

Le décalage entre l'adoption de l'intelligence artificielle et la performance universitaire : rôle du pilotage intelligent et de la gouvernance numérique

The Gap Between Artificial Intelligence Adoption and University Performance: The Role of Smart Steering and Digital Governance

Mohammed BENELMALLAM

Docteur en sciences de gestion

Faculté des Sciences Juridiques, Économiques et Sociales

Université Sidi Mohamed Ben Abdellah, Fès, Maroc

Adresse de correspondance :	Route d'Imouzzer, B.P. 42A, Fès, Maroc
Déclaration de divulgation :	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.
Conflit d'intérêts :	L'auteur ne signale aucun conflit d'intérêts.
Citer cet article	BENELMALLAM, M. (2026). Le décalage entre l'adoption de l'intelligence artificielle et la performance universitaire : rôle du pilotage intelligent et de la gouvernance numérique. <i>International Journal of Accounting, Finance, Auditing, Management and Economics</i> , 7(9), 115–129. https://doi.org/10.5281/zenodo.21521821
Licence	Cet article est publié en open Access sous licence CC BY-NC-ND

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

ISSN: 2658-8455

Volume 7, Issue 09 (2026)

Le décalage entre l'adoption de l'intelligence artificielle et la performance universitaire : rôle du pilotage intelligent et de la gouvernance numérique

Résumé

Les recherches sur l'intelligence artificielle dans l'enseignement supérieur analysent principalement les usages pédagogiques, tandis que son intégration au contrôle de gestion, au pilotage institutionnel et à la gouvernance numérique demeure peu documentée. Cette étude examine les relations entre adoption de l'IA, pilotage intelligent, gouvernance numérique et performance universitaire perçue, en mettant l'accent sur le décalage entre appropriation technologique et résultats institutionnels. Une enquête transversale a été menée auprès de 80 répondants. Quatre construits de cinq items, mesurés sur une échelle de Likert, ont été analysés par alpha de Cronbach, corrélations de Pearson, régression multiple, médiations bootstrapées et comparaisons entre groupes d'usage. Les échelles sont fiables (alpha de 0,865 à 0,953). L'adoption de l'IA est fortement associée au pilotage intelligent ($r = 0,691$; $p < 0,001$) et modérément à la gouvernance numérique ($r = 0,408$; $p < 0,001$). En revanche, le modèle de performance n'est pas significatif ($R^2 = 0,063$; $F = 1,709$; $p = 0,172$) et présente une faible taille d'effet ($f^2 = 0,067$). Les effets indirects ne sont pas confirmés, mais les usagers réguliers déclarent davantage d'adoption et de pilotage. Les résultats révèlent un décalage d'appropriation : l'IA transforme les routines informationnelles sans produire un gain mesurable. Les universités devraient prioriser la qualité des données, les compétences, l'intégration aux tableaux de bord et une gouvernance, puis évaluer les effets à partir d'indicateurs définis avant le déploiement.

Mots-clés : intelligence artificielle ; performance universitaire ; pilotage intelligent ; gouvernance numérique ; contrôle de gestion ; appropriation numérique.

Classification JEL : I23 ; M10 ; M15 ; O33.

Type du papier : Recherche empirique exploratoire.

Abstract

Research on artificial intelligence in higher education has mainly examined teaching and learning applications, whereas its integration into management control, institutional steering and digital governance remains insufficiently documented. This study investigates the relationships between AI adoption, smart steering, digital governance and perceived university performance, with particular attention to the gap between technological appropriation and institutional outcomes. A cross-sectional quantitative survey was conducted among 80 university stakeholders. Four five-item constructs measured on Likert scales were analysed using Cronbach's alpha, Pearson correlations, multiple regression, bootstrap mediation and comparisons across AI-use groups. The scales showed strong reliability (alpha from 0.865 to 0.953). AI adoption was strongly associated with smart steering ($r = 0.691$, $p < 0.001$) and moderately associated with digital governance ($r = 0.408$, $p < 0.001$). However, the performance model was not significant ($R^2 = 0.063$, $F = 1.709$, $p = 0.172$) and had a small effect size ($f^2 = 0.067$). Indirect effects were not supported, although regular users reported higher adoption and smart-steering scores. The findings reveal an appropriation gap: AI initially reshapes information routines and steering practices without immediately producing measurable institutional gains. Universities should therefore prioritise data quality, staff capabilities, integration into dashboards and decision routines, and proportionate governance mechanisms. Performance should subsequently be assessed through objective indicators defined before deployment, rather than inferred from usage levels alone. The study provides a transparent exploratory baseline and does not establish causal relationships across institutions or over time empirically here.

Keywords: artificial intelligence; university performance; smart steering; digital governance; management control; digital appropriation.

JEL Classification: I23; M10; M15; O33.

Paper type: Empirical exploratory research.

1. Introduction

Les universités sont confrontées à une extension continue de leurs obligations de performance. Elles doivent simultanément améliorer la qualité des apprentissages, la réussite étudiante, la production scientifique, l'efficacité administrative, l'insertion professionnelle, l'attractivité internationale et la soutenabilité de leurs ressources. Cette pluralité d'objectifs déplace le contrôle de gestion universitaire d'une logique essentiellement budgétaire vers un système multidimensionnel articulant objectifs, indicateurs, tableaux de bord, dialogue de gestion et apprentissage organisationnel (Kaplan & Norton, 1996 ; Otley, 1999 ; Simons, 1995).

La transformation numérique accroît parallèlement le volume, la granularité et la vitesse des données disponibles. L'intelligence artificielle peut soutenir l'analyse des parcours étudiants, l'identification des risques de décrochage, l'automatisation de processus, la planification, la production de prévisions et l'aide à la décision (Holmes et al., 2019 ; Zawacki-Richter et al., 2019). Le développement de l'IA générative étend encore ces usages, mais intensifie les enjeux de fiabilité, de biais, d'intégrité académique, de protection des données, d'explicabilité et de responsabilité (Dwivedi et al., 2021 ; UNESCO, 2023).

La disponibilité d'une technologie ne garantit toutefois pas la création de valeur. Des outils peuvent être utilisés de manière individuelle, fragmentée ou ponctuelle sans être intégrés aux systèmes d'information, aux réunions de pilotage, aux processus d'allocation des ressources ou aux mécanismes de reddition des comptes. Le problème scientifique ne consiste donc pas seulement à savoir si les universités utilisent l'IA, mais à comprendre comment cette adoption s'intègre aux routines de pilotage et peut, à terme, contribuer à la performance.

