

CHAIRE DE DYNAMIQUE SOCIALE (C.D.S)

MOUVEMENTS & ENJEUX SOCIAUX

Revue Internationale
des Dynamiques Sociales



PROFILS D'USAGE DE L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE ET MOTIVATION ACADEMIQUE DES ETUDIANTS DE L'UNIVERSITE DE KINSHASA.

Par

Teddy BOFULA LOBEBE

Eustache BANZA NSOMWE-A-NFUNKWA.

*Université de Kinshasa,
République Démocratique du Congo*

Résumé

Cette étude examine les associations entre profils d'usage de l'intelligence artificielle (IA) et motivation académique chez les étudiants de l'Université de Kinshasa. Un questionnaire portant sur les pratiques d'usage de l'IA et sur la motivation académique a été administré à un échantillon non probabiliste de 1 719 étudiants ; 1 717 questionnaires ont pu être analysés. Une classification non hiérarchique par k-moyennes, appliquée aux deux scores d'usage standardisés et dont le nombre de groupes a été fixé à partir de trois indices de qualité de partition, a identifié trois profils : usage faible (37,4 %), usage intensif indifférencié (38,1 %) et usage actif sélectif (24,5 %). La motivation académique croît de façon monotone le long de ce gradient ($M = 2,49 ; 2,78 ; 3,02 ; \eta^2 = 0,099$), tous les contrastes étant significatifs et l'écart entre les profils extrêmes atteignant une taille d'effet moyenne à forte ($d = 0,82$). Une régression multiple contrôlant l'âge, le sexe, le niveau et le domaine d'étude montre que l'usage actif est positivement associé à la motivation ($b = 0,35 ; IC\ 95\ \% [0,30 ; 0,40] ; p < 0,001$) alors que l'usage passif ne l'est pas ($b = 0,01 ; p = 0,596$) ; le modèle explique 13,6 % de la variance. Le niveau d'étude est également associé à la motivation, les étudiants de troisième année de licence se distinguant de ceux de première et deuxième année. Le devis étant transversal et l'échantillon non probabiliste, ces résultats ne permettent aucune inférence causale ; ils suggèrent néanmoins l'intérêt de dispositifs de formation orientés vers un usage actif et réflexif de l'IA, différenciés selon le niveau d'étude.

Mots-clés : *intelligence artificielle ; motivation académique ; profils d'usage ; analyse en clusters ; approche centrée sur les personnes ; enseignement supérieur.*

Abstract

This study examines the associations between profiles of artificial intelligence (AI) use and academic motivation among students at the University of Kinshasa. A questionnaire covering AI use practices and academic motivation was administered to a non-probability sample of 1,719 students, of whom 1,717 provided analysable responses. A k-means cluster analysis of the two standardised use scores, with the number of clusters determined by three partition-quality indices, identified three profiles: low use (37.4%), undifferentiated intensive use (38.1%) and selective active use (24.5%). Academic motivation increased monotonically along this gradient ($M = 2.49 ; 2.78 ; 3.02 ; \eta^2 = 0.099$), all contrasts being significant and the gap between extreme profiles reaching a medium to large effect size ($d = 0.82$). A multiple regression controlling for age, sex, level and field of study shows that active use is positively associated with motivation ($b = 0.35 ; 95\ \% CI [0.30 ; 0.40] ; p < 0.001$) whereas passive use is not ($b = 0.01 ; p = 0.596$) ; the model explains 13.6 % of the variance. The level of study is also associated with motivation, third-year licence students distinguishing themselves from first- and second-year students. Given the cross-sectional design and non-probability sample, these results do not allow for causal inference ; they nevertheless suggest the interest of training devices oriented towards active and reflexive use of AI, differentiated according to the level of study.

