

# La transformation du contrôle de gestion à l'ère de l'intelligence artificielle : une analyse factorielle exploratoire des déterminants organisationnels

## The Transformation of Management Control in the Era of Artificial Intelligence: An Exploratory Factor Analysis of Organizational Determinants

**Nada RHERIB, (Maître de conférences)**

*EMAA Business School Agadir, Maroc*

**Mohamed Charif EL HARRANE, (Maître de conférences)**

*EMAA Business School, Agadir, Maroc*

**Soukaina JOUAD, (Maître de conférences)**

*Ecole Nationale de Commerce et de Gestion (ENCG) de Dakhla*

*Université Ibn Zohr d'Agadir, Maroc*

|                                     |                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                     |
|-------------------------------------|---------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| <b>Adresse de correspondance :</b>  | École de management et d'administration des affaires (EMAA Business School), 105 Avenue Hassan 1er, Agadir, Maroc.                                                                                                                                                                                                                                                                                                  |
| <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>Conflit d'intérêts :</b>         | Les auteurs ne signalent aucun conflit d'intérêts.                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                  |
| <b>Citer cet article</b>            | RHERIB, N., EL HARRANE, M. C., & JOUAD, S. (2026). La transformation du contrôle de gestion à l'ère de l'intelligence artificielle : une analyse factorielle exploratoire des déterminants organisationnels. <i>International Journal of Accounting, Finance, Auditing, Management and Economics</i> , 7(4), 559–578. <a href="https://doi.org/10.5281/zenodo.19444471">https://doi.org/10.5281/zenodo.19444471</a> |
| <b>Licence</b>                      | <b>Cet article est publié en open Access sous licence<br/>CC BY-NC-ND</b>                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                           |

*Received: 09/03/2026*

*Accepted: 11/04/2026*

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

**ISSN: 2658-8455**

**Volume 7, Issue 04 (2026)**

## **La transformation du contrôle de gestion à l'ère de l'intelligence artificielle: une analyse factorielle exploratoire des déterminants organisationnels**

### **Résumé**

La manière dont le contrôle de gestion évolue sous l'effet de la prise en compte de l'intelligence artificielle apparaît comme une réalité émergente encore insuffisamment investie empiriquement. La littérature montre bien le l'évolution des rôles des contrôleurs de gestion sous l'impulsion des technologies numériques, elle demeurerait plus avare d'explications concernant les déterminants de la transformation tant organisationnels qu'humains ou technologiques.

Partant de ce constat, la présente recherche se propose de pallier ce déficit en cherchant à identifier les principaux déterminants de la transformation que constitue pour le contrôle de gestion l'intégration de l'intelligence artificielle. Pour ce faire, une analyse factorielle exploratoire a été mise en œuvre à partir des données collectées auprès de 220 professionnels exerçant dans les fonctions de contrôle de gestion et/ou de pilotage de la performance. Quatre déterminants majeurs émergent de cette transformation que sont la qualité des données, les compétences digitales, le soutien managérial et l'usage de l'intelligence artificielle contribuant significativement à faire évoluer des pratiques de contrôle de gestion plutôt analytiques, prédictives et davantage stratégiques.

En théorie, cette étude enrichit la littérature en formalisant empiriquement les déterminants de la transformation du contrôle de gestion à l'ère de l'intelligence artificielle. En pratique, elle révèle des leviers concrets d'actions à savoir investir dans la gouvernance des données, développer les compétences analytiques des contrôleurs, et renforcer l'implication du management dans le cadre des projets d'intégration de l'intelligence artificielle.

**Mots-clés :** intelligence artificielle, contrôle de gestion, transformation digitale, pilotage de la performance, analyse factorielle exploratoire.

**JEL Classification :** M41, M15, O33, M40

**Type du papier :** Recherche empirique

### **Abstract**

Artificial Intelligence (AI) has fundamentally transformed business and industry in many ways, one of which appears to be the Management Control System (MCS). While the evolving role of management controllers as a result of digital technologies has been researched extensively prior, the specific organizational, technological and human drivers behind this transformation remain scarce. This research addresses the void by identifying the key elements that drive MCS transformation resulting from AI integration. Authors conducted exploratory factor analysis (EFA) on a sample of 220 respondents working within the fields of management control and performance management to delineate the major determinants of MCS in AI.

Four primary drivers of MCS transformation were identified as data quality, digital skills, managerial support and the use of AI. Each of these drivers has been confirmed as fundamental to MCS's evolution from traditional to more analytical, predictive and strategic focus. This research contributes to theoretical literature by providing an empirical map of the organizational implications of AI on MCS transformation. From a practitioner perspective, this study offers concrete prescriptions regarding governance and data quality, developing analytical capabilities, and enhancing management support for AI-based initiatives.

**Keywords:** artificial intelligence, management control, digital transformation, performance management, exploratory factor analysis.

**Classification JEL:** M41, M15, O33, M40

**Paper type:** Empirical Research

## 1. Introduction

Les modifications technologiques puissantes devenues possibles grâce à la transformation digitale des organisations ont bouleversé les pratiques de contrôle de gestion et les systèmes d'aide à la décision des entreprises. Depuis plusieurs décennies, l'intégration des Systèmes d'Information de gestion tels que les ERP (Enterprise Resource Planning), les outils de BI (Business Intelligence) et les solutions d'analytique avancée a permis d'améliorer la qualité de l'information, la rapidité de reporting, ainsi que le suivi de la performance des organisations. Ainsi, le contrôle de gestion a progressivement évolué vers l'intégration d'outils technologiques de plus en plus performants au service d'une gestion plus efficace du pilotage organisationnel. Plus récemment, la montée en puissance de l'intelligence artificielle, notamment de l'intelligence artificielle générative, ouvre une page supplémentaire de cette histoire technologique. En effet, selon les définitions classiques, les technologies d'aide à la décision se cantonnent souvent à l'analyse descriptive ou diagnostique des données, alors que l'intelligence artificielle générative permet, à partir de grands volumes de données, d'interpréter, de simuler ou de formuler des recommandations, générant de nouvelles opportunités pour les fonctions de gestion, au service d'une meilleure aide à la décision et d'une meilleure prévention de risques liés à la performance.

Dans le domaine du contrôle de gestion, les transformations technologiques en cours interrogent directement les missions, les compétences et la valeur ajoutée du contrôleur de gestion dans les organisations. De nombreux travaux ont déjà mis en exergue une évolution graduelle des rôles joués par le contrôleur de gestion, vers une fonction plus orientée vers l'accompagnement de la décision et le soutien stratégique. En lien avec les managers (Burns & Baldvinsdottir, 2005 ; Granlund & Lukka, 1998 ; Merchant & Van der Stede, 2017). Toutefois, la venue de technologies d'intelligence artificielle générative pourrait initialiser et approfondir ces mutations, en procédant à l'automatisation d'une série de tâches techniques tout en rehaussant les volets analytiques et cognitifs du contrôle de gestion.

Même si l'intégration progressive des technologies d'IA dans les fonctions de gestion suscite un intérêt croissant, les contributions empiriques portant sur le contrôle de gestion, en tant que domaine d'investissement pour les technologies de l'IA, restent limitées et dispersées. La littérature existante s'est focalisée sur des approches conceptuelles ou sur l'analyse sectorielle d'études de cas et a notamment mis en évidence l'évolution attendue des rôles du contrôleur de gestion (Bhimani et Willcocks, 2014 ; Granlund, 2011 ; Jarrahi, 2018 ; Raisch et Krakowski, 2021). Mais ces travaux n'identifient pas de façon structurée les déterminants organisationnels, technologiques et humains permettant d'expliquer institutionnellement la transformation du contrôle de gestion à l'ère de l'intelligence artificielle. En particulier, les analyses quantitatives fondées sur les perceptions déclarées des praticiens pour faire ressortir des dimensions latentes restent encore peu travaillées dans la littérature.

Plusieurs études récentes ont permis d'identifier des effets de l'intelligence artificielle sur la pratique du contrôle de gestion, notamment dans l'automatisation des tâches, le renforcement des capacités analytiques ou la prise de décision (Bhimani & Willcocks, 2014 ; Jarrahi, 2018 ; Raisch & Krakowski, 2021). Dans cette perspective, certains travaux récents sont allés jusqu'à promouvoir l'idée d'un contrôleur de gestion « augmenté » capable de marier capacités humaines et outils analytiques avancés. Cependant la plupart de ces travaux sont davantage conceptuels et nécessiteraient d'être prolongés par des études empiriques.