La littérature sur l'IA dans l'enseignement supérieur privilégie encore les usages pédagogiques, l'expérience d'apprentissage et l'intégrité académique. Les recherches consacrées à l'IA comme composante du contrôle de gestion universitaire, de la gouvernance des données et des routines décisionnelles restent plus limitées, malgré l'émergence de travaux sur les politiques institutionnelles et la gouvernance de l'IA (Dabis & Csáki, 2024 ; Wu et al., 2024 ; OCDE, 2024). Ce décalage justifie de mobiliser conjointement la théorie fondée sur les ressources, les capacités dynamiques, le modèle du succès des systèmes d'information et l'approche du contrôle comme ensemble cohérent afin d'expliquer pourquoi une adoption technologique peut précéder les effets institutionnels.

La question de recherche est dès lors la suivante : dans quelle mesure l'adoption de l'intelligence artificielle, le pilotage intelligent et la gouvernance numérique sont-ils associés à la performance universitaire perçue ? L'objectif principal consiste à tester les relations directes prévues par le modèle. Deux objectifs secondaires complètent cette analyse : premièrement, examiner de manière exploratoire trois voies indirectes ; deuxièmement, déterminer si la fréquence d'usage de l'IA correspond à des différences de pratiques opérationnelles, y compris après contrôle du statut des répondants.

La contribution scientifique réside dans la distinction empirique entre adoption technologique, appropriation managériale de l'information, encadrement institutionnel et performance réalisée. Compte tenu du dessin transversal, de l'échantillonnage non probabiliste et de la taille limitée de l'échantillon, cette contribution demeure exploratoire : les résultats décrivent des associations et ne permettent ni d'établir une causalité ni de généraliser à l'ensemble des universités.

La suite de l'article présente successivement le cadre théorique et le modèle conceptuel, la méthodologie, les résultats empiriques, leur discussion, les contributions et implications managériales, puis les limites et la conclusion.

2. Cadre théorique et développement des hypothèses

2.1. Adoption de l'intelligence artificielle dans l'enseignement supérieur

L'intelligence artificielle désigne ici un ensemble de systèmes capables de traiter des données, de reconnaître des régularités, de produire des prédictions ou du contenu et d'assister le jugement humain (Russell & Norvig, 2021). Dans l'enseignement supérieur, ses usages couvrent notamment l'apprentissage adaptatif, les tuteurs intelligents, l'évaluation automatisée, les agents conversationnels, l'analyse des apprentissages et l'aide aux décisions institutionnelles (Holmes et al., 2019 ; Zawacki-Richter et al., 2019).

L'adoption ne peut être réduite à l'accès à un outil. Elle renvoie à un usage régulier, finalisé et soutenu par l'organisation. Cette distinction est essentielle dans un contexte où des pratiques individuelles peuvent se développer plus vite que les politiques institutionnelles. Une adoption organisationnelle suppose des ressources techniques, des données accessibles, des compétences, des processus de validation et une intégration aux activités académiques ou administratives.

2.2. Performance universitaire comme construit multidimensionnel

La performance universitaire est intrinsèquement multidimensionnelle. Elle recouvre la qualité pédagogique, la réussite et la satisfaction des étudiants, la recherche et l'innovation, la réactivité administrative, la qualité des décisions, l'utilisation des ressources, la réputation et l'attractivité. Elle ne saurait donc être assimilée à un indicateur financier unique.

Dans la perspective du contrôle de gestion, la performance résulte de l'articulation entre objectifs, mesures, flux d'information, attention managériale, incitations et boucles de rétroaction (Otley, 1999 ; Simons, 1995). Les perceptions des parties prenantes constituent une source d'information pertinente pour une étude exploratoire, mais elles ne se confondent pas avec des résultats objectifs tels que le taux de réussite, les délais de traitement, la rétention, la productivité scientifique ou l'efficacité budgétaire. Cette distinction guide l'interprétation prudente des résultats.

2.3. Pilotage intelligent et gouvernance numérique

Le pilotage intelligent désigne l'aptitude à convertir des données actualisées en informations anticipatives et actionnables. Il se distingue du contrôle de gestion classique par l'apport spécifique de l'IA : traitement rapide de volumes importants, détection de régularités et de signaux faibles, production de prévisions, actualisation automatisée des alertes et adaptation des analyses aux nouveaux événements. Les tableaux de bord, le suivi des écarts et les revues de performance demeurent les supports de décision, mais ils sont enrichis par des capacités prédictives et adaptatives. L'IA assiste le jugement sans se substituer à la responsabilité des décideurs.

La gouvernance numérique constitue l'infrastructure institutionnelle de cette utilisation. Elle comprend les règles d'accès et d'usage, la qualité et la protection des données, l'éthique, la transparence, la traçabilité, la formation, l'assistance aux utilisateurs et l'attribution des responsabilités (Vial, 2019 ; Wirtz et al., 2019 ; Chan, 2023 ; UNESCO, 2023). Les analyses récentes des politiques universitaires montrent que la responsabilité, la supervision humaine, la transparence et la cohérence des orientations institutionnelles occupent une place centrale dans la gouvernance de l'IA (Dabis & Csáki, 2024 ; Wu et al., 2024). Une gouvernance insuffisante peut produire des données non fiables, des usages hétérogènes, une faible confiance et des décisions difficilement justifiables.

2.4. De l'adoption à la performance : une logique d'appropriation progressive

La théorie fondée sur les ressources considère qu'une technologie produit un avantage durable lorsqu'elle est combinée à des ressources organisationnelles de valeur et à des routines difficiles

à reproduire (Barney, 1991). Appliquée aux universités, cette perspective conduit à traiter l'IA non comme un déterminant autonome de la performance, mais comme une ressource dont la valeur dépend de la qualité des données, des compétences analytiques, de la coordination, des mécanismes de contrôle et de l'appropriation par les acteurs.

