

L'automatisation des processus comme levier d'amélioration de la pertinence du contrôle de gestion : Approche quantitative

Process automation as a lever for improving the relevance of management control: Quantitative approach

BAL Mohamed

Docteur en Sciences économiques et Gestion
Faculté des Sciences Juridiques, Économique et Sociales d'Agadir
Université Ibn Zohr Agadir
Maroc

AMELLAHOUC Fouzia

Doctorante en Sciences économiques et Gestion
Faculté des Sciences Juridiques, Économique et Sociales d'Agadir
Université Ibn Zohr Agadir
Maroc

BALLA Anouar

Doctorant Chercheur
Faculté des Sciences Juridiques, Economiques et Sociales Agadir
Université Ibn Zohr Agadir
Maroc

Date de soumission : 21/07/2025

Date d'acceptation : 23/08/2025

Pour citer cet article :

BAL. M. & al. (2025) « L'automatisation des processus comme levier d'amélioration de la pertinence du contrôle de gestion : Approche quantitative », Revue Internationale du Chercheur « Volume 6 : Numéro 3 » pp : 120 -144

Résumé

La transformation digitale bouleverse en profondeur les pratiques du contrôle de gestion, en particulier à travers l'automatisation et l'intégration croissante de l'intelligence artificielle (IA). Si une première phase qualitative de notre recherche a permis de mettre en lumière les perceptions et représentations des acteurs face à ces innovations, la présente étude adopte une approche quantitative afin de tester empiriquement les hypothèses issues de cette exploration initiale. L'enquête a été menée auprès de 64 entreprises de la région Souss Massa, à travers un questionnaire élaboré à partir des résultats qualitatifs. Les données collectées ont été analysées au moyen de la modélisation par équations structurelles (PLS-SEM), permettant d'examiner les relations entre automatisation, intégration de l'IA et pertinence du contrôle de gestion. Les résultats montrent que l'automatisation seule ne constitue pas un levier suffisant pour améliorer la pertinence du contrôle de gestion. En revanche, l'IA déploie un potentiel significatif lorsqu'elle est combinée à des compétences numériques adaptées, soulignant le rôle clé du facteur humain dans l'exploitation stratégique des outils digitaux. Ces conclusions contribuent à enrichir la littérature sur l'évolution du contrôle de gestion à l'ère numérique, tout en offrant des implications pratiques pour les décideurs en matière de formation, d'investissement technologique et de transformation organisationnelle.

Mots clés : Automatisation, contrôle de gestion, intelligence artificielle, approche quantitative, pertinence.

Abstract

Digital transformation is profoundly reshaping management control practices, particularly through automation and the growing integration of artificial intelligence (AI). While a first qualitative phase of our research highlighted managers' perceptions and representations of these innovations, the present study adopts a quantitative approach to empirically test the hypotheses derived from this initial exploration. A survey was conducted among 64 companies in the Souss Massa region using a questionnaire designed from the qualitative results. Data were analyzed through structural equation modeling (PLS-SEM) to examine the relationships between automation, AI integration, and the relevance of management control. The findings indicate that automation alone is not sufficient to enhance the relevance of management control. Conversely, AI demonstrates significant potential when combined with appropriate digital skills, emphasizing the crucial role of the human factor in strategically leveraging digital tools. These results contribute to the literature on the evolution of management control in the digital era while providing practical implications for decision-makers regarding training, technological investment, and organizational transformation.

Keywords : Automation, management control, artificial intelligence, relevance, quantitative approach.

Introduction

Si les transformations digitales suscitent aujourd'hui un intérêt croissant dans le contrôle de gestion, c'est parce qu'elles redessinent profondément les logiques organisationnelles et décisionnelles. L'automatisation, portée par l'intelligence artificielle, fait émerger de nouvelles pratiques mais soulève également des interrogations : quels impacts concrets sur les outils, les processus et la performance des organisations ?

Une première phase qualitative présentée par notre article intitulé « **Contribution à l'analyse de l'impact de l'automatisation des processus sur la pertinence du contrôle de gestion: Approche qualitative** » a permis de recueillir les perceptions et expériences des acteurs du contrôle de gestion face à ces innovations. Pour dépasser le registre des discours, cette étude quantitative vise à confronter ces enseignements à des données empiriques, en testant systématiquement les hypothèses formulées à partir du premier modèle conceptuel. L'enquête repose sur un questionnaire administré auprès d'entreprises de la région Souss Massa et analysé à l'aide de méthodes statistiques avancées, permettant d'explorer la structure de l'échantillon, de valider la fiabilité et la pertinence des mesures, et d'examiner les effets directs et médiateurs des variables étudiées. Cette démarche combinant analyse descriptive et modélisation par équations structurelles offre ainsi un éclairage complet sur le rôle de l'automatisation, de l'intelligence artificielle et des compétences numériques dans la pertinence du contrôle de gestion, tout en soulignant les conditions organisationnelles qui favorisent leur efficacité.

1. Présentation de l'approche quantitative

Notre démarche quantitative s'inscrit dans un raisonnement déductif au sein d'une approche mixte. Elle fait suite à une phase qualitative exploratoire ayant permis de préciser les enjeux liés à l'automatisation du contrôle de gestion et à l'intelligence artificielle.

Cette phase vise à tester les relations entre les variables de notre modèle, notamment l'impact de l'IA sur les pratiques du contrôle de gestion, la perception des professionnels et le niveau d'automatisation des processus.

La collecte des données repose sur un questionnaire, administré auprès de professionnels du contrôle de gestion, et l'analyse est effectuée à l'aide des équations structurelles, afin de valider les relations causales entre variables latentes.

2. Choix et constitution de l'échantillon

La collecte des données quantitatives repose sur un échantillon représentatif des entreprises de la région Souss Massa, considérée comme une population finie et accessible. Compte tenu des

contraintes de temps et de moyens, 64 entreprises ont été retenues, constituant une fraction jugée représentative de la population cible.

L'analyse des données s'appuie sur une approche descriptive complétée par une modélisation par équations structurelles, permettant d'examiner les relations entre variables et de valider empiriquement le modèle proposé. Cette méthode offre une vision fidèle de la réalité observée et constitue une base solide pour la formulation d'hypothèses et l'approfondissement futur de la recherche.

3. Le questionnaire, instrument de collecte des données

L'approche quantitative adoptée complète la phase qualitative précédente et vise à tester empiriquement les relations entre automatisation du contrôle de gestion, intelligence artificielle et performance organisationnelle.

Le questionnaire constitue l'outil principal de collecte des données, permettant de mesurer les perceptions et pratiques des professionnels du contrôle de gestion à travers des indicateurs quantifiables.

Son élaboration s'est appuyée sur la démarche d'Evrard et al. (1993), en suivant quatre étapes:

- Identification des besoins en information et formulation d'hypothèses.
- Définition du format des questions (majoritairement fermées) pour faciliter le traitement statistique.
- Structuration du questionnaire avec une échelle de Likert à 5 points, allant de « pas du tout d'accord » à « tout à fait d'accord ».
- Pré-test auprès d'un petit échantillon afin d'ajuster la clarté et la cohérence des items.

La version finale du questionnaire a été administrée aux 64 entreprises de la région Souss Massa, sélectionnées comme échantillon représentatif.

Les données recueillies ont fait l'objet d'une analyse descriptive complétée par une modélisation par équations structurelles, afin de vérifier les relations de causalité entre les variables.

4. Analyse et discussion des résultats

Afin de valider les hypothèses formulées à partir de l'étude exploratoire, une analyse confirmatoire a été menée à partir de données quantitatives collectées via un questionnaire.

Cette étape vise à approfondir la compréhension des phénomènes observés, en s'appuyant sur des indicateurs mesurables et des réponses structurées. Cette section subdivisée en deux paragraphes, le premier paragraphe se focalise sur l'analyse de données quantitatives collectées

à l'aide d'un Questionnaire, et le deuxième paragraphe s'intéresse à la conjonction de l'étude quantitative confirmatoire et discussion exhaustive des résultats obtenus.