= 2.49, 2.78, 3.02; $\eta^2 = .099$), all contrasts were significant, and the difference between the extreme profiles reached a medium-to-large effect size ($d = 0.82$). A multiple regression controlling for age, gender, study level and field of study showed that active use was positively associated with motivation ($b = 0.35$, 95% CI [0.30, 0.40], $p < .001$) whereas passive use was not ($b = 0.01$, $p = .596$); the model accounted for 13.6% of the variance. Study level was also associated with motivation, third-year undergraduates differing from first- and second-year students. Because the design is cross-sectional and the sample non-probabilistic, no causal inference is warranted; the findings nonetheless support training programmes oriented towards active and reflective AI use, differentiated by study level.

Keywords: artificial intelligence; academic motivation; use profiles; cluster analysis; person-centred approach; higher education

INTRODUCTION

De nos jours, l'usage de l'intelligence artificielle transforme profondément les pratiques d'apprentissage des étudiants. Des outils tels que ChatGPT ou d'autres systèmes d'IA génératifs facilitent la réalisation des tâches académiques liées à la rédaction et à la compréhension des contenus. Ces transformations s'inscrivent dans une dynamique large de numérisation de l'enseignement universitaire où les technologies intelligentes jouent un rôle croissant dans le processus de transmission et d'acquisition des connaissances (Zawacki-Richter et al., 2019 ; Holmes et al., 2019). Au-delà de leurs potentialités, ces outils soulèvent une question empirique précise : quels usages effectifs les étudiants en font-ils, et ces usages entretiennent-ils des rapports différents avec leur engagement dans les études ?

La littérature disponible converge sur un point : les usages ne sont pas homogènes. Medina-Gual et Parejo (2026) distinguent, à partir d'une analyse en clusters portant sur la littératie en IA, trois profils d'utilisateurs : critiques et engagés, pragmatiques, émergents. Plus largement, plusieurs travaux opposent des formes contrastées de recours à l'IA : certains apprenants adoptent un usage actif et stratégique, mobilisant l'outil pour approfondir leur compréhension, vérifier des informations ou organiser leur apprentissage, tandis que d'autres en font un usage limité à l'obtention rapide de réponses, avec une mobilisation cognitive faible (Cotton et al., 2023 ; Kasneci et al., 2023). Cette distinction n'est pas seulement descriptive : elle recoupe la différence classique entre traitement profond et traitement superficiel de l'information, et l'on peut donc s'attendre à ce que ces deux formes d'usage entretiennent des rapports différents avec les variables motivationnelles.

La motivation académique constitue à cet égard une variable de premier intérêt, dans la mesure où elle conditionne la persévérance, l'effort investi et la qualité de l'engagement dans les tâches d'apprentissage. Or considéré

l'usage comme une variable unique et rechercher uniquement son association moyenne avec la motivation académique peut masquer l'hétérogénéité des pratiques estudiantines (Hou et al, 2025 ; Jin et al, 2026). Concrètement, les étudiants peuvent mobiliser les outils d'IA selon des combinaisons différentes de finalités, de fréquences, et de modalités d'utilisation susceptibles de correspondre à des expériences motivationnelles elles-mêmes différenciées.

Dès lors, il apparaît pertinent d'adopter une approche centrée sur les personnes, permettant d'identifier des profils d'étudiants caractérisés par des configurations distincts d'usage de l'IA et d'examiner ensuite leur association avec la motivation académique, (Howard & Hoffman, 2018). En effet, les approches centrées sur les personnes, permettent notamment de repérer des configurations qu'un modèle additif ne peut représenter, comme par exemple un usage intense qui combine, chez les mêmes individus, pratiques réflexives et pratiques de délégation.

A l'Université de Kinshasa (UNIKIN), les textes réglementaires et documents institutionnels actuellement disponibles encadrent de manière générale les évaluations et l'intégrité des productions académiques mais ne font pas apparaître de dispositions spécifiques consacrées à l'usage pédagogique de outils d'IA par les étudiants (Université de Kinshasa, 2021) ; cette absence justifie l'intérêt d'étudier empiriquement les modalités d'usages des outils d'IA au sein de la communauté universitaire. Ainsi, la présente étude poursuit trois objectifs : identifier les profils d'usage de l'IA parmi les étudiants, examiner les associations entre ces profils et la motivation académique, et apprécier le rôle des variables sociodémographiques (âge, sexe, niveau et domaine d'étude) dans ces associations. La question principale qui guide cette recherche est la suivante : les étudiants dont l'usage de l'IA est actif présentent-ils une motivation académique plus élevée que ceux dont l'usage est passif ?

