resort tweets. *International Journal of Hospitality Management*, 55, 16–24. <https://doi.org/10.1016/J.IJHM.2016.02.001>
- (57). Pilipczuk, O. (2020). Toward cognitive management accounting. *Sustainability (Switzerland)*, 12(12). <https://doi.org/10.3390/su12125108>

- (58). Ping, W. (2020). Data mining and XBRL integration in management accounting information based on artificial intelligence. *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, 40, 1–12. <https://doi.org/10.3233/JIFS-189509>
- (59). Rautiainen, A., Scapens, R. W., Järvenpää, M., Auvinen, T., & Sajasalo, P. (2024). Towards fluid role identity of management accountants: A case study of a Finnish bank. *BRITISH ACCOUNTING REVIEW*, 56(4). <https://doi.org/10.1016/j.bar.2024.101341>
- (60). Rawdhan, A. A. R., & Kaliappen, N. (2024). STRATEGIC MANAGEMENT ACCOUNTING IN AUSTRALIAN MANUFACTURING FIRMS - A STUDY OF TOOLS AND TECHNIQUES FOR EFFICIENCY IMPROVEMENT IN THE CURRENT FOURTH INDUSTRIAL REVOLUTION CONTEXT. *International Journal for Quality Research*, 18(3), 699–714. <https://doi.org/10.24874/IJQR18.03-04>
- (61). Rikhardsson, P., & Yigitbasioglu, O. (2018). Business intelligence & analytics in management accounting research: Status and future focus. *International Journal of Accounting Information Systems*, 29, 37–58. <https://doi.org/10.1016/J.ACCINF.2018.03.001>
- (62). Sundström, A. (2024). AI in management control: Emergent forms, practices, and infrastructures. *Critical Perspectives on Accounting*, 99, 102701. <https://doi.org/10.1016/J.CPA.2023.102701>
- (63). Tiitola, V., Jalonen, T., Rantanen-Flores, M., Korhonen, T., Ruusuvaori, J., & Laine, T. (2024). Discourse analysis on sustaining the maieutic role “when management accounting goes digital.” *Qualitative Research in Accounting & Management*, 21. <https://doi.org/10.1108/QRAM-11-2022-0198>
- (64). Vitale, G., Cupertino, S., & Riccaboni, A. (2020). Big data and management control systems change: the case of an agricultural SME. *Journal of Management Control*, 31(1), 123–152. <https://doi.org/10.1007/s00187-020-00298-w>
- (65). Wang, F. Z., & Song, Y. Q. (2016). The Influence of the New Generation of Information Technology on Management Accounting Reform. *PROCEEDINGS OF THE 2016 INTERNATIONAL SEMINAR ON EDUCATION INNOVATION AND ECONOMIC MANAGEMENT (SEIEM 2016)*, 75, 404–407.
- (66). Wang, G., Gunasekaran, A., Ngai, E. W. T., & Papadopoulos, T. (2016). Big data analytics in logistics and supply chain management: Certain investigations for research and applications. *International Journal of Production Economics*, 176, 98–110. <https://doi.org/10.1016/J.IJPE.2016.03.014>
- (67). Witten, I. H., Frank, E., & Hall, M. A. (2011). *Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques*. Morgan Kaufmann. <https://books.google.co.ma/books?id=bDtLM8CODsQC>
- (68). Yu, S. C., Choi, W. W., Shin, D. Bin, & Ahn, J. W. (2014). A study on concept and services framework of geo-spatial big data. *Spatial Information Research*, 22(6), 13–21.
- (69). Zhu, D. (2020). Research on the Transformation from Financial Accounting to Management Accounting in the Age of Artificial Intelligence. *Probe - Accounting, Auditing and Taxation*, 2, 42. <https://doi.org/10.18686/aat.v2i2.1335>

### ANNEXE : Le score des articles évalués

| TITRE DE L'ARTICLE                                                                                                                                                                 | SCORE TOTALE |
|------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|--------------|
| Toward Cognitive Management Accounting                                                                                                                                             | 16           |
| The role of business analytics in the controllers and management accountants' competence profiles: An exploratory study on individual-level data                                   | 16           |
| Big data and decision quality: The role of management accountants' data analytics skills                                                                                           | 16           |
| Business intelligence & analytics in management accounting research: Status and future focus                                                                                       | 16           |
| Data mining and XBRL integration in management accounting information based on artificial intelligence                                                                             | 16           |
| Exploring the programmability of management accounting work for increasing automation: an interventionist case study                                                               | 16           |
| Identifying areas for improving management accounting tools in the food industry                                                                                                   | 16           |
| Information Systems Quality and Corporate Sustainability: Unpacking the Interplay of Financial Reporting, Artificial Intelligence, and Green Corporate Governance                  | 16           |
| Automation and artificial intelligence in accounting: a comprehensive bibliometric analysis and future trends                                                                      | 17           |
| Controlling big data? Unfolding the organisational quest for IT-enabled competitive advantage                                                                                      | 17           |
| Discourse analysis on sustaining the maieutic role "when management accounting goes digital                                                                                        | 17           |
| Does AI control or support? Power shifts after AI system implementation in customer relationship management                                                                        | 17           |
| Occupational identities of management accountants: The role of the IT system                                                                                                       | 17           |
| Strategic management accounting implementation: how the role of big data                                                                                                           | 17           |
| Strategic Management Accounting in Australian Manufacturing Firms - A Study of Tools and Techniques for Efficiency Improvement in the Current Fourth Industrial Revolution Context | 17           |
| The Impact of Intelligent Systems on Management Accounting                                                                                                                         | 17           |
| A Data Science Approach to Cost Estimation Decision Making - Big Data and Machine Learning                                                                                         | 18           |
| Big data and management control systems change: the case of an agricultural SME                                                                                                    | 18           |
| The Role and Implications of Big Data on Strategic Management Accounting Practices: A Case Study in a Malaysian Manufacturing Company                                              | 18           |
| The Use of New Technologies in Management Control Systems and their Impact on Managerial Innovation                                                                                | 18           |
| AI in Management Control: Emergent Forms, Practices, and Infrastructures                                                                                                           | 19           |
| Digital technology and changing roles: a management accountant's dream or nightmare?                                                                                               | 19           |
| Management accounting and artificial intelligence: A comprehensive literature review and recommendations for future research                                                       | 19           |
| Process and Impact Evaluation of Artificial Intelligence in Managerial Accounting: A Systematic Literature Review                                                                  | 19           |
| Reflections on the applicability of business analytics for management accounting – and future perspectives for the accountant                                                      | 19           |
| The Impact of Information Technology on The Management Accounting Profession                                                                                                       | 19           |
| Back to basics or ready for take-off? The tensions on the role of management controllers in the digital age                                                                        | 20           |
| Towards fluid role identity of management accountants: A case study of a Finnish bank                                                                                              | 20           |