Cette évolution conduit à repositionner le contrôle de gestion vers des activités à plus forte valeur ajoutée (basse sensibilité au lieu d'amortir la tension, mais de se concentrer sur l'analyse stratégique, l'interprétation des données et l'accompagnement au processus décisionnel). Pourtant, si les travaux de Rherib, El Harrane et Jouad apportent une compréhension conceptuelle autour de cette transformation, pas encore suffisamment d'aspects empiriques ont

été explorés dans la littérature. Dans ce cadre, peu d'études se sont préoccupées d'identifier les différentes dimensions organisationnelles, technologiques et professionnelles impliquées dans l'intégration de l'intelligence artificielle dans les pratiques de contrôle de gestion.

Dans ce contexte, la présente recherche se propose de combler cette lacune en contribuant à une analyse empirique des dimensions de la transformation du contrôle de gestion liée à l'intégration de l'intelligence artificielle dans les organisations. Plus particulièrement, l'objectif de l'article est d'identifier les dimensions latentes de cette transformation au moyen d'une analyse factorielle exploratoire (AFE) réalisée sur un terrain d'enquête constitué de données recueillies auprès de professionnels impliqués dans les fonctions de contrôle de gestion et de pilotage de la performance.

Pour structurer l'analyse de cette transformation, cette étude fait appel à une approche théorique qui croise le modèle TOE avec les modèles d'acceptation technologique ; le Technology Acceptance Model (TAM), le modèle TOE étant celui d'une analyse des déterminants de l'adoption des technologies à partir de trois dimensions majeures : technologique, organisationnelle et environnementale, le TAM étant quant à lui un modèle qui permet de mettre en lumière les perceptions individuelles et les compétences des différents acteurs pour le processus d'appropriation des outils numériques. Dans ce cadre, la transformation du contrôle de gestion est appréhendée comme un processus multidimensionnel résultant de l'interaction entre l'usage et appropriation des outils numériques d'intelligence artificielle (dimension technologique), les spécificités organisationnelles comme le soutien managérial apporté et la qualité des données, ainsi que les compétences digitales des acteurs.

Ainsi, la question de recherche qui guide cette étude peut être formulée comme suit :

Quels sont les déterminants organisationnels, technologiques et humains de la transformation du contrôle de gestion sous l'effet de l'intégration de l'intelligence artificielle ?

Sur cette base, cette recherche propose d'explorer les relations suivantes :

- Le rôle de l'usage de l'intelligence artificielle dans la transformation des pratiques de contrôle de gestion ;
- L'influence de la qualité des données sur l'efficacité des systèmes de pilotage ;
- L'impact des compétences digitales sur l'appropriation des outils analytiques ;
- L'effet du soutien managérial dans l'accompagnement de cette transformation.

Afin de répondre à cette question, cet article s'inscrit dans une démarche quantitative exploratoire fondée sur l'analyse factorielle exploratoire, permettant d'identifier les structures sous-jacentes des pratiques et des perceptions associées à l'utilisation de l'intelligence artificielle dans le contrôle de gestion.

L'article s'articule autour de quatre parties. La première présente la revue de littérature relative à l'intelligence artificielle et à l'évolution du contrôle de gestion. La deuxième partie donne les éléments de la méthodologie de recherche et du dispositif empirique mobilisé. La troisième partie présente les résultats de l'analyse factorielle exploratoire. Enfin, la dernière partie discute des résultats obtenus et des implications théoriques et managériales de cette étude.

Cette recherche présente une double contribution. Sur le terrain théorique, elle fournit une structuration empirique des déterminants de la transformation du contrôle de gestion à l'ère de l'IA, en mobilisant une approche factorielle exploratoire. Sur le plan méthodologique, elle complète les travaux existants par une validation empirique permettant d'explorer les perceptions des professionnels du contrôle de gestion. Enfin, sur le plan managérial, sont identifiés des leviers d'action permettant aux organisations de réussir l'introduction de technologies d'IA dans leurs systèmes de pilotage.

## **2. Revue de littérature**

Pour structurer la présente revue de littérature, cet article s'inscrit dans un cadre théorique intégrateur mobilisant d'une part le modèle TOE (Technology-Organization-Environment),

d'autre part la Resource Based View (RBV), et enfin les modèles d'acceptation technologique (TAM).

Le modèle TOE permet d'étudier l'adoption des technologies suivant trois dimensions : technologique (caractéristiques propres de la technologie), organisationnelle (caractéristiques de l'organisation) et environnementale (caractéristiques de l'environnement). Quant à la RBV, elle met en avant les ressources et compétences présentes dans l'entreprise et leur rôle dans la création de valeur. Dans le cadre de cette étude, les ressources identifiées sont les compétences analytiques et digitales. Concernant le modèle TAM, il soulève quant à lui la question des perceptions de la technologie et de son appropriation par les utilisateurs.

Dans ce cadre d'analyse, la transformation du contrôle de gestion est interprétée comme résultant de l'articulation de facteurs technologiques (usage de l'IA), organisationnels (qualité des données, soutien managérial) et humains (compétences digitales).

## **2.1. Digitalisation et évolution du contrôle de gestion**

Au cours des dernières décennies, la fonction du contrôle de gestion a été profondément transformée par le développement des technologies de l'information et des systèmes d'aide à la décision. L'intégration des progiciels de gestion intégrés (ERP), des outils de Business Intelligence et des solutions d'analytique avancée a changé les modalités de production, d'analyse et de diffusion de l'information de gestion au sein des organisations. Ces technologies ont permis d'améliorer la fiabilité des données, la rapidité du reporting et la capacité des organisations à suivre leur performance dans un environnement de plus en plus complexe.

Un certain nombre de travaux ont ainsi mis en avant le rôle central joué par les systèmes d'information dans l'évolution des pratiques de contrôle de gestion. Granlund (2011) montre notamment que la digitalisation des systèmes d'information transforme les outils de pilotage et fait évoluer les processus décisionnels en « rendant l'information disponible » et en « facilitant la recherche graphique d'indicateurs et la qualité des analyses produites ». De même, Bhimani et Willcocks (2014) mettent l'accent sur la façon dont l'exploitation des données massives et des technologies analytiques ouvre de nouvelles possibilités pour le pilotage de la performance et la prise de décision managériale.

Les contributions de Robert S. Kaplan et David P. Norton (2001) rappellent que les systèmes de pilotage de la performance doivent être alignés à la stratégie, ce qui demeure pleinement d'actualité dans un contexte d'intégration de l'intelligence artificielle.

Dans une perspective critique, Quattrone (2016) précise que la digitalisation est avant tout une reconfiguration des modes de représentation et de décision des organisations et non qu'une transformation technique de la comptabilité autonome du champ du pouvoir décisionnel des entreprises. Pour Appelbaum et al. (2017), l'analytique d'entreprise serait au cœur de la réinvention de la comptabilité de gestion vers des pratiques plus prédictives et stratégiques.

Plus récemment, plusieurs auteurs sont revenus sur l'influence de l'IA sur les systèmes de contrôle de gestion, en particulier sur l'automatisation des processus, la fiabilisation des données et la redéfinition des rôles des contrôleurs (Moll & Yigitbasioglu, 2019 ; Sutton et al., 2023).

Face à cette situation, le contrôle de gestion semble quitter progressivement une fonction essentiellement tournée vers la production et la régulation de l'information financière pour un rôle plus largement analytique et stratégique. Cette évolution s'inscrit dans un changement plus large des systèmes de management qui cherche à accroître la capacité des organisations à anticiper l'évolution d'un environnement en constante mutation tout en améliorant la qualité de leurs décisions.

Dans une perspective plus large, les travaux de Michael Power (2007) soulignent l'essor de logiques d'incertitudes organisées dans les systèmes de gestion, aujourd'hui renforcées par le recours aux outils numériques.

## **2.2. Transformation du rôle du contrôleur de gestion**

L'essor de la production d'outils modernes fait apparaître progressivement un professionnel chargé d'assurer un rôle sempre plus déterminant au sein des organisations, ce qui n'est pas du tout le cas du contrôleur de gestion d'hier sur le terrain, qui représentait historiquement la figure du producteur et du garant de l'information financière (Anthony, 1965 ; Merchant & Van der Stede, 2017) dont les missions s'intéressaient notamment au suivi budgétaire, à l'analyse des écarts ou à la production des reportings fortement attendus par les Directions. D'autres travaux ont mis en évidence une évolution conjointe caractérisée par un accroissement de la complexité des organisations ou des enjeux concurrentiels ayant progressivement redéfini un rôle différent au contrôleur de gestion. Tout en mettant en avant les effets issus de l'évolution des technologies de l'information et de communication ou des pratiques de la gestion, Granlund & Lukka (1998) a ainsi montré qu'une certaine proximité dans les processus décisionnels et plus de latitude dans les interactions avec les managers opérationnels offraient la possibilité d'accéder à un statut différent pour le contrôleur de gestion, notamment au service du développement de la nouvelle qualité de l'information.