2. CADRE THÉORIQUE ET HYPOTHÈSES

2.1 La théorie de l'autodétermination

La théorie de l'autodétermination (Ryan & Deci, 2000) postule trois besoins psychologiques fondamentaux : autonomie, compétence et appartenance sociale, dont la satisfaction soutient la motivation intrinsèque, la persévérance et l'engagement académique. Appliquée aux usages de l'IA, elle conduit à une prédiction différenciée. Un étudiant qui mobilise l'IA pour vérifier une information, corriger une erreur, comparer une réponse à ses propres connaissances ou organiser son travail exerce un contrôle sur son apprentissage et éprouve sa compétence : ce type d'usage devrait donc être associé positivement à la motivation. À l'inverse, un usage qui consiste à déléguer la tâche à l'outil sans engagement cognitif ne procure ni expérience

d'autonomie ni sentiment de compétence, il pourrait même les diminuer, dans la mesure où la réussite est attribuée à l'outil plutôt qu'à soi.

2.2 Engagement cognitif et profondeur du traitement

La distinction entre usage actif et usage passif prolonge une opposition établie en psychologie de l'apprentissage entre traitement profond et traitement superficiel de l'information. Ce qui différencie les deux n'est pas la quantité d'outil utilisée, mais le type d'opérations que l'étudiant conserve à sa charge. Reformuler une réponse, en juger la pertinence, en vérifier les sources, la confronter à d'autres informations : ces opérations maintiennent l'activité d'élaboration chez l'apprenant. Copier une réponse sans la modifier, ne pas consulter d'autre source, faire confiance sans vérifier : ces conduites la transfèrent à l'outil. C'est cette différence de charge cognitive assumée, et non l'intensité d'usage, qui devrait structurer les liens avec la motivation.

2.3 L'approche centrée sur les personnes

La notion de profil d'apprenant s'est imposée comme un cadre pertinent pour rendre compte des différences d'engagement dans les environnements médiés par les technologies numériques (Er et al., 2024). Dans le champ des usages de l'IA, Hou et al. (2025) et Jin et al. (2026) montrent, par des analyses en profils latents, l'intérêt d'une classification préalable des usagers avant l'examen des liens avec les ressources d'apprentissage, tout comme Medina-Gual et Parejo (2026) sur la littératie en IA. Deux précautions s'imposent cependant. D'une part, le nombre de groupes doit être justifié par des critères de qualité de partition et non par la seule interprétabilité des résultats. D'autre part, la validité d'une classification s'établit sur des variables externes, non utilisées pour classer (Hair et al., 2019) : les tests de différence portant sur les variables de classification elles-mêmes sont dépourvus de valeur inférentielle, puisque l'algorithme forme précisément les groupes de manière à maximiser ces différences. La présente étude respecte ces deux exigences.

2.4 Hypothèses

H1. L'usage actif de l'IA est positivement associé à la motivation académique, à variables sociodémographiques contrôlées.

H2. L'usage passif de l'IA n'est pas positivement associé à la motivation académique ; conformément au raisonnement issu de la théorie de l'autodétermination, une association nulle ou négative est attendue.

H3. Les étudiants se répartissent en profils d'usage distincts, et ces profils diffèrent quant à leur niveau de motivation académique, le profil combinant un usage actif élevé et un usage passif faible présentant la motivation la plus élevée.

H4. Les variables sociodémographiques retenues : âge, sexe, niveau et domaine d'étude – n'expliquent qu'une part marginale de la variance de la motivation académique en comparaison des variables d'usage.