4.1. Résultats du questionnaire

4.1.1. Analyse descriptive des caractéristiques générales de l'échantillon

Pour enrichir la compréhension de notre corpus, nous mobilisons différentes approches d'exploitation des données issues du questionnaire. Les tris à plat constituent une première étape statistique permettant de dresser un portrait synthétique des répondants et de leurs pratiques en matière d'automatisation du contrôle de gestion à l'ère de l'intelligence artificielle. Cette analyse descriptive fournit une vision globale des opinions, pratiques et caractéristiques professionnelles ou organisationnelles, servant de point d'entrée à une compréhension plus fine des dynamiques d'automatisation au sein des fonctions de contrôle de gestion.

4.1.1.1. Répartition des répondants selon le poste occupé

Le tableau ci-dessous présente la répartition des répondants selon le poste occupé. On remarque que près de 30 % des répondants occupent le poste de Directeur Administratif et Financier, un profil stratégique pour la mise en œuvre de l'automatisation. Les contrôleurs de gestion représentent 12,5 %, ce qui est crucial puisque ces professionnels sont directement concernés par les transformations digitales du métier. Les autres répondants occupent des postes variés, notamment en comptabilité, maintenance, ou ressources humaines, offrant une perspective multidimensionnelle sur le sujet.

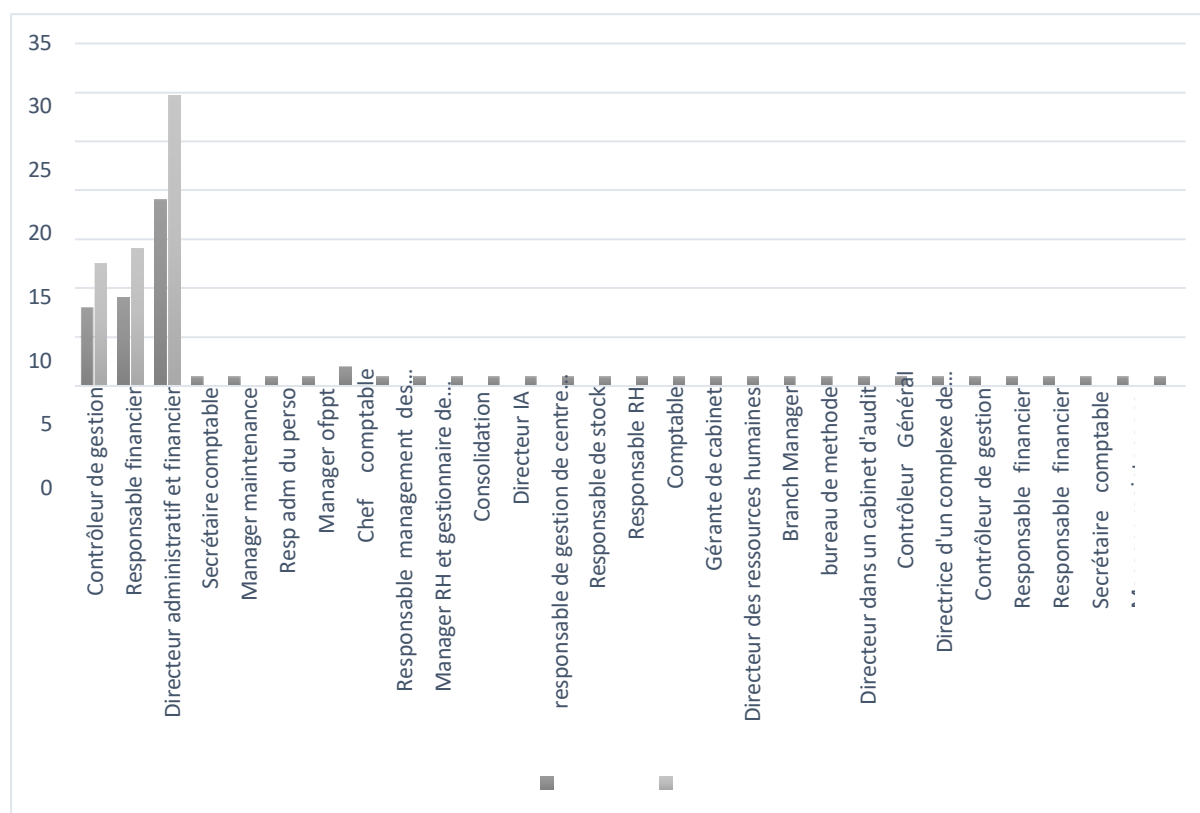
Tableau N°1 : Répartition des répondants selon le poste occupé

Poste occupé	Nombre	%
Contrôleur de gestion	8	12,5
Responsable financier	9	14,1
Directeur administratif et financier	19	29,7
Secrétaire comptable	1	1,60%
Manager maintenance	1	1,60%
RES administratif du personnel	1	1,60%
Manager OFPPT	1	1,60%
Chef comptable	2	3,10%
Responsable management des risques	1	1,60%
Manager RH et gestionnaire de paie	1	1,60%
Consolidation	1	1,60%
Directeur IA	1	1,60%
Responsable de gestion	1	1,60%

Responsable de stock	1	1,60%
Responsable RH	1	1,60%
Comptable	1	1,60%
Gérante de cabinet	1	1,60%
Directeur des ressources humaines	1	1,60%
Branch Manager	1	1,60%
Bureau de méthode	1	1,60%
Directeur dans un cabinet d'audit	1	1,60%
Contrôleur Général	1	1,60%
Directrice d'un complexe de formation professionnelle	1	1,60%
Contrôleur de gestion	1	1,60%
Responsable financier	1	1,60%
Responsable financier	1	1,60%
Secrétaire comptable	1	1,60%
Manager maintenance	1	1,60%
RES administratif du personnel	1	1,60%

Source : Nous-mêmes

Graphique N° 1 : Répartition des répondants selon le poste occupé



Source : Nous-mêmes

4.1.1.2. Répartition selon la taille de l'entreprise

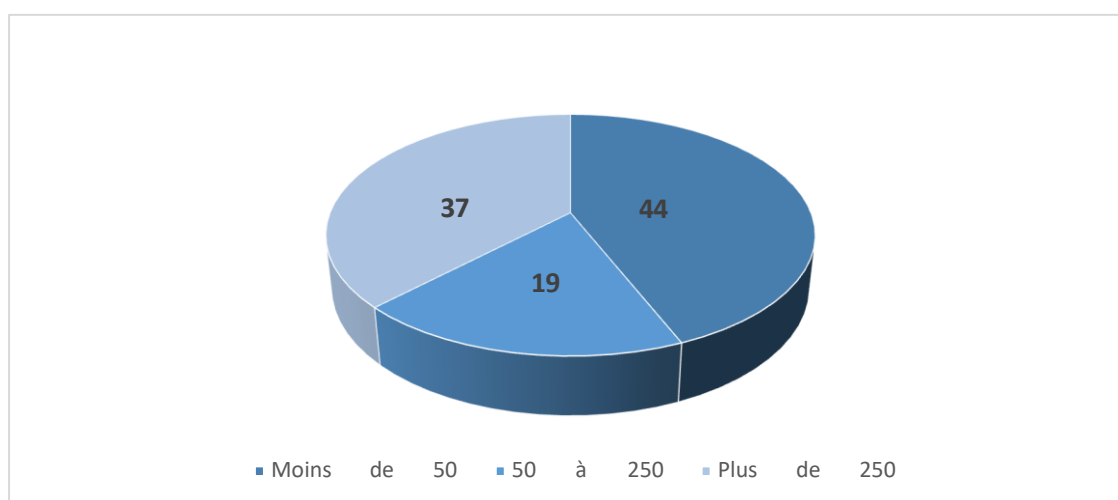
Le tableau ci-dessous présente la répartition des répondants selon la taille de l'entreprise. On trouve que la majorité des répondants travaillent dans des entreprises de petite taille (moins de 50 salariés), représentant 43,8 % de l'échantillon. Les grandes entreprises (plus de 250 salariés) constituent 37,5 % de l'échantillon, tandis que les entreprises de taille intermédiaire (entre 50 et 250 salariés) représentent 18,8 %. Cette répartition suggère une forte représentativité des PME et TPE, ce qui peut influencer la perception de l'automatisation, généralement moins avancée dans les petites structures selon Gartner (2021).