En dépit de cette évolution, de nombreuses recherches montrent que des contrôleurs de gestion continuent à mobiliser une part significative de leur temps à des tâches techniques de mise en forme, de traitement et de collecte des données ; c'est-à-dire que les tensions existent entre le rôle prescrit de contrôleur de gestion partenaire stratégique et la réalité de ces activités quotidiennes, encore largement marquées et par des activités opérationnelles dans les processus de production d'informations.

## **2.3. Intelligence artificielle et transformation des pratiques de gestion**

L'avènement de l'intelligence artificielle constitue, une nouvelle marche dans le développement des technologies mobilisées au sein des organisations. En rupture avec les outils d'analytique de type traditionnel, l'intelligence artificielle permet de traiter des volumes de données importants, d'identifier des patterns complexes, mais aussi de produire des analyses prédictives contribuant à la qualité des décisions managériales.

La recherche de Thomas H. Davenport et Rajeev Ronanki (2018) démontre que l'intégration de l'intelligence artificielle dans les organisations se construit logiquement sur des expérimentations et non sur des ruptures immédiates. Par ailleurs les réflexions de Luciano Floridi et al. (2018) sur les enjeux éthiques associés à l'usage de l'intelligence artificielle sont orientées autour des gouvernances et des responsabilités.

Le développement plus récent de l'intelligence artificielle générative ouvre une nouvelle classe d'outils à disposition des fonctions de gestion. Par ces nouvelles technologies, il n'est plus seulement question d'analyser des données, mais également de produire des synthèses, scénarios ou recommandations formulées en langage naturel et aisément interprétés par les utilisateurs. Jarrahi (2018) en obtenant qu'il ne faut pas appréhender l'intelligence artificielle comme une capacité alternative aux capacités humaines, mais bien comme un instrument d'augmentation des capacités cognitives des décideurs en organisations.

C'est dans cette approche que Raisch et Krakowski (2021) mettent en lumière le paradoxe automatisation-augmentation des capacités humaines à travers l'usage de l'intelligence artificielle en organisations. Si certaines tâches sont bien susceptibles d'être automatisées grâce aux technologies d'IA, ces dernières renforcent les capacités des individus à analyser des informations, interpréter les résultats plutôt que de les remplacer, voire soutenir les processus de prise de décision.

## **2.4. Intelligence artificielle générative et transformation du contrôle de gestion**

L'introduction de l'intelligence artificielle (IA), et plus récemment de l'intelligence artificielle générative, représente une rupture majeure dans les systèmes d'information de gestion et dans

les dispositifs de pilotage organisationnel. Les technologies analytiques classiques, qui privilégient l'analyse descriptive ou diagnostique des données, laissent place à l'IA capable d'exploiter de vastes volumes d'informations, d'identifier des configurations complexes et de produire des analyses prédictives, et peut-être prescriptives, de nature à améliorer la décision managériale.

Les travaux de David Appelbaum et al. (2017) mettent en évidence le rôle de l'analytique dans la transformation de la comptabilité de gestion. Kirsten Martin (2019) quant à lui souligne les implications éthiques liées à l'usage des données et des technologies d'intelligence artificielle dans les organisations.

Dans le champ du contrôle de gestion, ces évolutions technologiques dénotent un processus plus large de transformation des pratiques en cours depuis plusieurs décennies avec l'arrivée des systèmes ERP, des outils de Business Intelligence, et des solutions d'analytique avancée. Pourtant, l'IA, pour sa part, opère une rupture plus haute mesure. Elle ne se contente plus d'assister l'analyse, elle collabore à la production de connaissances et à la formulation de recommandations. Comme l'avance David Quattrone (2016), la digitalisation des systèmes comptables ne transforme pas seulement les outils, mais métamorphose les modes de représentation, de calcul et de décision au sein des organisations et vient ainsi redéfinir le rôle même des dispositifs de contrôle.

Dans ce cadre, plusieurs recherches montrent que l'IA participe à l'automatisation d'un certain nombre de tâches techniques historiquement mises au crédit du contrôle de gestion, comme la production de reportings, la consolidation des données ou un certain nombre d'analyses standards (Bhimani & Willcocks, 2014 ; Raisch & Krakowski, 2021) tout en participant au renforcement des capacités analytiques des organisations, notamment par la mise à disposition des données et le développement de modèles prédictifs plus sophistiqués. Les travaux de David Appelbaum et al. (2017) montrent ainsi que l'analytique d'entreprise transforme la comptabilité de gestion d'une fonction budgétaire à vocation essentiellement rétroactive en une fonction davantage tournée vers l'anticipation, la simulation et le soutien à la décision stratégique.

Ces transformations interviennent dans une logique qui trouve son fondement dans le modèle TOE (Technology-Organization-Environment) en ce sens que l'IA constitue un facteur technologique structurant modifiant les pratiques organisationnelles et les processus décisionnels auxquels elle consacre un rôle croissant. Simultanément, les approches développées dans le cadre Resource-Based View (RBV) rappellent que la valeur effectivement générée par ces technologies dépend des ressources internes mises à leur disposition, les deux principales étant la qualité des données et les compétences analytiques des acteurs. Enfin, les modèles d'acceptation technologique (TAM) mettent en évidence le rôle des perceptions et de la capacité des utilisateurs à s'approprier ces outils dans la réussite de leur intégration.

En revanche, au-delà des bénéfices escomptés, la littérature souligne également un certain nombre de limites et de tensions potentiellement liées à l'utilisation de l'intelligence artificielle dans les systèmes de contrôle de gestion. D'une part, la dépendance accrue aux technologies pose des questions de fiabilité et de gouvernance des données, prérequis indispensables au bon fonctionnement des outils analytiques d'ordinaire utilisés. D'autre part, la transformation des pratiques implique de nouvelles compétences, les contrôleurs de gestion étant désormais incités à développer des compétences analytiques, interprétatives et critiques plus poussées (Jarrahi, 2018). Enfin, certains travaux mettent en lumière les risques d'une automatisation excessive qui pourrait rendre obscure la compréhension des processus sous-jacents et/ou promouvoir au contraire une uniformité excessive des décisions.

Dans le cadre de ce contexte, plusieurs contributions récentes évoquent l'émergence d'un « contrôleur de gestion augmenté », qui matérialise la complémentarité entre les capacités analytiques des systèmes d'intelligence artificielle et le savoir-faire humain des contrôleurs de gestion. Cette figure hybride est l'expression d'une évolution du métier vers des modalités de

travail à plus forte valeur ajoutée, assignées à l'interprétation des chiffres, à l'accompagnement des décisions et au pilotage stratégique. Toutefois, si ces travaux ont le mérite d'éclairer les mutations en cours, il s'agit cependant dans l'ensemble d'approches conceptuelles, qui ne permettent pas d'établir de manière empirique les déterminants de cette transformation.

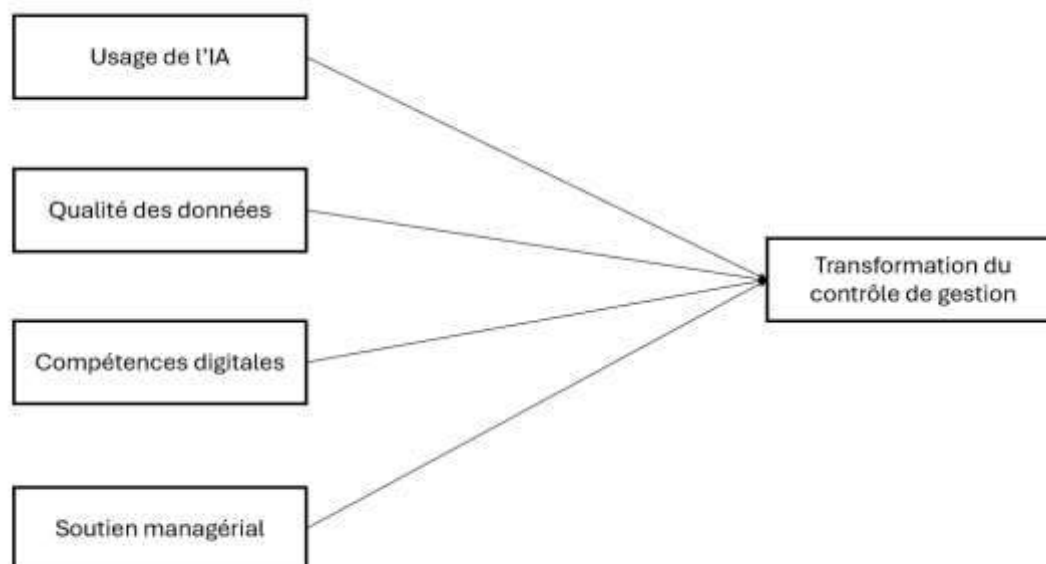
De ce fait, il s'agit de dépasser les approches descriptives, afin de proposer une analyse empirique capable de structurer les facteurs explicatifs de la transformation du contrôle de gestion à l'époque de l'intelligence artificielle. Dans ce sens, la recherche ici menée s'inscrit dans une démarche d'identification des dimensions latentes au travail, mobilisant une analyse factorielle exploratoire, à partir des perceptions des praticiens du contrôle de gestion.