La théorie des capacités dynamiques précise le mécanisme de transformation. Les universités doivent détecter les besoins émergents, saisir les opportunités numériques puis reconfigurer les processus, les responsabilités et les routines décisionnelles (Teece et al., 1997). Le pilotage intelligent représente la conversion managériale des données en surveillance, anticipation et action. La gouvernance numérique assure la légitimité et la soutenabilité de cette conversion. Le modèle du succès des systèmes d'information rappelle que la qualité du système, la qualité de l'information, l'usage et la satisfaction précèdent les bénéfices nets (DeLone & McLean, 2003). L'approche du contrôle comme ensemble cohérent d'instruments indique parallèlement que la valeur de l'IA dépend de son insertion dans des contrôles formels et informels plutôt que de son déploiement isolé (Malmi & Brown, 2008). Les quatre cadres se complètent ainsi : la théorie des ressources identifie les actifs complémentaires, les capacités dynamiques expliquent leur reconfiguration, le modèle du succès des systèmes d'information ordonne la conversion de l'usage en bénéfices et le contrôle comme paquet précise les mécanismes organisationnels d'intégration. Cette synthèse conduit à une séquence d'appropriation progressive dont les relations sont résumées dans le tableau 1A.

Tableau 1A. Articulation des cadres théoriques avec le modèle de recherche

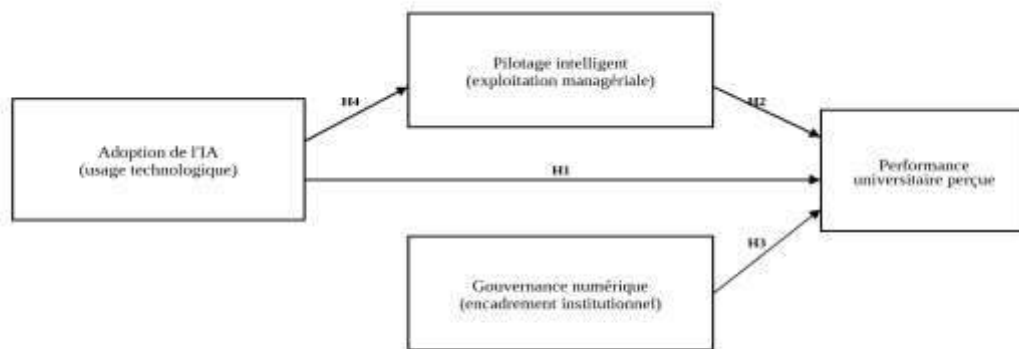
Cadre théorique	Mécanisme central	Rôle dans le modèle	Relations éclairées
Théorie fondée sur les ressources	La technologie crée de la valeur avec des données, compétences et routines complémentaires.	Situe l'adoption et la gouvernance comme ressources interdépendantes.	H1, H3 et voies exploratoires.
Capacités dynamiques	Détecter, saisir puis reconfigurer les processus et responsabilités.	Explique la conversion de l'adoption en pilotage intelligent.	H4 et voies exploratoires.
Succès des systèmes d'information	La qualité, l'usage et la satisfaction précèdent les bénéfices nets.	Relie pilotage, gouvernance et performance selon une séquence temporelle.	H2, H3 et voies exploratoires.
Contrôle comme paquet	Les effets proviennent de la complémentarité des contrôles formels et informels.	Interprète les effets conjoints et la faiblesse possible des coefficients uniques.	Ensemble du modèle.

Source : élaboration de l'auteur à partir de Barney (1991), Teece et al. (1997), DeLone et McLean (2003) et Malmi et Brown (2008).

2.5. Modèle conceptuel et hypothèses

Le modèle distingue quatre construits. L'adoption de l'IA représente l'usage technologique ; le pilotage intelligent correspond à l'exploitation managériale, prédictive et adaptative des données ; la gouvernance numérique formalise l'encadrement institutionnel ; la performance universitaire perçue synthétise l'appréciation des résultats académiques, administratifs et stratégiques. Dans la figure 1, les flèches H1, H2 et H3 relient respectivement l'adoption, le pilotage et la gouvernance à la performance. La flèche H4 relie l'adoption au pilotage intelligent, relation considérée comme le mécanisme organisationnel le plus immédiat. Les quatre hypothèses sont présentées dans le tableau 1.

Figure 1. Modèle conceptuel de la recherche



Les effets indirects via le pilotage intelligent et la gouvernance numérique sont examinés à titre exploratoire.

Source : élaboration de l'auteur.

Tableau 1. Hypothèses de recherche

Code	Hypothèse
H1	L'adoption de l'IA est positivement associée à la performance universitaire perçue.
H2	Le pilotage intelligent est positivement associé à la performance universitaire perçue.
H3	La gouvernance numérique est positivement associée à la performance universitaire perçue.
H4	L'adoption de l'IA est positivement associée au pilotage intelligent.

Source : élaboration de l'auteur à partir de la littérature.

H1 à H3 examinent les relations directes avec la performance et H4 porte sur l'association entre adoption et pilotage intelligent. Les effets indirects n'ont pas été formulés comme hypothèses confirmatoires, car le dessin transversal et la taille de l'échantillon ne permettent pas d'établir un processus causal. Ils répondent à trois questions exploratoires définies avant l'interprétation : QE1, l'adoption est-elle indirectement associée à la performance par le pilotage intelligent ? QE2, l'adoption est-elle indirectement associée à la performance par la gouvernance numérique ? QE3, une voie séquentielle associant adoption, pilotage, gouvernance et performance est-elle statistiquement étayée ?

3. Méthodologie de la recherche

3.1. Dessin de recherche

La recherche adopte un dessin quantitatif, transversal et exploratoire. L'unité d'analyse est la partie prenante universitaire. Le questionnaire en ligne vise à identifier des régularités dans un domaine émergent. L'échantillonnage est non probabiliste, par convenance et relais numériques ; il limite la représentativité et interdit toute conclusion causale. Les résultats sont donc interprétés comme des associations observées dans l'échantillon.

3.2. Échantillon et profil des répondants

Le jeu de données final comprend 80 réponses exploitables recueillies du 28 juin au 14 juillet 2026 auprès de cinq catégories d'acteurs. Le lien du questionnaire a été diffusé par des canaux numériques auprès de contacts universitaires, puis relayé de manière non contrôlée. Aucun dénominateur fiable des personnes effectivement exposées au lien n'ayant été conservé, le taux de réponse ne peut pas être calculé. Cette modalité accroît le risque d'auto-sélection. La diversité des statuts enrichit les points de vue, mais introduit une hétérogénéité d'accès aux données institutionnelles et aux décisions stratégiques.