Tableau N°2 : Répartition selon La taille de l'entreprise

Taille de l'entreprise	Nombre	%
Moins de 50 salariés	28	43,80%
50 à 250 salariés	12	18,80%
Plus de 250 salariés	24	37,50%

Source : Nous-mêmes

Graphique N° 2 : Répartition selon La taille de l'entreprise



Source : Nous-mêmes

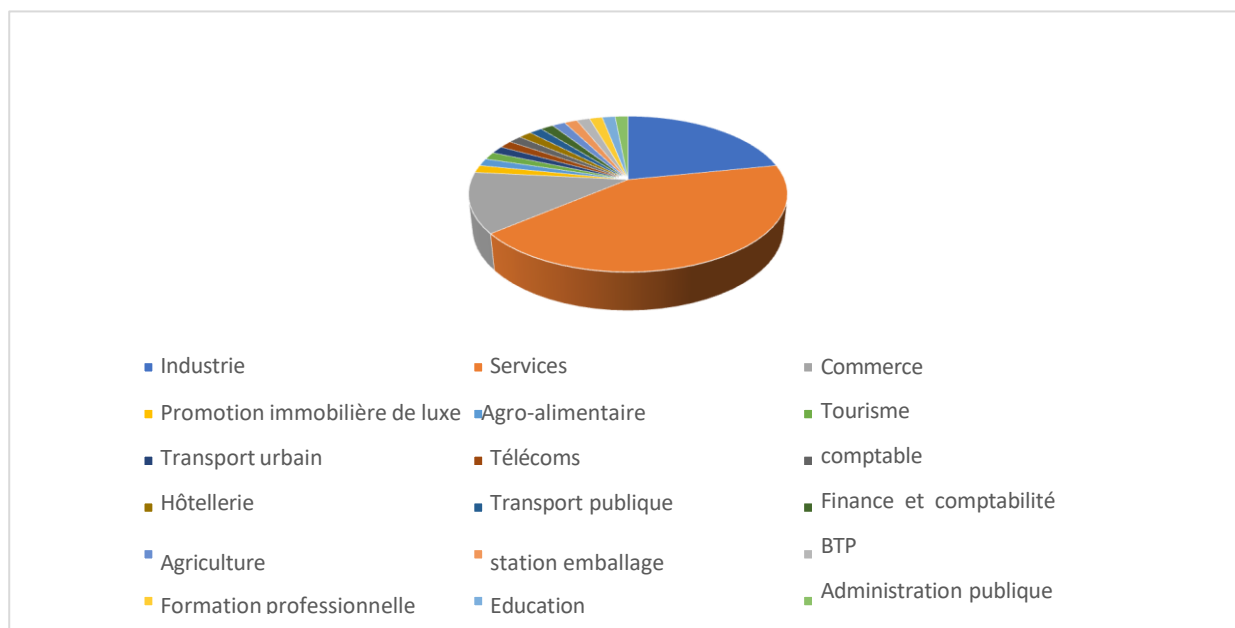
4.1.1.3. Répartition selon le secteur d'activité

Le tableau ci-dessous présente la répartition des répondants selon le secteur d'activité. Il apparaît que le secteur des services domine largement (42,2 %), suivi par l'industrie (21,9 %) et le commerce (12,5 %). Les autres secteurs comme l'agro-alimentaire, le tourisme ou l'immobilier sont faiblement représentés. Cette prédominance du secteur tertiaire reflète bien la dynamique économique actuelle, où les services tendent à adopter plus rapidement les technologies d'automatisation dans le domaine du contrôle de gestion.

Tableau N° 3 : Répartition selon le secteur d'activité

Secteur d'activité	Nombre	%
Industrie	14	21,90%
Services	27	42,20%
Commerce	8	12,50%
Promotion immobilière de luxe	1	1,60%
Agro-alimentaire	1	1,60%
Tourisme	1	1,60%
Transport urbain	1	1,60%
Télécoms	1	1,60%
Comptable	1	1,60%
Hôtellerie	1	1,60%
Transport public	1	1,60%
Finance et comptabilité	1	1,60%
Agriculture	1	1,60%
Station emballage	1	1,60%
BTP	1	1,60%
Formation professionnelle	1	1,60%
Éducation	1	1,60%
Administration publique	1	1,60%

Source : Nous-mêmes

Graphique N° 3 : Répartition selon le secteur d'activité

Source : Nous-mêmes

4.1.2. Résultats des analyses statistiques

4.1.2.1. Validation du modèle de mesure (Outer model)

La validité des construits vise à vérifier si les indicateurs (items) mesurent bien le concept latent auquel ils se rapportent (Drucker-Godard et al., 1999). Dans cette étude, nous avons évalué la validité convergente, la validité discriminante et la fiabilité des échelles de mesure.

Les items présentant des coefficients inférieurs aux seuils recommandés (Hair et al., 2006) ont été écartés.

- Validité : elle traduit la capacité d'un instrument à mesurer effectivement le concept qu'il est censé évaluer.
- Fiabilité : elle renvoie à la stabilité et à la cohérence des mesures obtenues à travers le temps (Tritah & Daoud, 2021).

Ainsi, seules les échelles présentant des niveaux satisfaisants de validité et de fiabilité ont été retenues pour l'analyse finale, garantissant la robustesse du modèle de recherche.

➤ Validité convergente

La première étape consiste à examiner la significativité des charges factorielles. Selon Bennaceur et Chafik (2019), chaque charge doit idéalement être $\geq 0,7$; les items dont les corrélations sont $< 0,4$ ou $0,5$ doivent être supprimés.

L'évaluation du modèle de mesure a été réalisée via SmartPLS4, en vérifiant la validité convergente, qui reflète la cohérence des items mesurant un même construit.

Conformément à Hair et al. (2014) :

- La fiabilité composite (CR) doit être $> 0,7$,
- La variance moyenne extraite (AVE) $\geq 0,50$, indiquant que le construit explique plus de la moitié de la variance de ses indicateurs.

Dans un modèle formatif, les items ne sont pas nécessairement corrélés entre eux, mais doivent l'être avec le construit correspondant. Il est recommandé d'associer un modèle réflectif parallèle pour valider la cohérence du construit (Desbois, 2020).

Enfin, la validité convergente peut être confirmée lorsque le coefficient de chemin entre les

✓ Fiabilité des items

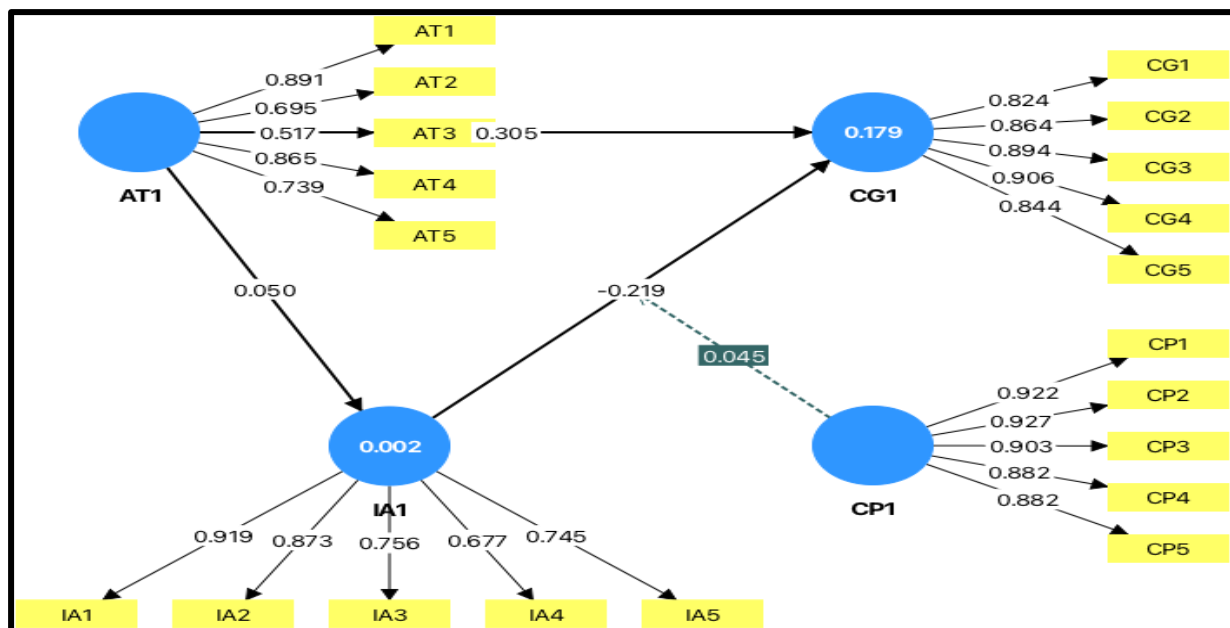
La fiabilité de l'instrument de mesure est essentielle pour évaluer la cohérence entre les concepts théoriques et leurs indicateurs empiriques. Elle vérifie dans quelle mesure chaque item est bien associé au construit qu'il représente.