Un modèle conceptuel est ensuite proposé, structurant les relations entre dimensions étudiées. Ce modèle considère que la transformation du contrôle de gestion est influencée par trois catégories de facteurs :

- Les facteurs technologiques (usage de l'intelligence artificielle) ;
- Les facteurs organisationnels (qualité des données, soutien managérial) ;
- Les facteurs humains (compétences digitales).

Les liens sont schématisés dans le modèle conceptuel ci-dessous.

*Figure 1: Modèle conceptuel*



*Source : Les Auteurs*

### 3. Méthodologie de la recherche

Dans le but d'identifier les dimensions qui sont reliées à la transformation du contrôle de gestion qui est amenée par l'intégration de l'intelligence artificielle dans les organisations, la recherche adopte donc une approche quantitative exploratoire, particulièrement utile lorsque l'objectif de l'étude est d'identifier les structures latentes sous-jacentes à un ensemble de variables observées.

C'est dans cette perspective que l'étude fait partie des travaux mobilisant une analyse factorielle exploratoire (AFE), méthode statistique la plus couramment utilisée dans le champ des sciences de gestion pour réduire un ensemble d'items en un moins grand nombre de facteurs, représentant les dimensions conceptuelles sous-jacentes (Hair et al., 2019). L'AFE aide ainsi à identifier les dimensions principales relatives aux perceptions des répondants sur le sujet de l'intégration de l'intelligence artificielle dans les pratiques de contrôle de gestion.

### 3.1. Instrument de mesure

Pour garantir la validité du contenu, les items du questionnaire ont été soumis à un jury d'experts composé d'enseignants-chercheurs en contrôle de gestion mais aussi de professionnels permettant d'évaluer la pertinence, la clarté et la représentativité de ces items par rapport aux construits. Un pré-test permettant de tester la compréhension des questions est ensuite réalisé auprès d'un échantillon limité de répondants pour identifier des ambiguïtés. Suite aux retours sur les questions posées, les modalités de réponse de certaines formulations ont été légèrement ajustées avant l'administration du questionnaire final.

La collecte des données pour cette recherche s'est effectuée via un questionnaire structuré comportant plusieurs items sur les perceptions des répondants de l'intégration de l'intelligence artificielle dans les pratiques de contrôle de gestion. Les items sollicités dans le questionnaire proviennent d'une élaboration à partir de la littérature en matière de transformation digitale du contrôle de gestion et d'impacts organisationnels de l'intelligence artificielle. Ainsi, les dimensions étudiées sont fondées sur le cadre conceptuel proposé par Rherib, El Harrane et Jouad, qui identifient plusieurs axes de transformations du contrôle de gestion, à travers l'importance de l'intégration de l'intelligence artificielle générative au sein de leurs travaux, notamment l'automatisation des tâches techniques, l'analyse interprétative ou plutôt encore le renforcement du rôle du contrôleur de gestion dans les processus décisionnels.

Le questionnaire comprend au total 22 items, répartis autour de plusieurs dimensions conceptuelles relatives à l'intégration de l'intelligence artificielle dans les pratiques de contrôle de gestion :

*Tableau 1: Mesure des construits et items du questionnaire*

| Construit                                   | Code item | Formulation de l'item                                                                                           | Source                                    |
|---------------------------------------------|-----------|-----------------------------------------------------------------------------------------------------------------|-------------------------------------------|
| <b>Usage de l'intelligence artificielle</b> | IA1       | L'intelligence artificielle est utilisée dans certaines activités de contrôle de gestion dans mon organisation. | Davenport & Kirby (2016) ; Jarrahi (2018) |
|                                             | IA2       | Les outils d'intelligence artificielle facilitent l'analyse des données de gestion.                             | Jarrahi (2018)                            |
|                                             | IA3       | L'intelligence artificielle est utilisée pour améliorer les prévisions et les simulations financières.          | Raisch & Krakowski (2021)                 |
|                                             | IA4       | Les outils d'intelligence artificielle contribuent à améliorer le reporting de gestion.                         | Adapté de Bhimani & Willcocks (2014)      |
| <b>Qualité des données</b>                  | QD1       | Les données utilisées dans le contrôle de gestion sont fiables.                                                 | Bhimani & Willcocks (2014)                |
|                                             | QD2       | Les données sont disponibles en temps opportun pour la prise de décision.                                       | Granlund (2011)                           |
|                                             | QD3       | Les données sont suffisamment détaillées pour permettre des analyses pertinentes.                               | Granlund (2011)                           |
|                                             | QD4       | Les données issues des différents systèmes d'information sont cohérentes entre elles.                           | Bhimani & Willcocks (2014)                |
| <b>Compétences digitales</b>                | CD1       | Les contrôleurs de gestion maîtrisent les outils numériques avancés.                                            | Jarrahi (2018)                            |
|                                             | CD2       | Les équipes disposent des compétences nécessaires pour exploiter les outils d'intelligence artificielle.        | Raisch & Krakowski (2021)                 |
|                                             | CD3       | Les contrôleurs de gestion sont capables d'interpréter les résultats produits par les outils analytiques.       | Adapté de Shrestha et al. (2019)          |
|                                             | CD4       | Les équipes s'adaptent facilement aux nouvelles technologies numériques.                                        | Venkatesh & Davis (2000)                  |

|                                              |      |                                                                                                       |                                 |
|----------------------------------------------|------|-------------------------------------------------------------------------------------------------------|---------------------------------|
| <b>Soutien managérial</b>                    | SM1  | La direction encourage l'utilisation des technologies d'intelligence artificielle.                    | Venkatesh & Davis (2000)        |
|                                              | SM2  | L'organisation investit dans les technologies numériques liées au contrôle de gestion.                | Ransbotham et al. (2018)        |
|                                              | SM3  | Les managers soutiennent les initiatives d'innovation technologique.                                  | Ransbotham et al. (2018)        |
|                                              | SM4  | L'adoption de technologies avancées est considérée comme stratégique dans l'organisation.             | Venkatesh & Davis (2000)        |
| <b>Transformation du contrôle de gestion</b> | TCG1 | L'intelligence artificielle permet d'automatiser certaines tâches répétitives du contrôle de gestion. | Bhimani & Willcocks (2014)      |
|                                              | TCG2 | Les outils numériques améliorent la rapidité de production des reportings.                            | Bhimani & Willcocks (2014)      |
|                                              | TCG3 | Le contrôle de gestion devient plus orienté vers l'analyse et la prévision.                           | Granlund (2011)                 |
|                                              | TCG4 | Les contrôleurs de gestion participent davantage aux décisions stratégiques.                          | Burns & Baldvinsdottir (2005)   |
|                                              | TCG5 | L'utilisation de technologies avancées renforce la qualité du pilotage de la performance.             | Merchant & Van der Stede (2017) |
|                                              | TCG6 | L'intégration de l'intelligence artificielle transforme les missions du contrôleur de gestion.        | Granlund & Lukka (1998)         |

*Source : Adapté de la littérature*

Les items ont été mesurés via une échelle de Likert à cinq points allant de 1 (totalement en désaccord) à 5 (totalement d'accord). Les items ont été adaptés de la littérature sur la transformation digitale des systèmes de contrôle de gestion, l'adoption des technologies, et les effets organisationnels de l'intelligence artificielle.