Tableau 2. Répartition des répondants selon leur statut

Statut	Effectif	Pourcentage
Enseignant-chercheur	37	46,2 %
Étudiant	16	20,0 %
Personnel administratif	16	20,0 %
Responsable académique	7	8,8 %
Autre	4	5,0 %

Source : calculs de l'auteur à partir des données de l'enquête.

Les enseignants-chercheurs représentent 46,2 % de l'échantillon. Les étudiants et les personnels administratifs comptent chacun pour 20,0 %, tandis que les responsables académiques représentent 8,8 %. La prédominance des enseignants peut orienter les réponses vers les usages pédagogiques et les pratiques académiques ; les appréciations relatives à la gouvernance institutionnelle doivent dès lors être interprétées avec prudence.

Tableau 3. Fréquence déclarée d'utilisation de l'intelligence artificielle

Usage de l'IA	Effectif	Pourcentage
Oui, régulièrement	38	47,5 %
Oui, occasionnellement	30	37,5 %
Non	12	15,0 %

Source : calculs de l'auteur à partir des données de l'enquête.

Au total, 85 % des répondants déclarent utiliser l'IA régulièrement ou occasionnellement. L'exposition à la technologie est donc large, mais sa routinisation reste inégale : moins de la moitié des répondants en font un usage régulier et 15 % déclarent ne pas l'utiliser. Cette dispersion rend possibles des comparaisons exploratoires entre niveaux d'usage.

3.3. Mesure des construits

Les réponses ont été recueillies sur une échelle de Likert à cinq modalités allant de 1, « pas du tout d'accord », à 5, « tout à fait d'accord ». Chacun des quatre construits est opérationnalisé par cinq items et le score correspond à leur moyenne. L'adoption couvre l'usage, l'accès aux ressources, la personnalisation, l'efficacité administrative et l'aide à la décision. Le pilotage intelligent porte sur les indicateurs, l'exploitation des données, les tableaux de bord, le suivi des écarts et l'actualisation de l'information. La gouvernance numérique inclut les règles, la protection des données, la formation, l'éthique et le soutien institutionnel. La performance perçue couvre la qualité pédagogique, la réussite, les délais administratifs, la qualité des décisions et la réputation. Aucun prétest quantitatif distinct n'a été conduit ; le risque de concentration des réponses, notamment pour les items de performance formulés positivement, n'a donc pas été anticipé avant la collecte.

3.4. Stratégie d'analyse statistique

L'analyse suit six étapes. Premièrement, l'alpha de Cronbach évalue la cohérence interne et les statistiques descriptives caractérisent le niveau des construits. Deuxièmement, la validité de construit est explorée par des analyses en composantes principales : adéquation KMO, test de Bartlett, solution globale à quatre composantes et solutions unidimensionnelles par échelle. Troisièmement, les corrélations de Pearson et leurs intervalles de confiance à 95 % examinent les relations bivariées. Quatrièmement, une régression linéaire multiple estime les contributions simultanées des trois prédicteurs à la performance ; les facteurs d'inflation de la variance contrôlent la multicolinéarité et la taille d'effet globale f^2 est interprétée selon Cohen (1988). Cinquièmement, des médiations bootstrapées sur 5 000 répliques examinent les trois questions exploratoires. Un effet indirect est considéré comme statistiquement étayé uniquement lorsque son intervalle de confiance n'inclut pas zéro, conformément aux

recommandations de Preacher et Hayes (2008). Sixièmement, une ANOVA et le test de Kruskal-Wallis comparent les scores selon la fréquence d'usage. Une analyse complémentaire par modèle linéaire contrôle le statut des répondants ; les tailles d'effet η^2 et η^2 partiel complètent les valeurs p (Cohen, 1988).

Une analyse de sensibilité indique qu'avec $n = 80$, un test bilatéral au seuil de 5 % et une puissance de 80 % détecte approximativement une corrélation absolue d'au moins 0,31. Les corrélations observées avec la performance, proches de 0,21, sont inférieures à ce seuil. Pour les médiations, la puissance est encore plus faible, car l'effet indirect est le produit de plusieurs coefficients et ses intervalles sont généralement plus larges. L'absence de significativité peut donc refléter un effet faible, une imprécision élevée ou une absence réelle de relation ; elle ne constitue ni une preuve d'effet ni une preuve définitive d'absence.

3.5. Considérations éthiques

La participation était volontaire et anonyme. La présentation du questionnaire indiquait l'objectif académique de l'étude, l'utilisation agrégée des réponses et la possibilité de ne pas participer ; la soumission volontaire du formulaire valait consentement. Aucune donnée personnelle sensible permettant d'identifier directement les répondants n'a été collectée. Aucune approbation formelle d'un comité d'éthique n'a été obtenue pour cette enquête non interventionnelle. Cette situation est déclarée explicitement afin de permettre au lecteur d'apprécier le dispositif éthique.

4. Résultats empiriques

4.1. Statistiques descriptives et fiabilité

Tableau 4. Statistiques descriptives et cohérence interne des construits

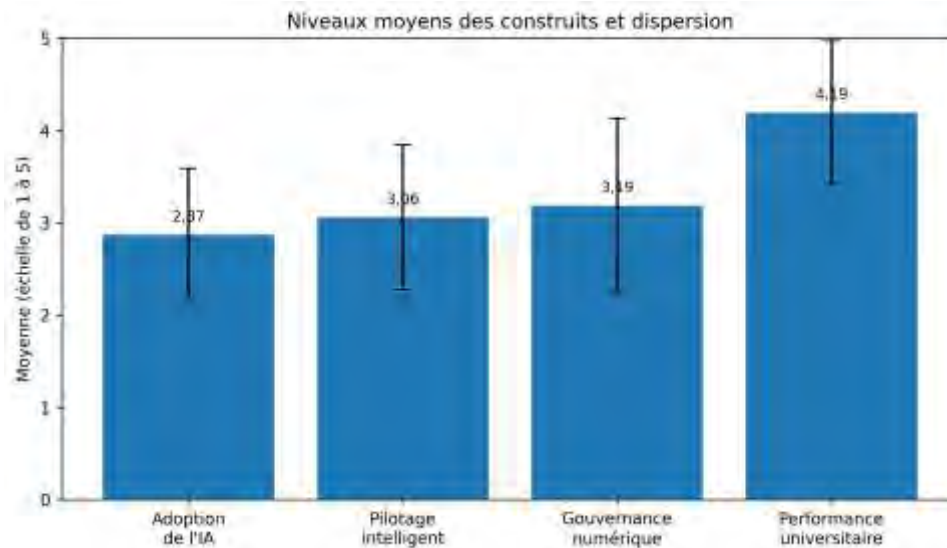
Construit	Moyenne	Écart-type	Alpha de Cronbach
Adoption de l'IA	2,870	0,719	0,865
Pilotage intelligent	3,058	0,782	0,881
Gouvernance numérique	3,185	0,944	0,907
Performance universitaire	4,192	0,778	0,953

Source : calculs de l'auteur à partir des 80 réponses.