Un item est jugé fiable lorsque son chargement factoriel est significatif et supérieur au seuil de $0,708$, indiquant qu'il partage au moins 50 % de sa variance avec le construit mesuré. Des

valeurs plus élevées traduisent une meilleure cohérence interne et une mesure plus précise du concept latent.

Dans la suite, nous présentons la structure initiale du modèle de recherche, suivie d'une analyse de la fiabilité des items afin d'évaluer la pertinence des indicateurs retenus.

Figure N° 1 : Modèle de recherche avant la validité convergente et discriminante



Source : Élaboration personnelle sous SmartPLS

Tableau N° 4 : Fiabilité des items avant purification du modèle

	AT1	CG1	CP1	IA1	CP1 x IA1
AT1	0.891				
AT2	0.695				
AT3	0.517				
AT4	0.865				
AT5	0.739				
CG1		0.824			
CG2		0.864			
CG3		0.894			
CG4		0.906			
CG5		0.844			
CP1			0.922		
CP2			0.927		
CP3			0.903		
CP4			0.882		
CP5			0.882		
IA1				0.919	
IA2				0.873	
IA3				0.756	

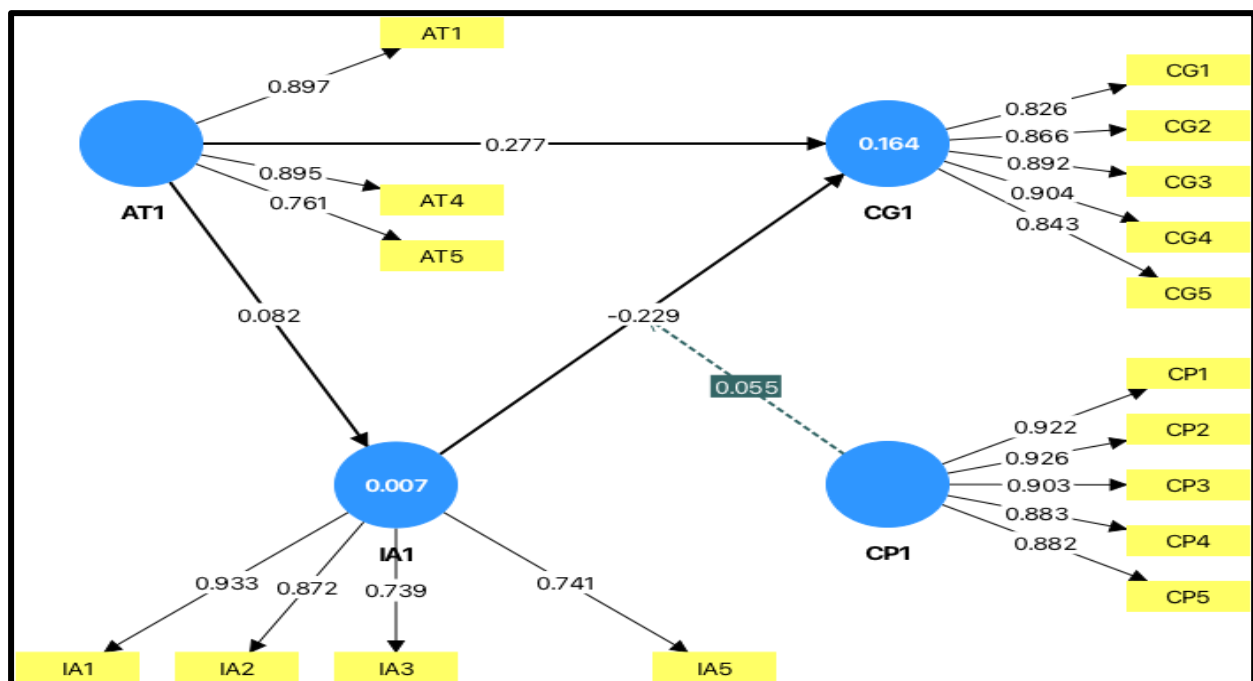
IA4				0.677	
IA5				0.745	
CP1 x IA1					1.000

Source : Résultats obtenus à partir des calculs sous SmartPLS

Le schéma et le tableau présentent la version initiale du modèle de recherche et les coefficients de fiabilité associés à chaque item, reposant sur quatre dimensions : automatisation, intelligence artificielle, compétences du contrôleur et pertinence du contrôle.

Certains items, tels que AT1 (0.891), CP2 (0.927) ou IA1 (0.919), dépassent le seuil méthodologique de 0.708, renforçant la validité de leurs dimensions. En revanche, d'autres items comme AT3 (0.517), IA4 (0.677) ou AT2 (0.695) sont en dessous du seuil, signalant une contribution limitée et nécessitant des ajustements. Le modèle final proposé intègre ces révisions pour améliorer la cohérence interne et la qualité de mesure.

Figure N° 2 : Modèle de recherche après purification et fiabilité des items retenus



Source : Élaboration personnelle sous SmartPLS

Tableau N° 5 : Fiabilité des items après purification du modèle

	AT1	CG1	CP1	IA1	CP1 x IA1
AT1	0.897				
AT4	0.895				
AT5	0.761				
CG1		0.826			

CG2		0.866			
CG3		0.892			
CG4		0.904			
CG5		0.843			
CP1			0.922		
CP2			0.926		
CP3			0.903		
CP4			0.883		
CP5			0.882		
IA1				0.933	
IA2				0.872	
IA3				0.739	
IA5				0.741	
CP1 x IA1					1.000

Source : Résultats obtenus à partir des calculs sous SmartPls

Le schéma et le tableau ci-dessus présentent la version initiale du modèle de recherche ainsi que les coefficients de fiabilité associés à chaque item. Ce modèle s'appuie sur quatre dimensions principales : l'automatisation, l'intelligence artificielle, les compétences du contrôleur de gestion et la pertinence du contrôle.

Les résultats montrent que certains items, tels que AT1 (0.891), CP2 (0.927) ou IA1 (0.919), affichent des niveaux de fiabilité satisfaisants, dépassant le seuil méthodologique de 0.708. Ces indicateurs renforcent la validité de leurs dimensions respectives, notamment celles liées aux compétences numériques et à l'appropriation des technologies intelligentes.

En revanche, plusieurs items comme AT3 (0.517), IA4 (0.677) ou AT2 (0.695) présentent des coefficients inférieurs au seuil recommandé. Leur contribution limitée appelle à une révision du modèle afin d'en améliorer la cohérence interne et la qualité de mesure. Le modèle proposé ci-après tient compte de ces ajustements.

✓ **Fiabilité composite et Variance moyenne extraite**

La validité convergente peut ensuite être évaluée à l'aide de deux indicateurs complémentaires : la fiabilité composite (CR) et la variance moyenne extraite (AVE), comme le suggère Chin (1998). Pour la fiabilité composite, un seuil de 0,7 est généralement retenu pour indiquer un niveau satisfaisant de fiabilité (Tenenhaus et al., 2005). Concernant l'AVE, proposée par Fornell et Larcker (1981), elle est considérée comme acceptable lorsque sa valeur est supérieure ou égale à 0,5. Cela signifie que le construit explique au moins 50 % de la variance de ses indicateurs, ce qui reflète une bonne convergence entre les mesures et le construit latent (Lacroux, 2009).