### 3.2. Collecte des données et description de l'échantillon

La recherche repose sur un échantillonnage non probabiliste visant à cibler des professionnels directement impliqués dans les activités de contrôle de gestion et de pilotage de la performance. Pour élargir l'accès aux répondants et obtenir un large éventail de profils, une technique de diffusion en boule de neige a également été mise en place, les premiers participants ayant été un des relais pour diffuser le questionnaire au sein de leur réseau professionnel.

La population cible est composée de contrôleurs de gestion, de responsables financiers et d'agents de maîtrise impliqués dans les processus d'aide à la décision des organisations. À partir des données professionnelles disponibles et de l'estimation disponible dans les secteurs, cette population pourrait être d'environ plusieurs milliers de professionnels sur le territoire national. Dans ce cadre, le nombre de réponses exploitables obtenu ( $n = 220$ ) est jugé satisfaisant, conforme aux préconisations donnent garanties suffisantes de robustesse statistique pour l'analyse factorielle exploratoire.

Les données en fonction de ce travail ont été recueillies sur la base d'un questionnaire structuré administré à des professionnels des activités de contrôle de gestion et des arènes de pilotage de la performance dans les organisations. La population cible est constituée principalement de contrôleurs de gestion, de responsables financiers et, généralement, de commanditaires au sein des processus d'analyse et d'aide à la décision dans les organisations.

Le questionnaire a été adressé par voie électronique aux répondants. Ce mode de collecte de données permet d'interroger la population directement concernée par les pratiques de contrôle de gestion et l'intégration des dispositifs numériques à l'organisation.

Au total, 220 questionnaires ont été collectés. Après évaluation de la complétude des réponses et élimination des questionnaires comportant des données manquantes ou incohérentes, l'intégralité des 220 questionnaires a été conservée pour la phase d'analyse statistique.

Ce volume d'observations est jugé convenable pour procéder à une analyse factorielle exploratoire, comme l'indiquent les préconisations méthodologiques de Hair et al. (2019) qui préconisent un nombre minimum d'observations suffisant par rapport à la variable étudiée afin d'assurer la solidité des résultats et la fiabilité de l'analyse.

Les caractéristiques principales de l'échantillon sont présentées dans le tableau suivant :

**Tableau 2: Caractéristiques de l'échantillon**

| Caractéristiques                  | Modalités                     | Fréquence | Pourcentage |
|-----------------------------------|-------------------------------|-----------|-------------|
| <b>Fonction occupée</b>           | Contrôleur de gestion         | 96        | 43,6 %      |
|                                   | Responsable financier         | 52        | 23,6 %      |
|                                   | Manager / cadre administratif | 44        | 20,0 %      |
|                                   | Autres fonctions de gestion   | 28        | 12,8 %      |
| <b>Expérience professionnelle</b> | Moins de 5 ans                | 58        | 26,4 %      |
|                                   | Entre 5 et 10 ans             | 82        | 37,3 %      |
|                                   | Plus de 10 ans                | 80        | 36,3 %      |
| <b>Taille de l'organisation</b>   | PME                           | 124       | 56,4 %      |
|                                   | Grande entreprise             | 96        | 43,6 %      |
| <b>Secteur d'activité</b>         | Industrie                     | 64        | 29,1 %      |
|                                   | Services                      | 118       | 53,6 %      |
|                                   | Autres secteurs               | 38        | 17,3 %      |

*Source : Les Auteurs*

### 3.3.Méthode d'analyse des données

Dans le but d'identifier les dimensions conceptuelles sous-jacentes à l'intégration de l'intelligence artificielle dans les pratiques de contrôle de gestion, cette recherche recourt à une analyse factorielle exploratoire (AFE). Cette méthode statistique est vivement recommandée lorsque l'objectif est d'explorer une structure latente d'un ensemble de variables observées, et de réduire un grand nombre d'items vers un petit nombre de facteurs représentatifs de dimensions conceptuelles (Hair et al. 2019).

L'analyse des données a eu lieu dans le logiciel SPSS. L'AFE a été menée selon plusieurs phases. Dans un premier temps, l'adéquation des données à l'analyse factorielle a été assurée par l'indice de Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) et le test de sphéricité de Bartlett. Le KMO indique la qualité de l'échantillon ; le test de Bartlett atteste l'existence de corrélations significatives entre les variables étudiées. Un KMO supérieur à 0,6, ainsi qu'un test de Bartlett significatif, constituent des conditions favorables à l'obtention d'une analyse factorielle appropriée (Hair et al. 2019).

Dans un premier temps, une rotation orthogonale Varimax avec normalisation Kaiser a été tentée, permettant de maximiser la variance des charges factorielles pour obtenir une structure factorielle simple, permettant de mieux identifier les variables liées à chaque facteur.

Cependant, dans le cadre d'un dispositif d'études en gestion, l'hypothèse d'indépendance des facteurs sur laquelle repose la procédure Varimax, est rarement vérifiée alors que les dimensions travaillées sont généralement corrélées. Une rotation oblique Promax est donc envisagée, pour tenir compte de ces corrélations entre les facteurs, et obtenir une représentation plus réaliste.

Les résultats de la rotation Promax montrent que la structure factorielle est plutôt stable, avec des charges factorielles globalement en accord avec les résultats associés à la rotation Varimax ; en effet, l'examen de la matrice de corrélation montre des valeurs modérées qui fondent l'usage d'une rotation oblique.

Dans le cadre de l'interprétation des facteurs, seuls les items ayant une charge factorielle de plus de 0,5 ont été pris en compte conformément à la méthode en analyse factorielle exploratoire.

Étant donné que les données ont été collectées à partir d'un questionnaire auto-administré unique, le risque de biais de méthode commune a été pris en compte (Podsakoff et al., 2003).

Le test de Harman à facteur unique a été mené. Il révèle que le premier facteur extrait ne permet d'expliquer que 23,826% de la variance totale, ce qui est inférieur à la valeur seuil de 50%. Ainsi, le biais de méthode commune ne paraît pas être une menace sérieuse à la validité des résultats.

## 4. Résultats

### 4.1. Tests préalables à l'analyse factorielle

Avant de se livrer à l'analyse factorielle exploratoire, il convient de s'assurer de l'adéquation des données à ce type d'analyse. À cette fin, deux tests statistiques ont été mis en œuvre : l'indice Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) et le test de sphéricité de Bartlett.

Les résultats obtenus étant un indice KMO de 0,868, qui indique une excellente adéquation de l'échantillon à la réalisation d'une analyse factorielle. Or, Hair et al. (2019) préconisent une valeur supérieure à 0,6 pour une analyse factorielle.

De plus, le test de sphéricité de Bartlett est très significatif ( $\chi^2 = 3156,589$  ;  $p < 0,001$ ), confirmant la présence de corrélations significatives entre les variables et permettant ainsi de poursuivre l'analyse factorielle exploratoire.

Ainsi, les résultats indiquent que les données sont adéquates pour dégager les dimensions sous-jacentes qui sont liées à l'intégration de l'intelligence artificielle dans les pratiques de contrôle de gestion.

**Tableau 3 : Vérification de l'adéquation des données à l'analyse factorielle**

| Indicateur                                  | Valeur   |
|---------------------------------------------|----------|
| Indice de Kaiser-Meyer-Olkin (KMO)          | 0,868    |
| Test de sphéricité de Bartlett ( $\chi^2$ ) | 3156,589 |
| Degrés de liberté (ddl)                     | 231      |
| Signification (p-value)                     | 0,000    |

*Source : SPSS*

Ces résultats confirment donc la pertinence de procéder à l'Analyse Factorielle Exploratoire.

### 4.2. Qualité de représentation des variables

La qualité de représentation des variables a été vérifiée au moyen des communalités. Les résultats obtenus montrent que les valeurs de communalité sont satisfaisantes avec des valeurs composées entre 0,601 et 0,743, ce qui indique que les facteurs extraits expliquent une grande proportion de la variance de chacune des variables.

À ce sujet, selon les préconisations méthodologiques en analyse factorielle, la présence d'une valeur de communalité supérieure à 0,5 signale que la variable est correctement représentée par les facteurs extraits. L'ensemble des items retenus dans l'analyse respecte ce prérequis, et conforte donc la qualité de l'instrument de mesure utilisé dans cette étude.

Les valeurs détaillées des communalités sont présentées dans le Tableau 4.