3. MÉTHODOLOGIE

3.1 Contexte et participants

L'étude a été conduite à l'Université de Kinshasa, institution qui comptait 36 563 étudiants répartis dans treize facultés au moment de l'enquête, et qui ne dispose pas de structure formelle d'encadrement de l'usage pédagogique de l'intelligence artificielle. Un échantillon non probabiliste de convenance de 1 719 étudiants a été constitué, en veillant à diversifier les facultés, les niveaux et les tranches d'âge représentés. Le questionnaire, en version papier, a été administré en présentiel pendant les heures de cours au cours de l'année académique 2025-2026. Le tableau 1 en présente les caractéristiques.

Tableau 1. *Caractéristiques sociodémographiques de l'échantillon (N = 1 719)*

Variable	Modalité	n	%
Sexe	Masculin	922	53,6
	Féminin	797	46,4
Tranche d'âge	moins de 20 ans	383	22,3
	20 à 23 ans	913	53,1
	Plus de 23 ans	423	24,6
Niveau d'étude	L1 et L2 LMD	1115	64,9
	L3	388	22,6
	M1 et M2	216	12,6
Domaine d'enseignement	Sciences de la santé	444	25,8
	Sciences humaines et sociales	910	52,9
	Sciences et technologie	365	21,2

L'échantillon compte 53,6 % d'hommes et 46,4 % de femmes. La tranche des 20 à 23 ans est la plus représentée (53,1 %), les étudiants de première et deuxième année de licence constituent 64,9 % de l'effectif, et 52,9 % relèvent des sciences humaines et sociales. L'échantillon est donc large et diversifié, mais il ne prétend pas être représentatif, le mode d'échantillonnage étant non probabiliste. Les répondants ont été informés des objectifs de l'étude, du caractère volontaire de leur participation et de l'anonymat de leurs réponses avant de remplir le protocole. Tous ont consentis librement à participer à l'étude.

3.2 Instruments

Outre un court questionnaire d'identification sociodémographique (âge en trois tranches, sexe, niveau d'étude en trois modalités, domaine d'enseignement en trois filières), deux échelles ont été administrées, élaborées à partir de la littérature sur les usages de l'IA en éducation (Holmes et al., 2019 ; Kasneci et al., 2023) et sur la motivation académique (Ryan & Deci, 2000).

L'échelle d'usage de l'intelligence artificielle comportait quinze items dans sa version administrée, cotés sur une échelle de fréquence à quatre modalités

(1 = jamais, 2 = rarement, 3 = parfois, 4 = toujours). Sept items visaient l'usage passif, c'est-à-dire les conduites de délégation cognitive à l'outil, et huit l'usage actif, c'est-à-dire les conduites de vérification, de reformulation et d'élaboration. L'analyse factorielle (rapportée en section 4.1) a conduit à retirer un item de l'échelle passive, portant la version définitive à quatorze items : six pour l'usage passif et huit pour l'usage actif. Le score de chaque dimension est la moyenne des items la composant, de sorte qu'il conserve l'échelle de réponse d'origine.

L'échelle de motivation académique comportait quatre items cotés sur une échelle d'accord à quatre modalités (1 = pas du tout d'accord, 4 = tout à fait d'accord) : deux items de motivation extrinsèque, orientés vers les résultats et les notes, et deux items de motivation intrinsèque, orientés vers le plaisir de comprendre et de résoudre des problèmes. Le score de motivation académique est la moyenne des quatre items ; les deux sous-scores sont conservés pour les analyses secondaires. L'ensemble des énoncés figure en annexe.

3.3 Préparation des données

Le fichier brut comportait onze observations présentant des valeurs hors du domaine des échelles : notamment 7, 11, 22, 32, 41 et 44 sur des items cotés de 1 à 4, attribuables à des erreurs de saisie. Ces valeurs ont été recodées en données manquantes, de même que trois réponses manquantes. Les scores composites ont ensuite été calculés par moyenne prorata, sous condition qu'au moins 80 % des items d'une échelle soient renseignés. Deux observations ne satisfaisant pas cette condition sur l'échelle de motivation ont été écartées, portant l'effectif analysé à 1 717 observations, soit 99,9 % de l'échantillon initial. Aucune imputation n'a été pratiquée.