Les quatre échelles présentent une cohérence interne élevée : les alphas s'étendent de 0,865 à 0,953. La performance universitaire obtient la moyenne la plus élevée ($M = 4,192$), tandis que l'adoption de l'IA reste plus modérée ($M = 2,870$). Le niveau élevé et la dispersion limitée de la performance indiquent un possible effet de plafond, cohérent avec la formulation positive de ses items et l'absence de prétest quantitatif spécifique.

L'analyse factorielle exploratoire confirme une adéquation globale satisfaisante des données ($KMO = 0,808$; test de Bartlett : $\chi^2(190) = 1\,398,44$; $p < 0,001$). Une solution globale à quatre composantes explique 76,8 % de la variance. Les analyses unidimensionnelles séparées expliquent 65,7 % de la variance pour l'adoption, 68,0 % pour le pilotage, 73,0 % pour la gouvernance et 84,4 % pour la performance ; les saturations absolues vont de 0,708 à 0,945. La solution globale distingue nettement la performance et la gouvernance, mais révèle un recouvrement partiel entre certains items d'adoption et de pilotage. La validité convergente est donc encourageante, tandis que la validité discriminante entre ces deux construits doit être confirmée sur un échantillon plus large.

Figure 2. Moyennes et écarts-types des dimensions étudiées sur une échelle de Likert de 1 à 5



Source : calculs de l'auteur à partir des données de l'enquête. Les barres d'erreur représentent un écart-type.

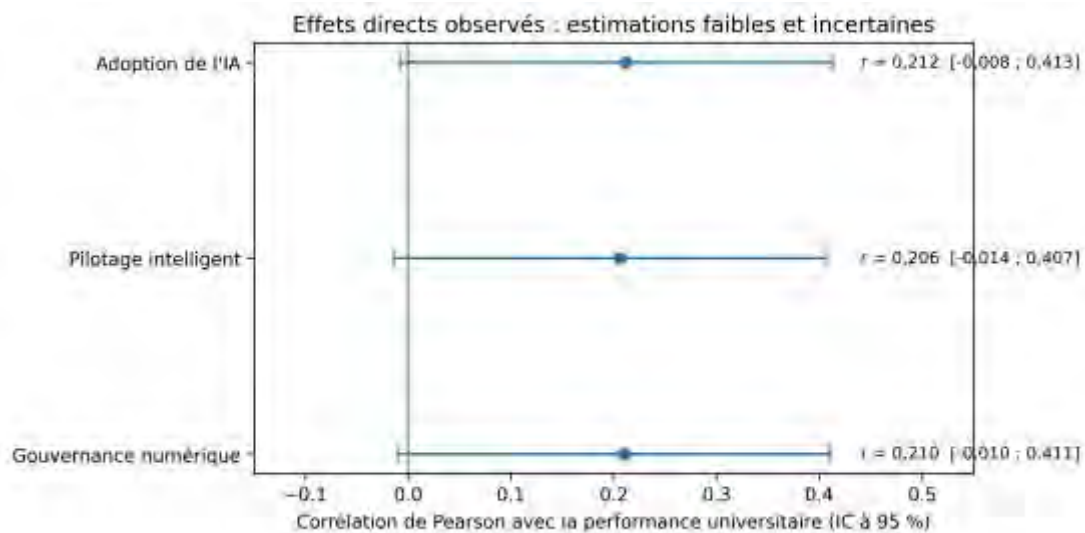
4.2. Analyse des corrélations

Tableau 5. Matrice des corrélations de Pearson

Construit	1	2	3	4
1. Adoption de l'IA	1,000	0,691**	0,408**	0,212
2. Pilotage intelligent	0,691**	1,000	0,675**	0,206
3. Gouvernance numérique	0,408**	0,675**	1,000	0,210
4. Performance universitaire	0,212	0,206	0,210	1,000

Source : calculs de l'auteur. Note : ** $p < 0,01$; * $p < 0,05$.

Figure 3. Corrélations avec la performance universitaire et intervalles de confiance à 95 % sur une échelle de Likert de 1 à 5



Source : calculs de l'auteur ; intervalles obtenus par transformation de Fisher.

La relation la plus forte apparaît entre l'adoption de l'IA et le pilotage intelligent ($r = 0,691$; IC95 % [0,556 ; 0,791] ; $p < 0,001$). L'adoption est également associée à la gouvernance numérique ($r = 0,408$; IC95 % [0,207 ; 0,576] ; $p < 0,001$), tandis que le pilotage intelligent et la gouvernance sont fortement liés ($r = 0,675$; IC95 % [0,535 ; 0,779] ; $p < 0,001$). Ces résultats dessinent un ensemble cohérent de pratiques technologiques, managériales et institutionnelles.

Les relations avec la performance sont positives mais faibles : adoption de l'IA, $r = 0,212$ ($p = 0,059$) ; pilotage intelligent, $r = 0,206$ ($p = 0,067$) ; gouvernance numérique, $r = 0,210$ ($p = 0,061$). Leurs intervalles de confiance incluent zéro. Les valeurs p proches de 0,05 ne constituent pas des résultats significatifs et ne doivent pas être qualifiées de tendances confirmées. Elles signalent uniquement des estimations incertaines à répliquer sur un échantillon plus large.

4.3. Régression linéaire multiple

Tableau 6. Régression de la performance universitaire perçue

Prédicteur	B	Erreur-type	Bêta	t	p	IC95 % de B	VIF
Constante	3,333	0,395	-	8,445	< 0,001	[2,546 ; 4,120]	-
Adoption de l'IA	0,162	0,167	0,150	0,970	0,335	[-0,171 ; 0,495]	1,94
Pilotage intelligent	0,003	0,190	0,004	0,015	0,988	[-0,376 ; 0,382]	2,96
Gouvernance numérique	0,121	0,125	0,147	0,971	0,334	[-0,128 ; 0,370]	1,86

Source : calculs de l'auteur. Variable dépendante : performance universitaire perçue.