**Tableau 4: Qualité de représentation des variables (Communalités)**

| Qualités de représentation |           |            |
|----------------------------|-----------|------------|
|                            | Initiales | Extraction |
| IA1                        | ,651      | ,691       |
| IA2                        | ,627      | ,709       |
| IA3                        | ,588      | ,623       |
| IA4                        | ,628      | ,709       |
| QD1                        | ,685      | ,743       |
| QD2                        | ,641      | ,715       |
| QD3                        | ,683      | ,717       |
| QD4                        | ,627      | ,661       |
| CD1                        | ,603      | ,648       |
| CD2                        | ,638      | ,712       |
| CD3                        | ,654      | ,717       |
| CD4                        | ,654      | ,722       |
| SM1                        | ,645      | ,701       |
| SM2                        | ,614      | ,659       |
| SM3                        | ,585      | ,641       |
| SM4                        | ,654      | ,729       |
| TCG1                       | ,590      | ,601       |
| TCG2                       | ,654      | ,660       |
| TCG3                       | ,637      | ,681       |
| TCG4                       | ,656      | ,676       |
| TCG5                       | ,691      | ,729       |
| TCG6                       | ,624      | ,652       |

Source : SPSS

#### 4.3. Fiabilité interne

La fiabilité interne des échelles susmentionnées a été évaluée par le coefficient Alpha de Cronbach. Les résultats montrent que l'ensemble des dimensions présente des niveaux de fiabilité très élevés, avec des coefficients allant de 0,915 à 0,953, largement supérieurs au seuil recommandé de 0,7.

Ces résultats témoignent d'une excellente cohérence interne des échelles utilisées, confirmant ainsi la solidité de l'instrument de mesure utilisé dans cette étude.

**Tableau 5 : Analyse de la fiabilité interne des échelles**

| Facteur                                     | Nombre d'items | Alpha de Cronbach |
|---------------------------------------------|----------------|-------------------|
| Usage de l'intelligence artificielle (IA)   | 4              | 0,923             |
| Qualité des données (QD)                    | 4              | 0,917             |
| Compétences digitales (CD)                  | 4              | 0,922             |
| Soutien managérial (SM)                     | 4              | 0,915             |
| Transformation du contrôle de gestion (TCG) | 6              | 0,953             |

Source : SPSS

#### 4.4. Variance totale expliquée

L'investigation d'analyse factorielle exploratoire a été effectuée en ayant recours à la technique de la factorisation en axes principaux, suivie d'une rotation orthogonale Varimax avec normalisation Kaiser, afin de favoriser l'interprétation des facteurs.

La méthode de Kaiser (valeur propre supérieure à 1) a permis d'extraire ainsi cinq facteurs principaux qui justifient 75,68 % de la variance totale, un niveau convenable pour cette première approche exploratoire en sciences de gestion.

**Tableau 6: Variance totale expliquée**

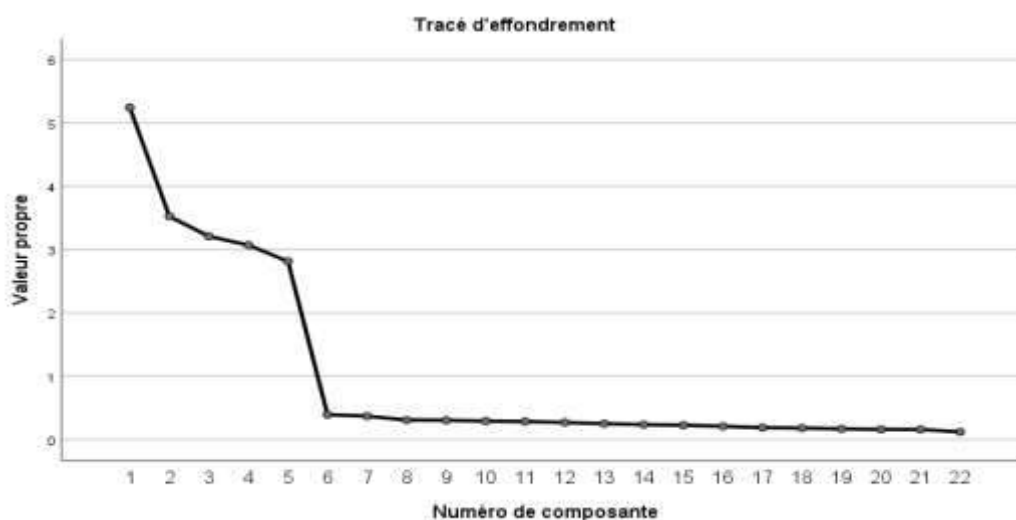
| Facteur | Valeur propre | % de la variance | % cumulée |
|---------|---------------|------------------|-----------|
| 1       | 5,873         | 26,696           | 26,696    |
| 2       | 3,524         | 16,019           | 42,715    |
| 3       | 3,124         | 14,201           | 56,916    |
| 4       | 2,836         | 12,892           | 69,808    |
| 5       | 1,293         | 5,878            | 75,686    |

Source : SPSS

Ces résultats montrent que les facteurs extraits expliquent une part importante de la variance des variables observées, ce qui confirme la validité de la structure factorielle obtenue.

Le nombre de facteurs à garder a été déterminé en considérant le critère de Kaiser (valeurs propres supérieures à 1) et l'examen du graphique des valeurs propres proposé par Cattell. On peut observer un point d'inflexion très net après le cinquième facteur sur le Scree Plot, ce qui laisse penser que les facteurs suivants n'apportent qu'un apport marginal à l'explication de la variance.

**Figure 2 : Scree Plot**



Source : SPSS

Ces résultats montrent l'intérêt de cette solution factorielle à cinq dimensions retenues dans la présente étude.

#### 4.5. Structure factorielle des extractions

Dans un premier temps, une rotation orthogonale de type Varimax a été réalisée pour une première lecture de la structure factorielle. Toutefois, en raison des relations potentielles entre les dimensions, en vue de l'interprétation, une rotation oblique de type Promax a été retenue pour l'interprétation finale.

Les résultats montrent une bonne structuration des variables autour de cinq dimensions. Chaque groupe d'items a des charges factorielles élevées sur un seul facteur, celles-ci dépassant le seuil minimum préconisé de 0,5, confirmant la solidité de la solution factorielle.

Les corrélations entre facteurs sont faibles (entre 0,05 et 0,16), indiquant une faible interdépendance entre dimensions. L'absence de charges croisées significatives, bien que perçue atypique pour une analyse exploratoire, fait écho à cette faible corrélation inter-factorielle et traduit ainsi une bonne validité discriminante entre dimensions identifiées, confirmant la robustesse de la solution factorielle obtenue.

**Tableau 7: Matrice de structure (rotation Promax)**

| Variable | F1 (IA) | F2 (QD) | F3 (CD) | F4 (SM) | F5 (TCG) |
|----------|---------|---------|---------|---------|----------|
| IA4      | 0,906   |         |         |         |          |
| IA2      | 0,904   |         |         |         |          |
| IA1      | 0,900   |         |         |         |          |
| IA3      | 0,899   |         |         |         |          |
| QD1      |         | 0,916   |         |         |          |
| QD3      |         | 0,905   |         |         |          |
| QD4      |         | 0,883   |         |         |          |
| QD2      |         | 0,878   |         |         |          |
| CD3      |         |         | 0,914   |         |          |
| CD4      |         |         | 0,908   |         |          |
| CD1      |         |         | 0,895   |         |          |
| CD2      |         |         | 0,886   |         |          |
| SM2      |         |         |         | 0,904   |          |
| SM4      |         |         |         | 0,901   |          |
| SM1      |         |         |         | 0,893   |          |
| SM3      |         |         |         | 0,877   |          |
| TCG2     |         |         |         |         | 0,916    |
| TCG1     |         |         |         |         | 0,907    |
| TCG4     |         |         |         |         | 0,905    |
| TCG5     |         |         |         |         | 0,898    |
| TCG3     |         |         |         |         | 0,896    |
| TCG6     |         |         |         |         | 0,892    |

Source : SPSS

**Tableau 8: Matrice de corrélation des facteurs**

| Facteur    | IA     | QD     | CD     | SM    | TCG   |
|------------|--------|--------|--------|-------|-------|
| <b>IA</b>  | 1      | 0,056  | -0,040 | 0,059 | 0,059 |
| <b>QD</b>  | 0,056  | 1      | -0,005 | 0,039 | 0,056 |
| <b>CD</b>  | -0,040 | -0,005 | 1      | 0,070 | 0,162 |
| <b>SM</b>  | 0,059  | 0,039  | 0,070  | 1     | 0,077 |
| <b>TCG</b> | 0,059  | 0,056  | 0,162  | 0,077 | 1     |

Source : SPSS

#### 4.6. Interprétation des facteurs

L'analyse factorielle exploratoire a permis d'identifier la configuration factorielle sous-jacente aux combinaisons de variable considérées. L'extraction des facteurs a été effectuée selon la méthode des axes principaux. Dans un premier temps, une rotation orthogonale Varimax avec normalisation Kaiser a été appliquée afin de faciliter l'interprétation initiale des dimensions. Compte tenu de la nature des variables examinées et des corrélations possibles entre les facteurs, la rotation pour l'interprétation finale de la structure factorielle a été oblique, de type Promax.