3.4 Stratégie d'analyse

Les analyses ont été conduites en cinq étapes. La structure des échelles d'usage a d'abord été examinée par analyse factorielle exploratoire, par factorisation en axes principaux avec rotation oblique oblmin, l'adéquation des données étant appréciée par l'indice KMO et le test de sphéricité de Bartlett ; la cohérence interne a été estimée par l'alpha de Cronbach, complété par la corrélation inter-items pour les sous-échelles à deux items, pour lesquelles l'alpha n'est pas informatif.

Les profils d'usage ont ensuite été identifiés par classification non hiérarchique en k-moyennes appliquée aux deux scores d'usage préalablement standardisés, cette standardisation évitant qu'une différence de variance entre les deux dimensions ne détermine mécaniquement la partition. Cinq cents initialisations aléatoires ont été utilisées pour chaque valeur de k. Le nombre de profils a été fixé en comparant les solutions de k =

2 à $k = 5$ sur trois indices de qualité de partition : coefficient de silhouette moyen, indice de Calinski-Harabasz et indice de Davies-Bouldin. Conformément à la remarque de la section 2.3, aucun test de différence n'a été conduit sur les variables de classification elles-mêmes.

La validité externe de la classification a été établie sur la motivation académique, variable non utilisée pour classer, par analyse de variance suivie de contrastes deux à deux avec correction de Tukey, tests t de Welch et tailles d'effet d de Cohen accompagnées de leurs intervalles de confiance.

Les associations avec la motivation académique ont enfin été estimées par régression linéaire multiple selon quatre modèles emboîtés. Le modèle M1 ne comprend que les covariables sociodémographiques ; le modèle M2 y ajoute les deux scores d'usage standardisés, dans une perspective centrée sur les variables ; le modèle M3 substitue aux scores l'appartenance aux profils, dans une perspective centrée sur les personnes. M2 et M3 constituent deux spécifications alternatives et non complémentaires : les profils étant obtenus par classification des deux scores d'usage, introduire les uns et les autres dans une même équation reviendrait à faire figurer deux fois la même information et rendrait les coefficients ininterprétables. Un quatrième modèle M4, réunissant scores et profils, est néanmoins rapporté à titre de démonstration de cette redondance. Les trois variables sociodémographiques à trois modalités ont été introduites sous forme de variables indicatrices avec modalité de référence explicite, un codage linéaire imposant à tort un effet monotone d'une modalité à la suivante. La variable dépendante a été standardisée, de sorte que les coefficients s'interprètent en écarts-types. Les erreurs-types sont robustes à l'hétéroscédasticité (estimateur HC3), ce qui dispense de postuler la normalité des résidus et l'homogénéité de leur variance. La multicolinéarité a été contrôlée par les facteurs d'inflation de la variance.

4. RÉSULTATS

4.1 Structure et cohérence interne des échelles

Les données se prêtent à une analyse factorielle : l'indice KMO atteint 0,80 et le test de sphéricité de Bartlett est significatif, $\chi^2(91) = 3\,494,5$; $p < 0,001$. Deux valeurs propres dépassent l'unité de façon nette (3,00 et 2,17, la troisième s'établissant à 1,11), ce qui soutient une solution à deux facteurs. La structure obtenue, présentée au tableau 2, correspond à l'organisation attendue : les huit items d'usage actif saturent le premier facteur entre 0,47 et 0,59, les six items d'usage passif saturent le second entre 0,38 et 0,56, et aucun item ne présente de saturation croisée supérieure à 0,12. Les deux facteurs expliquent conjointement 26,5 % de la variance totale après rotation.