Le modèle explique 6,3 % de la variance de la performance et n'est pas statistiquement significatif : $R^2 = 0,063$; R^2 ajusté = 0,026 ; $F(3, 76) = 1,709$; $p = 0,172$. La taille d'effet globale est faible ($f^2 = 0,067$), selon les repères de Cohen (1988). Aucun prédicteur n'apporte une contribution unique significative lorsque les autres variables sont maintenues constantes et les intervalles de confiance traversent zéro.

Les VIF, compris entre 1,86 et 2,96, ne signalent pas une multicolinéarité sévère. La quasi-nullité du coefficient du pilotage intelligent ne signifie donc pas que ce construit est dépourvu d'intérêt. Les fortes corrélations entre ces dimensions indiquent plutôt qu'elles partagent une part importante de variance organisationnelle. Leur contribution peut être collective, séquentielle ou conditionnelle, et non la somme de trois effets contemporains indépendants.

4.4. Effets indirects exploratoires

Tableau 7. Résultats des médiations bootstrapées

Voie indirecte	Effet indirect	IC bootstrap à 95 %	Conclusion
Adoption de l'IA puis Pilotage intelligent puis Performance	0,085	[-0,087 ; 0,298]	Non significatif
Adoption de l'IA puis Gouvernance numérique puis Performance	0,065	[-0,011 ; 0,171]	Non significatif
Adoption de l'IA puis Pilotage puis Gouvernance puis Performance	0,083	[-0,053 ; 0,258]	Non significatif

Source : calculs de l'auteur ; 5 000 réplifications bootstrap.

Aucun intervalle de confiance n'exclut zéro. Les données ne permettent donc pas d'étayer une médiation par le pilotage intelligent, par la gouvernance numérique ou par leur enchaînement. En raison de la puissance limitée pour les produits de coefficients, ces résultats n'excluent pas des effets indirects faibles ; ils demeurent toutefois non confirmés et ne doivent pas être interprétés comme des mécanismes établis. Leur examen futur requiert davantage d'observations, des mesures temporelles distinctes et des indicateurs objectifs de résultat.

4.5. Comparaisons selon la fréquence d'usage de l'IA

La fréquence d'usage est associée à l'adoption de l'IA et au pilotage intelligent. Les résultats paramétriques et non paramétriques convergent. Une analyse croisée montre toutefois une association modérée entre statut et fréquence d'usage : $\chi^2(8) = 16,435$; $p = 0,037$; V de Cramér = 0,320. Après contrôle du statut, l'effet de l'usage reste significatif pour l'adoption, $F(2, 73) = 7,249$; $p = 0,001$; η^2 partiel = 0,166, et pour le pilotage, $F(2, 73) = 3,967$; $p = 0,023$; η^2 partiel = 0,098. Il demeure non significatif pour la gouvernance, $p = 0,341$, et la performance,

$p = 0,545$. Le constat relatif aux pratiques opérationnelles résiste donc au contrôle du statut, contrairement à toute conclusion sur la performance.

Tableau 8. Comparaisons des construits entre groupes d'usage

Variable	ANOV A F	p	Eta ²	Kruskal- Wallis H	p	Interprétation
Adoption de l'IA	9,372	< 0,001	0,196	15,867	< 0,001	Différence forte
Pilotage intelligent	4,478	0,014	0,104	8,476	0,014	Différence modérée
Gouvernance numérique	1,184	0,311	0,030	-	-	Non significatif
Performance universitaire	0,576	0,564	0,015	-	-	Non significatif

Source : calculs de l'auteur. Groupes : usage régulier, occasionnel et absence d'usage.

4.6. Synthèse des hypothèses

Tableau 9. Décision relative aux hypothèses

Hypothèse	Relation testée	Décision
H1	Adoption de l'IA puis performance universitaire	Non soutenue
H2	Pilotage intelligent puis performance universitaire	Non soutenue
H3	Gouvernance numérique puis performance universitaire	Non soutenue
H4	Adoption de l'IA puis pilotage intelligent	Soutenue

Source : synthèse de l'auteur.

Le soutien apporté à H4, combiné à l'absence de soutien à H1, H2 et H3, indique que l'adoption est déjà liée aux pratiques de pilotage, tandis que la relation avec la performance n'est pas statistiquement établie. Cette configuration est compatible avec une maturation par étapes, mais elle est également compatible avec une absence réelle d'effet sur la performance telle qu'elle est mesurée ici. Les trois questions exploratoires de médiation restent non confirmées.

5. Discussion

Les résultats invitent à dépasser un récit linéaire selon lequel davantage d'IA produirait automatiquement davantage de performance. Ils mettent en évidence une chaîne organisationnelle incomplète : l'adoption est fortement liée au pilotage intelligent et s'inscrit dans un ensemble cohérent avec la gouvernance numérique, mais cet ensemble ne débouche pas encore sur un effet détectable au niveau de la performance universitaire perçue.

La relation entre adoption et pilotage intelligent constitue le résultat le plus robuste. Elle apparaît à la fois dans les corrélations et dans les comparaisons entre groupes. Les répondants qui utilisent régulièrement l'IA déclarent davantage d'intégration technologique et de pratiques fondées sur les indicateurs, les données actualisées et l'anticipation. Cette convergence soutient une interprétation en termes de préparation organisationnelle : l'exposition répétée à l'IA semble accompagner l'apprentissage de nouvelles routines d'information et de décision.

L'absence d'effet direct significatif admet plusieurs interprétations concurrentes. Un décalage temporel peut séparer l'investissement, l'appropriation et l'apparition de résultats ; les items de performance peuvent aussi être trop généraux ou affectés par un effet de plafond. Des ressources non incluses, telles que l'interopérabilité, la qualité des données ou la refonte des processus, peuvent également conditionner les gains. Néanmoins, une hypothèse plus parcimonieuse doit être considérée : les construits mesurés peuvent ne pas exercer de relation causale substantielle sur la performance, ou leurs bénéfices peuvent être compensés par des coûts, des erreurs et des usages superficiels. Les données transversales ne permettent pas de départager ces explications.