L'analyse du tableau ci-après montre que l'ensemble des construits présentent des niveaux satisfaisants de fiabilité composite, avec des valeurs supérieures au seuil requis. Les résultats détaillés relatifs à la fiabilité composite et à la variance moyenne extraite sont présentés dans le tableau ci-dessous :

Tableau N° 6 : Fiabilité composite (CR) et variance moyenne extraite (AVE)

	Composite reliability (rho_c)	Average variance extracted (AVE)
Automatisation	0.889	0.728
Pertinence du C.G	0.938	0.751
Compétences numériques	0.957	0.816
Intelligence artificielle	0.894	0.682

Source : Résultats obtenus à partir des calculs sous SmartPls

✓ Validité discriminante

La validité discriminante vise à s'assurer que chaque construit du modèle est bien distinct des autres et qu'il mesure un concept spécifique. Elle évalue la capacité des indicateurs à différencier un construit de ceux qui lui sont proches (Fernandes, 2012).

Selon Chin (2010), la validité discriminante est vérifiée lorsque la racine carrée de l'AVE d'un construit est supérieure à ses corrélations avec les autres construits. De même, chaque indicateur doit être plus corrélé à sa propre variable latente qu'aux autres (Bennaceur & Chafik, 2019).

Deux critères principaux sont mobilisés :

- Les cross-loadings, qui vérifient que chaque item est mieux expliqué par son propre construit (Hair et al., 2014) ;
- Le critère de Fornell-Larcker (1981), qui confirme la distinction entre les construits en comparant leurs variances partagées.

✓ Critère de Cross Loading : Corrélation entre items

Une méthode couramment utilisée pour évaluer la validité discriminante consiste à analyser les corrélations croisées des indicateurs. Plus précisément, la corrélation d'un indicateur avec son construit principal doit être supérieure à ses corrélations avec les autres construits. Lorsque cette condition est respectée, cela témoigne de la validité discriminante (Hair et al., 2011). En revanche, des corrélations croisées plus élevées que celles attendues peuvent indiquer un manque de distinction entre certains construits. Dans notre étude, la validité discriminante des construits du modèle a été confirmée grâce au critère de cross-loading, comme le montre le tableau ci-après :

Tableau N° 7 : Validité discriminantes des items

	AT1	CG1	CP1	IA1	CP1 x IA1
AT1	0.897	0.265	0.006	0.094	-0.227
AT4	0.895	0.105	-0.003	0.108	-0.158
AT5	0.761	0.208	-0.025	0.012	-0.023
CG1	0.276	0.826	0.247	-0.112	0.025
CG2	0.264	0.866	0.239	-0.132	-0.047
CG3	0.153	0.892	0.121	-0.233	-0.113
CG4	0.170	0.904	0.142	-0.127	-0.015
CG5	0.180	0.843	0.159	-0.275	0.142
CP1	-0.011	0.173	0.922	0.171	-0.013
CP2	-0.059	0.258	0.926	-0.041	0.009
CP3	0.019	0.199	0.903	0.019	0.005
CP4	-0.018	0.172	0.883	-0.057	-0.072
CP5	0.071	0.142	0.882	0.033	0.005
IA1	0.078	-0.270	0.008	0.933	-0.055
IA2	0.177	-0.045	0.093	0.872	0.027
IA3	-0.043	-0.131	-0.067	0.739	-0.023
IA5	0.051	-0.041	0.079	0.741	0.053
CP1 x IA1	-0.171	0.003	-0.013	-0.025	1.000

Source : Résultats obtenus à partir des calculs sous SmartPls

✓ **Critère de Fornell-Larcker : Corrélation entre variables**

Le critère de Fornell-Larcker constitue une approche plus rigoureuse pour évaluer la validité discriminante. Ce critère stipule qu'un construit doit partager davantage de variance avec ses propres indicateurs qu'avec les autres construits du modèle (Jr Hair et al., 2014). Concrètement, la racine carrée de la variance moyenne extraite (AVE) de chaque construit doit être supérieure à la plus grande corrélation qu'il entretient avec les autres construits. Cette méthode repose sur le principe qu'un construit est mieux expliqué par ses indicateurs que par d'autres construits. Dans notre étude, le tableau ci-après confirme que les construits issus de notre modèle respectent le critère de Fornell-Larcker, attestant ainsi de leur validité discriminante.

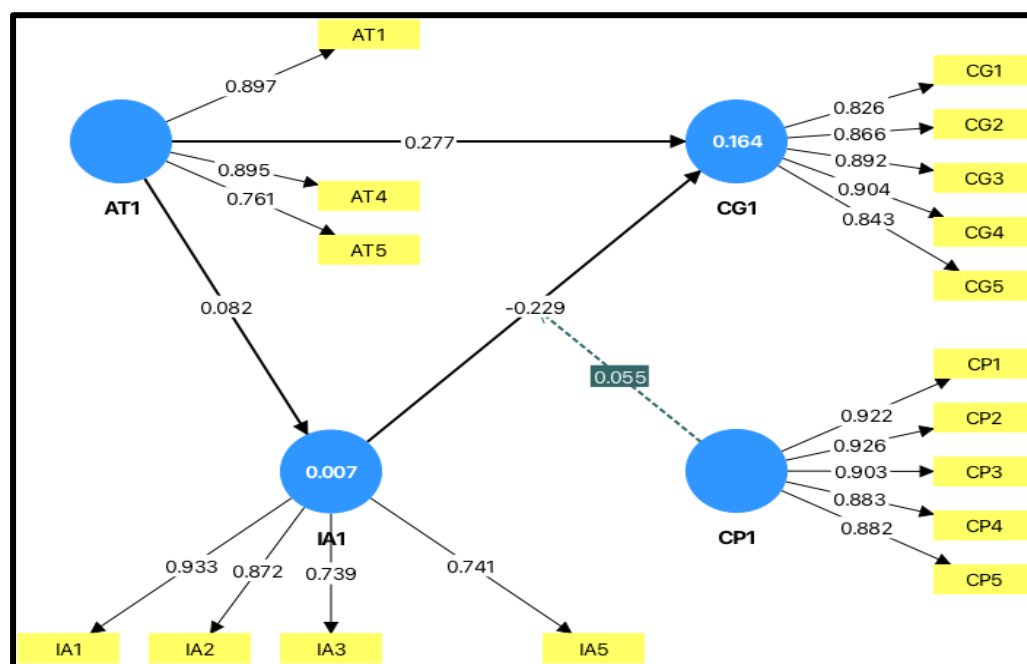
Tableau N° 8 : Validité discriminantes des variables

	AT1	CG1	CP1	IA1
Automatisation	0.853			
Pertinence du C.G	0.248	0.867		
Compétences numériques	-0.007	0.217	0.903	
Intelligence artificielle	0.082	-0.203	0.020	0.826

Source : Résultats obtenus à partir des calculs sous SmartPls

Globalement, le modèle présenté ci-dessous synthétise notre première analyse, qui porte sur la validité convergente à travers les corrélations, la fiabilité composite et la variance moyenne extraite, ainsi que sur la validité discriminante évaluée selon les critères de Fornell-Larcker et des cross-loadings. Après avoir vérifié que les mesures des construits sont à la fois fiables et valides, nous procédons à l'évaluation du modèle structurel, ce qui consiste à analyser ses capacités prédictives ainsi que les relations entre les construits.

Figure N° 3 : Modèle de recherche après la validité convergente et discriminante.



Source : Élaboration personnelle sous SmartPLS

4.1.2.2. Validation du modèle structurel (Inner model)

Dans l'approche PLS, l'analyse du modèle structurel repose sur des critères heuristiques basés sur les capacités prédictives du modèle. Par nature, ces critères ne visent pas à évaluer la qualité globale de l'ajustement du modèle. L'essentiel est que le modèle soit correctement spécifié et jugé en fonction de sa capacité à prédire les variables endogènes (Rigdon, 2012).