Un item de la version initiale a été retiré à ce stade. L'énoncé « J'utilise l'IA surtout pour gagner du temps », affecté a priori à l'usage passif, saturait plus fortement le facteur d'usage actif (0,33) que le facteur auquel il était rattaché (-0,22). Ce résultat est cohérent sur le plan conceptuel : la recherche d'efficacité ne constitue pas en soi une délégation cognitive et peut au contraire accompagner un usage stratégique. Son retrait porte l'alpha de l'échelle d'usage passif de 0,63 à 0,65 et ne modifie aucune des conclusions rapportées ci-après.

Tableau 2. *Structure factorielle des échelles d'usage de l'intelligence artificielle (factorisation en axes principaux, rotation oblimin, $n = 1\,711$)*

Item	Énoncé	Dimension	F1 : Usage actif	F2 : Usage passif
VAR00005	Je copie-colle les réponses générées par l'IA sans les modifier.	Usage passif	0,12	0,38
VAR00007	Je ne réfléchis pas beaucoup lorsque j'utilise un outil d'IA pour mes travaux.	Usage passif	0,09	0,43
VAR00009	Même pour des tâches simples, je préfère utiliser l'IA plutôt que de les faire.	Usage passif	-0,04	0,49
VAR00016	Quand l'IA me donne une réponse, je ne consulte pas d'autres sources.	Usage passif	0,08	0,53
VAR00017	J'utilise l'IA pour faire mes devoirs sans chercher à comprendre.	Usage passif	-0,10	0,56
VAR00019	Je fais totalement confiance aux réponses fournies par l'IA sans les vérifier.	Usage passif	-0,03	0,53
VAR00006	Je critique ou corrige les réponses de l'IA lorsque je détecte des erreurs.	Usage actif	0,56	-0,05
VAR00008	Je me sers de l'IA pour structurer mes pensées ou organiser mes idées.	Usage actif	0,53	0,06
VAR00010	J'utilise les outils d'IA pour générer des idées, mais je développe mes propres.	Usage actif	0,56	-0,01
VAR00012	Je cherche à apprendre à travers les réponses de l'IA, pas juste à les utiliser.	Usage actif	0,51	-0,00
VAR00013	Je vérifie la fiabilité ou les sources des réponses fournies par l'IA.	Usage actif	0,47	-0,02
VAR00014	Je compare les réponses de l'IA avec mes propres connaissances ou d'autres sources.	Usage actif	0,59	-0,03
VAR00015	Je relis les réponses générées par l'IA pour en juger la pertinence et la qualité.	Usage actif	0,50	-0,00
VAR00018	Je reformule les réponses générées par l'IA pour mieux les comprendre.	Usage actif	0,48	0,05

Note. Les saturations sur le facteur d'appartenance sont indiquées en regard de la dimension a priori. Le signe du second facteur a été inversé pour la lisibilité, l'orientation des facteurs étant arbitraire.

La cohérence interne est satisfaisante pour l'usage actif ($\alpha = 0,75$) et acceptable pour l'usage passif ($\alpha = 0,65$), échelle plus courte et dont les items décrivent des conduites hétérogènes. Elle est plus faible pour la motivation académique ($\alpha = 0,60$) et franchement limitée pour les deux sous-échelles à deux items ($\alpha = 0,45$ et $0,49$; corrélations inter-items $r = 0,29$ et $r = 0,33$). Cette limite doit être gardée à l'esprit dans la lecture des résultats : une fiabilité faible de la variable dépendante atténue les associations observées, de sorte que les coefficients rapportés ci-dessous constituent probablement des estimations conservatrices.

4.2 Statistiques descriptives et corrélations

Le tableau 3 présente les statistiques descriptives et la matrice des corrélations. Deux résultats orientent la suite de l'analyse. D'abord, les deux

dimensions d'usage sont pratiquement indépendantes ($r = -0,05$) : un étudiant qui recourt fréquemment à l'IA de façon réflexive n'est ni plus ni moins susceptible d'en faire par ailleurs un usage de délégation. Cette quasi-orthogonalité justifie à elle seule une approche par profils, puisque les quatre combinaisons possibles de niveaux d'usage sont empiriquement réalisables. Ensuite, l'asymétrie des corrélations avec la motivation est nette : l'usage actif y est modérément associé ($r = 0,35$; $p < 0,001$) tandis que l'usage passif ne l'est pas du tout ($r = -0,000$). Cette asymétrie se retrouve sur les deux sous-dimensions de la motivation, avec une association un peu plus forte pour la motivation intrinsèque ($r = 0,32$) que pour la motivation extrinsèque ($r = 0,26$), ce qui est conforme à la prédiction issue de la théorie de l'autodétermination.