Le critère de Kaiser (valeur propre  $> 1$ ), associé à un Scree Plot a conduit à retenir cinq facteurs principaux expliquant 75.686 % de la variance totale, correspondant à un niveau satisfaisant pour une analyse exploratoire en sciences de gestion, validant ainsi les relations entre les variables étudiées.

L'examen de la matrice de structure issue de la rotation Promax présente une organisation factorielle évidente, illustrée par des valeurs de charges factorielles importantes des items associés à chaque dimension. Tous les items présentent des charges supérieures au seuil recommandé de 0.5 confirmant la robustesse de la structure factorielle obtenue.

En outre, la non-existence de charges croisées notables pourrait sembler atypique dans une analyse factorielle exploratoire. Cela trouve toutefois son explication dans la très faible corrélation des facteurs entre eux, comme le montre la matrice de corrélation inter-factorielle, qui enregistre des valeurs d'indices très faibles, à savoir entre 0,05 et 0,16, ce qui témoigne d'une bonne validité discriminante entre les dimensions repérées.

Le premier facteur est relié à l'usage de l'intelligence artificielle dans les activités de contrôle de gestion (IA1 à IA4). Il révèle à cet égard la montée en puissance de l'usage des technologies d'intelligence artificielle dans le champ de l'analyse des données, de la prévision et de l'aide à la décision, et ce, de façon significative, dans une pratique de pilotage renouvelée.

Le deuxième facteur est relatif à la qualité des données dans les systèmes de contrôle de gestion (QD1 à QD4). Cette dimension renvoie à la nécessité de fiabilité, de disponibilité et de cohérence des données dans tout processus d'analyse et de prise de décision organisationnelle.

Le troisième facteur est rattaché aux compétences numériques des contrôleurs de gestion CD1 à CD4. Ce facteur évoque la capacité des professionnels à recourir à des outils numériques et analytiques, mais aussi à exploiter les résultats des technologies de traitement de l'information.

Le quatrième facteur concerne le soutien du management pour favoriser l'adoption des nouvelles technologies numériques SM1 à SM4. Cette dimension met en avant le rôle du management comme levier fondamental dans l'appropriation de la transformation digitale des pratiques de contrôle de gestion.

Enfin, le cinquième facteur regroupe les items liés à la transformation du contrôle de gestion TCG1 à TCG6. Ce facteur rend compte de l'évolution des pratiques de pilotage au regard de l'intégration des outils numériques et analytiques particulièrement en matière d'automatisation, d'amélioration du reporting et de la place prise par la fonction de contrôleur de gestion en position stratégique.

En somme l'analyse factorielle exploratoire révèle ainsi une structure construite autour de cinq dimensions principales (l'intelligence artificielle, la qualité des données, les compétences numériques, le soutien du management et la transformation du contrôle de gestion) qui constituent les déterminants sous-jacents de l'évolution des pratiques de pilotage dans un contexte de digitalisation croissante.

## **5. Discussion**

Les résultats obtenus dans le cadre de cette étude mettent en avant une structure factorielle construite autour de cinq dimensions majeures. Mais au-delà d'un simple constat confirmant des travaux antérieurs, ils sont révélateurs d'une lecture critique et nuancée de la transformation du contrôle de gestion à l'heure de l'intelligence artificielle.

Le premier facteur dominant lié à cette transformation du contrôle de gestion, qui explique en son seul 26,696 % de la variance, souligne que cette dimension structure la perception des répondants à cet égard. Mais ce premier facteur à la centralité bien réelle ne doit pas être interprété comme résultant seulement de l'intégration technologique, mais aussi d'un large processus de recomposition des pratiques de pilotage. Car la transformation du contrôle de gestion ne peut pas être comprise seulement comme le résultat d'un processus prescrit dans le temps ou la prise en compte des exigences liées aux nouvelles technologies, mais s'assimile davantage à un construit intégrateur en ce sens qu'elle conjugue en son sein plusieurs dynamiques organisationnelles et technologiques.

D'un autre côté, les résultats soulèvent une tension notable présente dans la littérature : si l'intelligence artificielle est souvent présentée comme un levier d'automatisation, elle est également un dispositif d'augmentation des capacités humaines. Cette ambivalence, déjà mise à jour dans des travaux plus récents (Raisch & Krakowski, 2021 ; Jarrahi, 2018) est confirmée empiriquement dans le contexte de la présente étude. En effet, les dimensions des compétences

digitales et de la qualité des données montrent que la performance des systèmes de contrôle est d'autant plus corrélée à la capacité des acteurs à interpréter et à activer les outils analytiques. Rappelons à ce propos que les résultats révèlent que les facteurs organisationnels tels que le soutien managérial et la qualité des données sont des déterminants essentiels du contrôle de gestion et ce même parfois au-delà des facteurs purement technologiques. Cette observation bouscule les approches technocentrées dominantes et rejoint des travaux plus récents soulignant l'importance des capacités organisationnelles à la réussite des projets d'intelligence artificielle (Moll & Yigitbasioglu, 2019 ; Sutton et al., 2023).

Par ailleurs, l'analyse différentielle des facteurs révèle que les compétences numériques constituent un levier intermédiaire fort entre les dimensions technologiques et l'évolution organisationnelle. Cette articulation peut également être éclairée par la Resource-Based View (RBV), pour laquelle les compétences constituent une ressource stratégique permettant de transformer la mise à profit des technologies en avantage organisationnel.

Enfin, alors que certaines études évoquent une transformation homogène des modalités de gestion, nos résultats mettent en évidence une transformation progressive et différenciée liée aux contextes organisationnels et aux niveaux de maturité digitale. Cette observation invite à des recherches futures dont l'objet pourrait consister à explorer les trajectoires de transformation du contrôle de gestion selon les secteurs ou les environnements organisationnels. Dans une démarche de positionnement des résultats de cette recherche dans le champ académique et d'enrichissement de la portée comparatiste de la contribution, il serait judicieux de confronter les dimensions identifiées à celles mises en avant dans des travaux antérieurs sur l'intelligence artificielle, l'analytique d'entreprise et la transformation des systèmes de contrôle de gestion qui sont dès lors validés, tout en marquant les différences de traitement inhérentes à notre étude, notamment du point de vue de l'intégration des dimensions technologiques, organisationnelles et humaines dans un cadre unifié.

**Tableau 9: Analyse comparative des dimensions de la transformation du contrôle de gestion à l'ère de l'intelligence artificielle**

| Étude                       | Contexte d'analyse                    | Cadre théorique mobilisé                    | Dimensions identifiées                                             | Principaux résultats                                                           | Apport comparatif avec cette étude                                                      |
|-----------------------------|---------------------------------------|---------------------------------------------|--------------------------------------------------------------------|--------------------------------------------------------------------------------|-----------------------------------------------------------------------------------------|
| Appelbaum et al. (2017)     | Comptabilité de gestion et analytique | Approche analytique / data-driven           | Data analytics, performance management                             | L'analytique améliore la prise de décision et la performance organisationnelle | Confirme le rôle central de la qualité des données et de l'analytique dans notre modèle |
| Moll & Yigitbasioglu (2019) | Digitalisation de la comptabilité     | Transformation digitale                     | Digital systems, information integration                           | Les systèmes numériques transforment les pratiques de reporting et de contrôle | Rejoint notre dimension "qualité des données" et "usage de l'IA"                        |
| Raisch & Krakowski (2021)   | IA en management                      | Théorie de l'augmentation vs automatisation | Automation, augmentation humaine                                   | L'IA combine automatisation et augmentation des capacités humaines             | Confirme la tension identifiée dans notre étude entre technologie et compétences        |
| Sutton et al. (2023)        | IA et systèmes comptables             | Approche technologique                      | Automation, decision support systems                               | L'IA améliore la précision et la rapidité des décisions                        | Confirme le rôle de l'IA comme levier de transformation du contrôle de gestion          |
| Notre étude                 | Contrôle de gestion (AFE – n=220)     | TOE + RBV + TAM                             | IA, qualité des données, compétences digitales, soutien managérial | Transformation multidimensionnelle du contrôle de gestion                      | Apporte une structuration empirique intégrée des déterminants de la transformation      |

Source : Les Auteurs

L'analyse comparative réalisée éclaire un alignement global avec les travaux antérieurs examinés, en particulier concernant l'importance des données et des outils analytiques dans la mutation des pratiques managériales, et cependant cette recherche opère dans une logique intégrant simultanément les dimensions technologiques, organisationnelles et humaines, et ce conformément au cadre TOE mobilisé. De plus si plusieurs travaux s'inscrivent dans un modèle technocentré, il convient de retenir les résultats qui tout en les requérant soulignent le rôle déterminant des facteurs d'ordre organisationnel, tels que le support managérial et la qualité des données dans la bonne intégration des solutions d'intelligence artificielle. En ce sens, cette contribution dépasse les lectures fragmentaires des travaux de la littérature en proposant une approche systémique de la transformation du contrôle de gestion amenant notamment à impliquer de futures recherches permettant de tester empiriquement les relations entre les différentes dimensions dans des contextes organisationnels et sectoriels variés.