✓ Test d'hypothèse : coefficient de corrélation

Le test des hypothèses permet d'évaluer les relations causales entre les différentes variables du modèle. Les coefficients de chemin (« path coefficients ») et les valeurs bêta normalisées indiquent la force et le sens des liens entre construits (Henseler, Ringle & Sarstedt, 2014).

L'évaluation s'appuie sur la procédure Bootstrap de SmartPLS, qui génère les valeurs T et les valeurs de probabilité (p-value). Selon Hair et al. (2014), une relation est significative lorsque $T > 1,96$ et $p < 0,05$.

Ainsi :

- $0,01 < p < 0,05$: relation significative ;
- $p < 0,01$: relation fortement significative.

Enfin, la direction de la relation est indiquée par la moyenne de l'échantillon (Sample Mean), qui reflète le sens de l'effet estimé.

Tableau N° 9 : Coefficient de corrélation

	Original sample (O)	Sample mean (M)	Standard deviation (STDEV)	T statistics (O/STDEV)	P values	Décision
Automatisation -> Pertinence du C.G	0.055	0.046	0.122	0.447	0.655	Rejetée
Automatisation -> Intelligence artificielle	0.082	0.091	0.185	0.444	0.657	Rejetée
Compétences -> Pertinence du C.G	0.032	0.064	0.154	0.205	0.838	Rejetée
Compétences x Intelligence artificielle -> Pertinence du C.G	0.277	0.275	0.127	2.180	0.029	validée
Intelligence artificielle -> Pertinence du C.G	-0.229	-0.205	0.164	1.401	0.161	Rejetée

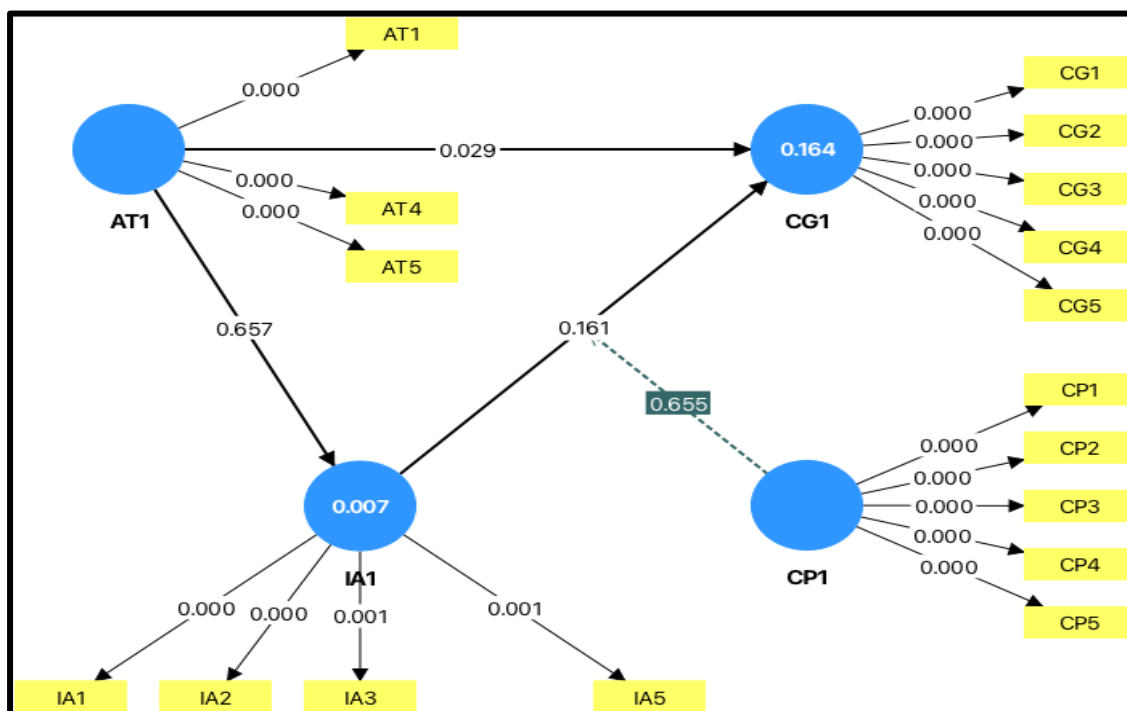
Source : Résultats obtenus à partir des calculs sous SmartPls

Les résultats montrent que l'automatisation des processus n'a pas d'effet direct significatif sur la pertinence du contrôle de gestion ($\beta = 0.055$; $t = 0.447$; $p = 0.655$), ce qui conduit au rejet de l'hypothèse 1. De même, l'intelligence artificielle seule ne présente pas d'effet positif significatif et même négatif ($\beta = -0.229$; $t = 1.401$; $p = 0.161$), rejetant l'hypothèse 2, probablement en raison de la complexité des outils et du manque de formation.

En revanche, l'interaction entre IA et compétences numériques est significative ($\beta = 0.277$; $t = 2.180$; $p = 0.029$), montrant que l'IA n'améliore le contrôle que si les acteurs possèdent les compétences nécessaires. Ce résultat confirme l'hypothèse 3 sur le rôle facilitateur des compétences numériques.

Enfin, les autres relations testées, comme l'automatisation avec l'IA ou les compétences seules, ne sont pas significatives, soulignant que ni la technologie ni les compétences ne suffisent seules : c'est leur combinaison qui impacte réellement la performance du contrôle de gestion.

Figure N° 4 : Modèle de recherche après le Bootstrapping



Source : Élaboration personnelle sous SmartPLS

➤ Coefficient de détermination (R square)

Le R^2 multiple mesure la capacité prédictive du modèle et l'apport de chaque variable explicative à la prédiction de la variable dépendante. Selon les seuils retenus : $R^2 > 0,1$ indique un modèle significatif, entre 0,05 et 0,1 un modèle marginal, et $< 0,05$ un modèle non significatif.

Dans cette étude, trois modèles ont été testés :

- Modèle 1 (automatisation seule) : $R^2 = 0,07$; R^2 ajusté = 0,041 → contribution faible à la prédiction.
- Modèle 2 (automatisation + intelligence artificielle) : $R^2 = 0,17$; R^2 ajusté = 0,145 → amélioration modérée de la prédiction.
- Modèle 3 (interaction automatisation $\times$ IA modérée par compétences numériques) : $R^2 = 0,278$; R^2 ajusté = 0,249 → prédiction modérée à forte.

Ces résultats montrent que l'automatisation n'améliore la pertinence du contrôle de gestion que lorsqu'elle est combinée à l'IA et valorisée par les compétences des contrôleurs. La technologie seule ne suffit pas ; son effet devient significatif uniquement lorsqu'elle est utilisée de manière compétente

Tableau N° 10 : Test de coefficient de détermination (R square)

	R-square	R-square adjusted
Automatisation	0.07	0.041
Intelligence artificielle	0.17	0.145
IA + Compétences numériques	0.278	0.249

Source : Résultats obtenus à partir des calculs sous SmartPls

➤ Coefficient de l'effet Size (f^2)

Après l'évaluation de (R^2) pour chaque variable latente endogène, il est très important d'étudier la variation de (R^2) suite à l'élimination de chaque variable latente exogène ce qui revient à déterminer l'intensité de l'impact de cette dernière.

La taille de l'effet f^2 est calculée en notant le changement de R^2 lorsqu'une construction spécifique est éliminée du modèle. La taille de l'effet de la construction omise pour une construction endogène particulière peut être déterminée telle que 0,02, 0,15 et 0,35 représentent respectivement des effets faibles, moyens et importants.

Le calcul de l'indice de la taille de l'effet est aussi intéressant dans ce cadre puisque les changements dans les R^2 peuvent apporter une idée concernant l'importance et l'impact des ou d'une variable latente exogène avec effet direct ou modérateur. Cet indice permet de prendre connaissance de la proportion de la variance totale de la variable dépendante qui est expliquée par la variation des variables indépendantes.