La gouvernance numérique est fortement associée au pilotage, mais cette covariance ne démontre ni un effet direct ni un rôle médiateur sur la performance. Elle peut constituer une condition seuil, une conséquence de la maturité numérique ou simplement un ensemble de

pratiques évoluant parallèlement au pilotage. L'apport propre de l'étude consiste donc à localiser l'association robuste au début de la chaîne, entre adoption et pilotage, puis à montrer que les étapes ultérieures restent empiriquement incertaines.

Cette dissociation entre pratiques et résultats affine les cadres mobilisés : elle suggère que la conversion en performance ne doit pas être postulée à partir de la seule cohérence des ressources et des routines. Le contrôle complémentaire par le statut confirme la robustesse du lien entre usage et pratiques opérationnelles, tandis que l'analyse factorielle invite à mieux distinguer adoption et pilotage dans les recherches futures. La contribution interprétative tient ainsi moins à la répétition des théories existantes qu'à l'identification de deux points critiques : la validité discriminante des construits intermédiaires et la mesure objective du dernier maillon de la chaîne.

6. Contributions théoriques et implications managériales

6.1. Contributions théoriques et méthodologiques

La première contribution est de distinguer explicitement quatre niveaux souvent confondus : la disponibilité ou l'usage d'une technologie, son intégration dans les dispositifs de pilotage, son encadrement par la gouvernance et la réalisation de résultats institutionnels. Les données soutiennent la transition entre les deux premiers niveaux, mais pas la transition finale vers la performance.

La deuxième contribution réside dans l'articulation des travaux sur la transformation numérique, le succès des systèmes d'information et le contrôle de gestion. Cette articulation fournit une explication plus crédible des résultats non significatifs qu'un simple rejet du rôle de l'IA. Elle montre que la performance dépend de complémentarités, de routines et de temporalités.

La contribution méthodologique est présentée séparément des apports théoriques. L'étude rapporte les coefficients faibles, les intervalles de confiance, l'analyse de puissance, les tailles d'effet, la validité factorielle exploratoire, le contrôle du statut et les médiations non confirmées sans les exagérer. Elle rappelle qu'une forte fiabilité interne ne garantit ni la validité discriminante, ni la validité prédictive, ni l'existence d'un effet organisationnel.

6.2. Implications managériales

Les résultats conduisent à hiérarchiser les actions plutôt qu'à multiplier immédiatement les outils. Puisque l'association la plus robuste concerne l'adoption et le pilotage, la première priorité consiste à transformer les usages dispersés en données fiables, responsabilités claires et routines documentées. La deuxième priorité est l'intégration aux tableaux de bord et aux décisions. La mesure des résultats objectifs et la décision de généraliser ne viennent qu'après ces deux étapes.

Dans les universités marocaines et, plus largement, nord-africaines, cette feuille de route peut être adaptée à des environnements où coexistent des systèmes d'information de maturité différente, plusieurs langues de travail et des capacités numériques hétérogènes. Une mise en œuvre réaliste peut commencer par des cas circonscrits, tels que le suivi des délais administratifs, l'orientation des étudiants ou l'identification précoce des difficultés, sous supervision humaine. La mutualisation de référentiels de données, de formations et de protocoles d'évaluation peut réduire les coûts pour les établissements disposant de ressources limitées.

La gouvernance doit être proportionnée aux risques. Les usages de soutien administratif ou d'exploration peuvent recevoir un encadrement allégé, tandis que les décisions affectant les étudiants, l'évaluation, les ressources humaines ou l'allocation des moyens exigent validation humaine, explicabilité, contrôle des biais, protection renforcée des données et mécanismes de

recours. Le rapport de l'OCDE sur l'écosystème d'éducation numérique souligne également l'importance de la gouvernance des données, de l'interopérabilité et d'une approche systémique (OCDE, 2024).

Tableau 10. Feuille de route priorisée pour une intégration responsable de l'IA

Horizon indicatif	Priorité	Actions principales	Indicateurs de passage
0 à 6 mois	1. Fondations	Inventorier les données et usages ; désigner les responsables ; documenter les règles, risques et compétences ; définir une situation de référence.	Qualité et traçabilité des données ; rôles validés ; utilisateurs formés.
6 à 18 mois	2. Intégration	Lancer des pilotes limités ; intégrer les résultats aux tableaux de bord et réunions ; maintenir une validation humaine ; suivre les incidents.	Usage régulier dans les routines ; taux de validation ; qualité des alertes ; incidents maîtrisés.
18 à 36 mois	3. Résultats et décision	Comparer les résultats à la situation initiale ; auditer les effets, biais et coûts ; généraliser, corriger ou arrêter les dispositifs.	Délais, réussite, qualité de service, efficacité et satisfaction mesurés objectivement.

Source : proposition de l'auteur à partir des résultats de l'étude.

7. Limites et voies de recherche futures

La première limite concerne la taille et le caractère non probabiliste de l'échantillon. Avec 80 observations, l'étude dispose d'une puissance limitée pour détecter des effets faibles et ne permet pas des modèles structurels complexes ou des analyses fiables par sous-groupes. La domination des enseignants-chercheurs et le faible nombre de responsables académiques réduisent en outre la portée des jugements sur la gouvernance institutionnelle.

La deuxième limite tient au dessin transversal, aux mesures autorapportées et à l'utilisation d'une variable dépendante exclusivement perceptuelle. La performance perçue, élevée et peu dispersée, peut refléter des attentes ou une appréciation générale plutôt que des résultats institutionnels objectivés. Les associations peuvent aussi traduire une causalité inverse, une variance de méthode commune ou des facteurs non observés. Enfin, le recouvrement partiel entre certains items d'adoption et de pilotage limite la validité discriminante du modèle.

Trois priorités de recherche se dégagent. Premièrement, des études longitudinales multi-institutionnelles doivent associer mesures perceptuelles et indicateurs administratifs afin d'établir l'ordre temporel entre adoption, changement des routines et performance. Deuxièmement, les échelles doivent être confirmées par analyse factorielle confirmatoire et test d'invariance entre statuts, universités publiques et privées. Troisièmement, des modèles de seuil, de modération ou de configurations doivent examiner si la gouvernance, la maturité des données et les compétences conditionnent les effets, plutôt que supposer des relations linéaires identiques dans tous les établissements.