## **6. Conclusion**

L'objectif de cette recherche était d'identifier les déterminants de la transformation du contrôle de gestion à l'heure de l'intelligence artificielle à partir d'une analyse factorielle exploratoire menée auprès de praticiens. Les résultats montrent que cette transformation se structure en trois dimensions, technologique, organisationnelle et humaine, ce qui justifie un cadre d'analyse proprement adapté au modèle TOE et à la Resource-Based View.

Cette étude aborde, du point de vue théorique, la littérature sur la transformation du contrôle de gestion en élaborant une structuration empirique de ses déterminants au-delà d'approches largement centrées sur des préoccupations conceptuelles. Elle révèle, et c'est là un résultat central, que cette transformation ne repose pas uniquement sur l'intégration des TIC au sens de l'intelligence artificielle, techniquement mis en place, mais repose sur la combinaison de différents facteurs : qualité des données, compétences digitales et aide au management. Ce résultat nuance les approches largement technocentrées sur le sujet, car sa réussite dépend de capacités organisationnelles et humaines.

D'un point de vue managérial, les résultats mettent en avant des leviers d'action opérationnels à la disposition des organisations que sont le renforcement de la gouvernance des données, le développement des compétences analytiques et digitales et la sollicitation active du management dans les projets d'intégration de l'intelligence artificielle. L'appropriation de ces technologies s'inscrit ainsi dans une transformation systémique des pratiques de gestion plutôt qu'une transformation technique.

En outre, cette recherche a un intérêt tout particulier par son ancrage dans le contexte marocain dépeint comme doté d'une dynamique de transformation digitale à l'œuvre et d'une montée progressive en maturité des systèmes de contrôle de gestion. Ce positionnement permet d'offrir les éclairages d'une étude empirique originale pour l'intégration de l'intelligence artificielle dans les économies émergentes où contraintes et opportunités se côtoient. Cette recherche ouvre ainsi des perspectives intéressantes en termes d'analyses comparatives internationales à envisager pour mieux appréhender les trajectoires de transformation du contrôle de gestion dans leurs contextes institutionnels.

Cette recherche présente un certain nombre de limites qu'il est utile de souligner. Tout d'abord, l'étude repose sur un échantillon de professionnels concentrés géographiquement au Maroc, ce qui limite certes la portée des résultats dans d'autres contextes géographiques ou institutionnels. Autrement dit, les spécificités du tissu économique, du niveau de maturité digitale des organisations ainsi que des modalités de contrôle de gestion pourraient influencer sur les perceptions des répondants.

Ensuite, la collecte des données a été faite par voie électronique, ce qui pourrait introduire un biais de sélection dans la mesure où les répondants les plus familiers avec les outils de cette nature sont davantage représentés dans les résultats. S'ajoute la nature auto-administrée du

questionnaire, susceptible de comporter un biais de méthode commune, même si des tests ont été réalisés pour le déceler.

Par ailleurs, les données rassemblées proviennent d'une source unique, ce qui n'offre pas la possibilité de confronter les modalités de perception des répondants aux données objectives ou organisationnelles. En dernier lieu, l'approche d'exploration retenue, à travers une analyse factorielle exploratoire, ne permet pas de tester des relations causales entre les variables étudiées.

Ces limites offrent des perspectives de recherches futures mobilisant des approches méthodologiques complémentaires, comme des analyses confirmatoires, des études longitudinales ou des comparaisons internationales, pour mieux comprendre les déterminants de la transformation du contrôle de gestion à l'épreuve de l'intelligence artificielle.

Ainsi l'intégration croissante des technologies d'intelligence artificielle dans les organisations ouvre de nouvelles voies pour la recherche en contrôle de gestion et oblige à repenser les pratiques de pilotage et compétences requises dans un contexte organisationnel toujours plus digitalisé.

## Références :

- (1). Anthony, R. N. (1965). *Planning and control systems: A framework for analysis*. Harvard University Press.
- (2). 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>
- (3). 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>
- (4). 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>
- (5). Davenport, T. H., & Kirby, J. (2016). Just how smart are smart machines? *MIT Sloan Management Review*, 57(3), 21–25.
- (6). Davenport, T. H., & Ronanki, R. (2018). Artificial intelligence for the real world. *Harvard Business Review*, 96(1), 108–116.
- (7). Floridi, L., Cowls, J., Beltrametti, M., Chatila, R., Chazerand, P., Dignum, V., Luetge, C., Madelin, R., Pagallo, U., Rossi, F., Schafer, B., Valcke, P., & Vayena, E. (2018). AI4People—An ethical framework for a good AI society. *Minds and Machines*, 28(4), 689–707. <https://doi.org/10.1007/s11023-018-9482-5>
- (8). Granlund, M. (2011). Extending AIS research to management accounting and control issues: A research note. *International Journal of Accounting Information Systems*, 12(1), 3–19. <https://doi.org/10.1016/j.accinf.2010.11.001>
- (9). Granlund, M., & Lukka, K. (1998). It's a small world of management accounting practices. *Journal of Management Accounting Research*, 10, 153–179.
- (10). Hair, J. F., Black, W. C., Babin, B. J., & Anderson, R. E. (2019). *Multivariate data analysis* (8th ed.). Cengage Learning.
- (11). 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>

- (12). Kaplan, R. S., & Norton, D. P. (2001). *The strategy-focused organization: How balanced scorecard companies thrive in the new business environment*. Harvard Business School Press.
- (13). Martin, K. (2019). Ethical implications and accountability of algorithms. *Journal of Business Ethics*, 160(4), 835–850. <https://doi.org/10.1007/s10551-018-3921-3>
- (14). Merchant, K. A., & Van der Stede, W. A. (2017). *Management control systems: Performance measurement, evaluation and incentives* (4th ed.). Pearson.
- (15). Podsakoff, P. M., MacKenzie, S. B., Lee, J. Y., & Podsakoff, N. P. (2003). Common method biases in behavioral research: *Journal of Applied Psychology*, 88(5), 879–903. <https://doi.org/10.1037/0021-9010.88.5.879>
- (16). Power, M. (2007). *Organized uncertainty: Designing a world of risk management*. Oxford University Press.
- (17). 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>
- (18). Raisch, S., & Krakowski, S. (2021). Artificial intelligence and management: The automation–augmentation paradox. *Academy of Management Review*, 46(1), 192–210. <https://doi.org/10.5465/amr.2018.0072>
- (19). Ransbotham, S., Kiron, D., Gerbert, P., & Reeves, M. (2018). Reshaping business with artificial intelligence. *MIT Sloan Management Review*, 59(4), 1–17.
- (20). Rherib, N., El Harrane, M. C., & Jouad, S. (2024). Transformation du rôle du contrôleur de gestion à l'ère de l'intelligence artificielle générative. *Moroccan Journal of Business Studies*.
- (21). Shrestha, Y. R., Ben-Menahem, S. M., & von Krogh, G. (2019). Organizational decision-making structures in the age of artificial intelligence. *California Management Review*, 61(4), 66–83. <https://doi.org/10.1177/0008125619862257>
- (22). Venkatesh, V., & Davis, F. D. (2000). A theoretical extension of the technology acceptance model: Four longitudinal field studies. *Management Science*, 46(2), 186–204. <https://doi.org/10.1287/mnsc.46.2.186.11926>