Cohen, en 1988 a proposé un barème pour l'interprétation de la valeur de l'effet (f^2) comme suit:

- $F^2 < 0,02$: effet très faible ou négligeable
- $0,02 \leq f^2 < 0,15$: effet faible
- $0,15 \leq f^2 < 0,35$: effet moyen
- $F^2 \geq 0,35$: effet fort

Le tableau ci-après présente les valeurs des effets de taille (f^2) pour les principales variables exogènes sur la variable Pertinence du contrôle de gestion :

Tableau N° 11 : Évaluation des effets de taille

	Pertinence du contrôle de gestion
Automatisation	0.001
Compétences numériques	0.060
Intelligence artificielle	0.094
CP x IA	0.278

Source : Résultats obtenus à partir des calculs sous SmartPls

Ces résultats mettent en évidence que l'automatisation seule n'a qu'un effet négligeable sur la pertinence du contrôle de gestion ($f^2 = 0.001$), ce qui indique que la simple mise en œuvre de processus automatisés ne suffit pas à améliorer la performance perçue des dispositifs de contrôle.

En revanche, les compétences numériques ($f^2 = 0.060$) ainsi que l'intelligence artificielle ($f^2 = 0.094$) produisent des effets faibles mais perceptibles, suggérant que chacune de ces dimensions contribue partiellement à la pertinence du contrôle, bien que de manière limitée.

Toutefois, c'est uniquement lorsque les compétences numériques et l'intelligence artificielle sont combinées que l'effet devient véritablement significatif. L'interaction entre les deux (CP1 x IA1) génère un effet de taille moyen ($f^2 = 0.278$), traduisant une synergie constructive entre les capacités humaines et les technologies intelligentes. Cette complémentarité apparaît alors comme un levier essentiel pour un contrôle de gestion pertinent, moderne et aligné avec les exigences de transformation digitale.

4.1.2.3. Analyse de l'effet médiateur de la variable Intelligence artificielle et compétences analytiques

Une variable est qualifiée de médiatrice lorsqu'elle s'insère entre une variable indépendante (explicative) et une variable dépendante (à expliquer), en jouant un rôle d'intermédiaire dans la relation causale. Autrement dit, la variation de la variable explicative influence celle de la variable médiatrice, qui à son tour affecte la variable à expliquer.

Selon Baron et Kenny (1986), il existe deux formes principales de médiation : la médiation parfaite et la médiation partielle. La médiation parfaite, comme le précisent El Akremi et Roussel (2003), implique l'existence d'une seule variable intermédiaire dominante qui assure entièrement la transmission de l'effet. Dans ce cas, d'après Bennaceur et Chafik (2019), l'impact direct de la variable explicative sur la variable dépendante disparaît totalement dès lors que la variable médiatrice est introduite dans le modèle.

En revanche, la médiation partielle se caractérise par la persistance d'un effet direct résiduel de la variable explicative sur la variable à expliquer, même après l'intégration de la variable médiatrice. L'effet est alors atténué mais non annulé, traduisant une influence conjointe directe et indirecte.

➤ **Bootstrap the indirect effect**

L'effet modérateur est défini par Borau et al (2015) comme l'existence d'une ou de plusieurs variables qui modulent l'influence d'une variable X sur une variable Y, en impactant la nature, le sens et/ou la force de cette influence qui varierait selon les valeurs de la variable modératrice. Dans notre cas le tableau suivant, nous permet de confirmer et infirmer les hypothèses restant dans laquelle il existe un ou plusieurs variables médiatrices :

Tableau N° 12 : Test des hypothèses de la variable modératrice

	Original sample (O)	Sample mean (M)	Standard deviation (STDEV)	T statistics (O/STDEV)	P values
AT1 → IA1 → CG1	-0.019	-0.014	0.045	0.423	0.672
AT1 → IA1 x CP1 → CG1	0.277	0.275	0.127	2.180	0.029

Source : Résultats obtenus à partir des calculs sous SmartPls

✓ **Analyse de l'effet médiateur : (AT1 → IA1 → CG1)**

Les résultats du tableau permettent d'entamer la vérification de la deuxième hypothèse de recherche, qui s'énonce, à titre de rappel, comme suit : H2. L'implémentation de l'intelligence artificielle dans les pratiques de contrôle de gestion améliore sa pertinence et engendre une redéfinition substantielle du rôle du contrôleur de gestion. Les estimations obtenues montrent l'absence d'effet indirect clair de l'automatisation sur la pertinence du contrôle via l'intelligence artificielle seule. En effet, la valeur-p est largement supérieure à 0.05 ($p = 0.672$), ce qui entraîne une relation non significative. D'où l'on déduit que l'hypothèse H2 est rejetée.

✓ **Analyse de l'effet médiateur : (AT1 → IA1 x CP1 → CG1)**

Les résultats du tableau permettent d'entamer la vérification de la dernière hypothèse de notre travail de recherche, qui s'énonce, à titre de rappel, comme suit : H3. Le renforcement des compétences numériques du contrôleur de gestion facilite significativement l'intégration et l'exploitation de l'intelligence artificielle dans le cadre du contrôle de gestion. D'après les résultats présentés par le logiciel SMART PLS 4, il devient clair que le chemin complet partant

de l'automatisation, passant par l'intelligence artificielle et les compétences numériques, jusqu'à la pertinence du contrôle, est significatif ($\beta = 0.277$; $p = 0.029$). Cela suggère que l'effet de l'automatisation sur la pertinence passe par une médiation en chaîne, dans laquelle l'intelligence artificielle et les compétences jouent un rôle central. D'où l'on déduit que l'hypothèse H3 est confirmée.

4.2. Conjonction de l'étude quantitative confirmatoire et discussion

Cette étude montre que l'articulation entre approches théoriques et empiriques permet de renouveler la compréhension des facteurs influençant la pertinence du contrôle de gestion dans un contexte de transformations technologiques rapides. L'automatisation, l'intégration de l'intelligence artificielle et le renforcement des compétences numériques des professionnels apparaissent comme des leviers susceptibles de redéfinir le contrôle de gestion comme système d'aide à la décision et outil de pilotage stratégique.

Le modèle conceptuel retenu identifie trois dimensions clés : automatisation des processus, implémentation de l'intelligence artificielle et compétences numériques des acteurs. L'objectif était de tester si ces éléments contribuent directement à la valeur perçue du contrôle de gestion ou s'ils doivent être combinés pour produire un effet significatif.

Les résultats confirment partiellement le cadre théorique, avec des effets variables selon les combinaisons testées. La discussion s'articulera autour de ces résultats pour en explorer les implications théoriques, méthodologiques et managériales, en s'appuyant sur les travaux antérieurs et les spécificités du contexte organisationnel. L'analyse détaillera d'abord les effets directs, puis les effets médiateurs, afin de mieux comprendre les dynamiques à l'œuvre et de dégager des pistes concrètes pour renforcer la pertinence du contrôle dans des environnements de plus en plus digitalisés.

4.2.1. Analyse du lien direct entre l'automatisation et la pertinence du contrôle de gestion

L'analyse du lien direct entre l'automatisation des processus et la pertinence du contrôle de gestion montre un effet quasi nul ($F^2 = 0.001$), infirmant l'hypothèse H1 selon laquelle l'automatisation seule améliorerait significativement le contrôle. Cela indique que, malgré son rôle facilitateur dans le traitement des données et l'exécution des tâches routinières, l'automatisation ne répond pas à elle seule aux exigences stratégiques et analytiques qui fondent la pertinence du contrôle.

Ces résultats confirment des études antérieures soulignant les limites de l'automatisation isolée : Granlund et Malmi (2002) montrent qu'elle améliore la productivité mais modifie peu la valeur informationnelle du contrôle, tandis que Dechow et Mouritsen (2005) insistent sur la

nécessité de l'implication des utilisateurs pour générer de la valeur ajoutée. D'autres recherches (Scapens & Jazayeri, 2003 ; Chapman & Kihn, 2009) indiquent que l'automatisation peut améliorer la réactivité et la précision du contrôle, mais seulement si elle s'accompagne de compétences humaines et d'un contexte organisationnel adapté.

Ainsi, notre étude confirme que l'automatisation seule ne constitue pas un levier suffisant pour renforcer la pertinence du contrôle de gestion. L'hypothèse H1 est donc rejetée, soulignant la nécessité d'une intégration combinée des technologies et des compétences humaines pour obtenir un impact significatif.