8. Conclusion

Cette étude menée auprès de 80 parties prenantes met en évidence une association forte entre adoption de l'intelligence artificielle et pilotage intelligent, alors que les relations directes et indirectes avec la performance universitaire perçue ne sont pas statistiquement établies. Après contrôle du statut des répondants, la fréquence d'usage reste liée à l'adoption et au pilotage, mais pas à la performance. Les données sont donc compatibles avec un décalage d'appropriation, sans exclure l'hypothèse d'une absence réelle d'effet sur la performance mesurée.

Les apports sont de trois ordres. Sur le plan théorique, l'étude distingue les niveaux d'adoption, de pilotage, de gouvernance et de résultat, puis montre que la transition empirique la plus robuste se situe entre les deux premiers. Sur le plan intégratif, elle articule quatre cadres pour

identifier les ressources, routines et séquences à tester. Sur le plan méthodologique, elle documente les résultats nuls, la puissance limitée, la validité factorielle exploratoire et le contrôle d'une variable confondante. Ces conclusions restent limitées par la taille et le caractère non probabiliste de l'échantillon, le dessin transversal, la performance exclusivement perceptuelle et le recouvrement partiel de certains construits. La priorité managériale consiste donc à organiser des usages gouvernés et mesurables avant d'attribuer à l'IA des gains institutionnels.

Références

- (1). Barney, J. (1991). Firm resources and sustained competitive advantage. *Journal of Management*, 17(1), 99-120. <https://doi.org/10.1177/014920639101700108>
- (2). Chan, C. K. Y. (2023). A comprehensive AI policy education framework for university teaching and learning. *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 20, 38. <https://doi.org/10.1186/s41239-023-00408-3>
- (3). Cohen, J. (1988). *Statistical Power Analysis for the Behavioral Sciences* (2nd ed.). Lawrence Erlbaum Associates.
- (4). Dabis, A., & Csáki, C. (2024). AI and ethics: Investigating the first policy responses of higher education institutions to the challenge of generative AI. *Humanities and Social Sciences Communications*, 11, 1006. <https://doi.org/10.1057/s41599-024-03526-z>
- (5). DeLone, W. H., & McLean, E. R. (2003). The DeLone and McLean model of information systems success: A ten-year update. *Journal of Management Information Systems*, 19(4), 9-30. <https://doi.org/10.1080/07421222.2003.11045748>
- (6). Dwivedi, Y. K., Hughes, L., Ismagilova, E., Aarts, G., Coombs, C., Crick, T., Duan, Y., et al. (2021). Artificial intelligence (AI): Multidisciplinary perspectives on emerging challenges, opportunities, and agenda for research, practice and policy. *International Journal of Information Management*, 57, 101994. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2019.08.002>
- (7). Holmes, W., Bialik, M., & Fadel, C. (2019). *Artificial Intelligence in Education: Promises and Implications for Teaching and Learning*. Center for Curriculum Redesign.
- (8). Kaplan, R. S., & Norton, D. P. (1996). *The Balanced Scorecard: Translating Strategy into Action*. Harvard Business School Press.
- (9). Malmi, T., & Brown, D. A. (2008). Management control systems as a package: Opportunities, challenges and research directions. *Management Accounting Research*, 19(4), 287-300. <https://doi.org/10.1016/j.mar.2008.09.003>
- (10). Otley, D. (1999). Performance management: A framework for management control systems research. *Management Accounting Research*, 10(4), 363-382. <https://doi.org/10.1006/mare.1999.0115>
- (11). OCDE. (2024). *Perspectives de l'OCDE sur l'éducation numérique 2023 : Vers un écosystème numérique efficace*. Éditions OCDE. <https://doi.org/10.1787/78afb124-fr>
- (12). Preacher, K. J., & Hayes, A. F. (2008). Asymptotic and resampling strategies for assessing and comparing indirect effects in multiple mediator models. *Behavior Research Methods*, 40(3), 879-891. <https://doi.org/10.3758/BRM.40.3.879>
- (13). Russell, S., & Norvig, P. (2021). *Artificial Intelligence: A Modern Approach* (4th ed.). Pearson.
- (14). Simons, R. (1995). *Levers of Control: How Managers Use Innovative Control Systems to Drive Strategic Renewal*. Harvard Business School Press.

- (15). Teece, D. J., Pisano, G., & Shuen, A. (1997). Dynamic capabilities and strategic management. *Strategic Management Journal*, 18(7), 509-533. [https://doi.org/10.1002/\(SICI\)1097-0266\(199708\)18:7<509::AID-SMJ882>3.0.CO;2-Z](https://doi.org/10.1002/(SICI)1097-0266(199708)18:7<509::AID-SMJ882>3.0.CO;2-Z)
- (16). UNESCO. (2023). Guidance for Generative AI in Education and Research. UNESCO.
- (17). Vial, G. (2019). Understanding digital transformation: A review and a research agenda. *The Journal of Strategic Information Systems*, 28(2), 118-144. <https://doi.org/10.1016/j.jsis.2019.01.003>
- (18). Wirtz, B. W., Weyerer, J. C., & Geyer, C. (2019). Artificial intelligence and the public sector: Applications and challenges. *International Journal of Public Administration*, 42(7), 596-615. <https://doi.org/10.1080/01900692.2018.1498103>
- (19). Wu, C., Zhang, H., & Carroll, J. M. (2024). AI governance in higher education: Case studies of guidance at Big Ten universities. *Future Internet*, 16(10), 354. <https://doi.org/10.3390/fi16100354>
- (20). Zawacki-Richter, O., Marín, V. I., Bond, M., & Gouverneur, F. (2019). Systematic review of research on artificial intelligence applications in higher education: Where are the educators? *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 16, 39. <https://doi.org/10.1186/s41239-019-0171-0>

Annexe. Synthèse des dimensions du questionnaire

Tableau A1. Définition opérationnelle des construits

Construit	Contenu synthétique des cinq items	Échelle
Adoption de l'IA	Usage de l'IA, accès aux ressources, personnalisation, efficience administrative et aide à la décision.	Likert 1-5
Pilotage intelligent	Indicateurs, exploitation des données, tableaux de bord, suivi des écarts et information actualisée.	Likert 1-5
Gouvernance numérique	Règles d'usage, protection des données, formation, éthique et soutien institutionnel.	Likert 1-5
Performance universitaire	Qualité pédagogique, réussite étudiante, délais administratifs, décisions stratégiques et réputation.	Likert 1-5

Source : questionnaire de l'étude. Les formulations sont présentées sous forme synthétique.