4.2.2. Analyse de l'effet médiateur de l'intelligence artificiel

L'hypothèse H2 postulait que l'introduction de l'intelligence artificielle (IA) en tant que variable médiatrice améliorerait la pertinence du contrôle de gestion. Les résultats montrent un effet médiateur modéré ($f^2 = 0.094$), indiquant une influence positive mais limitée. L'IA augmente l'automatisation intelligente et la capacité prédictive du contrôle, mais ne transforme pas seule la perception de sa pertinence.

Ces résultats sont cohérents avec la littérature : Marr (2020) souligne que l'IA améliore la vitesse et l'anticipation, mais ne remplace pas le jugement humain ; Bhimani et Willcocks (2014) insistent sur la nécessité de combiner l'IA avec des compétences organisationnelles ; Quattrone (2016) montre que son efficacité dépend d'une implémentation stratégique. Kokina et Davenport (2017) notent que dans des environnements très digitalisés, l'IA peut avoir un impact plus puissant, mais toujours conditionné par la maturité numérique globale.

Ainsi, notre étude confirme que l'IA seule contribue à la pertinence du contrôle de gestion, mais ne constitue pas un moteur autonome. L'hypothèse H2 est donc rejetée dans sa formulation initiale, suggérant que des médiations combinant plusieurs dimensions seraient plus pertinentes.

4.2.3. Analyse de l'effet médiateur combiné de l'intelligence artificielle et des compétences numériques

La troisième hypothèse (H3) postulait que la combinaison de l'intelligence artificielle (IA) et des compétences numériques jouerait un rôle médiateur significatif dans l'amélioration de la pertinence du contrôle de gestion. Les résultats confirment cette hypothèse, avec un effet médiateur élevé ($f^2 = 0.278$), le plus puissant parmi toutes les relations testées. Cela illustre la synergie positive entre technologies et aptitudes humaines : aucun des deux éléments ne peut, pris isolément, produire un impact optimal.

Ces résultats sont cohérents avec la littérature : Brynjolfsson et McAfee (2017) montrent que l'IA combinée à des compétences humaines avancées améliore la prise de décision et la création de valeur, tandis que Davenport et Kirby (2016) insistent sur l'importance de la compréhension critique des résultats par les utilisateurs. À l'inverse, Westerman et Bonnet (2015) soulignent qu'une utilisation de l'IA sans compétences adéquates peut limiter les bénéfices.

Dans notre étude, la pertinence du contrôle de gestion augmente réellement lorsque les technologies sont maîtrisées par des professionnels qualifiés, confirmant pleinement H3 et soulignant l'importance de la formation continue et de l'évolution du rôle du contrôleur de gestion vers un profil plus stratégique et analytique.

Conclusion

Cette étude a permis d'approfondir la compréhension des mécanismes à travers lesquels les innovations technologiques, telles que l'automatisation et l'intelligence artificielle, influencent la pertinence du contrôle de gestion dans les organisations contemporaines. En mobilisant une approche quantitative fondée sur la modélisation par équations structurelles (PLS-SEM), les hypothèses formulées à l'issue de la phase conceptuelle ont été rigoureusement testées, révélant des dynamiques complexes entre les variables étudiées.

Les résultats mettent en évidence plusieurs constats majeurs. D'une part, l'automatisation seule ne constitue pas un levier suffisant pour améliorer la pertinence du contrôle de gestion, soulignant que l'introduction d'outils technologiques, sans accompagnement stratégique ou humain, reste limitée face aux exigences actuelles du pilotage organisationnel. D'autre part, l'intelligence artificielle, bien qu'elle dispose d'un potentiel transformateur important, n'atteint pleinement son efficacité qu'en synergie avec des compétences numériques adaptées. Cette interaction entre dimension technologique et facteur humain apparaît comme un levier central pour renforcer la valeur informationnelle, analytique et stratégique du contrôle de gestion.

L'analyse confirme ainsi que ce n'est pas tant la technologie en elle-même qui apporte de la pertinence, mais plutôt sa capacité à être intégrée dans des pratiques organisationnelles maîtrisées et alignées avec les orientations stratégiques. Les compétences des contrôleurs de gestion se révèlent alors déterminantes, aussi bien dans l'appropriation des outils que dans l'interprétation des données générées.

En ce sens, les résultats contribuent à enrichir la littérature académique sur l'évolution du contrôle de gestion à l'ère numérique, tout en offrant des implications managériales concrètes. Ils soulignent l'importance de dépasser une approche purement techno-centrée pour privilégier



une vision intégrée, combinant investissements technologiques, développement des compétences et transformation des pratiques managériales

BIBLIOGRAPHIE

Bennaceur, a., & al (2019). Les fondements de l'usage des équations structurelles dans les recherches en sciences de gestion : cas de l'approche pls. *Revue du contrôle, de la comptabilité et de l'audit*, 3 (2).

Griguer, Sara. (2023). La transformation digitale de la fonction controle de gestion : une garantie de sa performance ?

HILMI, Y. (2024). L'intégration des systèmes de contrôle de gestion via les plateformes numériques. *Revue Economie & Kapital*, (25).

HILMI, Y., & al (2023). Le contrôle de gestion à l'ère des nouvelles technologies et de la transformation digitale. *Revue Française d'Economie et de Gestion*, 4(4).

Russell, s., & al (2016). *Artificial intelligence: a modern approach* (3rd ed.). pearson education.

Teece, d. j., pisanò, g., & shuen, a. (1997). dynamic capabilities and strategic management. *strategic management journal*, 18(7), 509-533.

Williamson, o. e. (1975). markets and hierarchies: analysis and antitrust implications. Free press.

Bal M & al (2024) « Analyse de la contribution des outils de contrôle de gestion à la performance territoriale dans un contexte de gouvernance : Approche empirique », *Revue du contrôle, de la comptabilité et de l'audit* *Revue du contrôle, de la comptabilité et de l'audit* « Volume 8 : numéro 3 » pp : 168-200.

BAL. M. & al (2025) « Contribution à l'analyse de l'impact de l'automatisation des processus sur la pertinence du contrôle de gestion : Approche qualitative », *Revue Internationale du chercheur* « Volume 1 : Numéro 2 ».

BAL M. & al (2024) « Le contrôle de gestion au service de la gouvernance des collectivités territoriales », *Revue Internationale des Sciences de Gestion* « Volume 7 : Numéro 3» pp : 132 – 167.

BAL. M. & al (2025) « Contrôle budgétaire, transformation numérique et performance financière : une étude empirique dans les entreprises agricoles de Souss-Massa », *Revue Française d'Economie et de Gestion* « Volume 6 : Numéro 7 » pp : 705- 740.

BAL. M. & al. (2025) « Contrôle budgétaire, transformation numérique et performance financière : une étude empirique dans les entreprises agricoles de Souss-Massa », *Revue Française d'Economie et de Gestion* « Volume 6 : Numéro 7 » pp : 705- 740.

SLIMANE S. & al. (2025) « L'impact de l'intelligence artificielle sur le métier de contrôleur de gestion : Enjeux et perspectives », *Revue Internationale des Sciences de Gestion* « Volume 8: Numéro 2 » pp: 868-895

KHOULOUN., (2025) « L'intelligence artificielle au service du contrôle interne dans le secteur bancaire: Enjeux, opportunités et limites », *Revue du contrôle, de la comptabilité et de l'audit* « Volume 9: numéro 2 » pp: 147-163.

LHALOUI FZ & AIT LHASSAN IMAD (2025) « Le contrôle de gestion à l'ère de l'intelligence artificielle : Vers un modèle conceptuel d'aide à la prise de décision » *Management Control, Auditing and Finance Review (MCAFR)* - Volume No. 2, Issue No. 2 – 2025

BADRE. El et al. (2025) « L'intelligence artificielle comme levier de performance dans les entreprises de services : Rôle du contrôle de gestion et de l'innovation organisationnelle », *Revue du contrôle, de la comptabilité et de l'audit* « Volume 9 : numéro 1 » pp : 375- 401.