Tableau 3. *Statistiques descriptives, cohérence interne et corrélations ($n = 1\,717$)*

Variable	M	ET	α	1	2	3	4	5
1. Usage passif (6 items)	2,21	0,60	0,65	—				
2. Usage actif (8 items)	2,72	0,60	0,75	-0,047	—			
3. Motivation académique (4 items)	2,73	0,65	0,60	-0,000	0,347***	—		
4. Motivation extrinsèque (2 items)	2,71	0,78	0,45	0,017	0,262***	0,833***	—	
5. Motivation intrinsèque (2 items)	2,75	0,79	0,49	-0,017	0,317***	0,837***	0,395***	—

Note. * $p < 0,05$; ** $p < 0,01$; *** $p < 0,001$. L'alpha des sous-échelles à deux items est rapporté pour information ; il équivaut au coefficient de Spearman-Brown et n'est pas interprétable comme un indice de fiabilité à $k = 2$.

4.3 Identification des profils d'usage

Les indices de qualité de partition, rapportés au tableau 4, départagent les solutions envisagées. Les solutions à deux et à trois groupes sont équivalentes sur le coefficient de silhouette (0,372 dans les deux cas), mais la solution à trois groupes l'emporte nettement sur l'indice de Calinski-Harabasz (1 275,5 contre 958,2) comme sur l'indice de Davies-Bouldin (0,901 contre 1,020), et les deux indices se dégradent au-delà. La solution à trois profils a donc été retenue. Le panneau A de la figure 1 illustre ce choix.

Tableau 4. *Indices de qualité de partition selon le nombre de profils (k -moyennes sur les deux scores d'usage standardisés, $n = 1\,717$)*

k	Silhouette	Calinski-Harabasz	Davies-Bouldin	Effectifs des groupes
2	0,372	958,2	1,020	1202/515
3	0,372	1275,5	0,901	654/643/420
4	0,361	1241,5	0,926	688/400/357/272
5	0,348	1249,4	0,869	439/415/320/299/244

Note. Un coefficient de silhouette et un indice de Calinski-Harabasz élevés, et un indice de Davies-Bouldin faible, indiquent une meilleure partition.

Les trois profils, décrits au tableau 5 et représentés au panneau B de la figure 1, se distinguent par la configuration et non par la seule intensité de leurs usages. Le premier profil, qualifié d'usage faible ($n = 643$; 37,4 %), réunit des étudiants dont l'usage actif est nettement inférieur à la moyenne ($z = -0,89$) et dont l'usage passif est légèrement en deçà ($z = -0,27$) : ce sont des utilisateurs peu engagés dans les deux registres. Le deuxième, qualifié

d'usage intensif indifférencié ($n = 654$; 38,1 %), présente des scores supérieurs à la moyenne sur les deux dimensions, avec un usage passif particulièrement élevé ($z = +0,93$) : ces étudiants recourent beaucoup à l'IA, mais sans discriminer entre pratiques réflexives et pratiques de délégation. Le troisième, qualifié d'usage actif sélectif ($n = 420$; 24,5 %), combine l'usage actif le plus élevé ($z = +1,05$) et l'usage passif le plus faible ($z = -1,03$) : c'est le profil de l'usage discriminant.

Tableau 5. *Profils d'usage de l'intelligence artificielle : effectifs et centres ($n = 1\,717$)*

Profil	n	%	Usage passif — M (ET)	Usage passif — centre z	Usage actif — M (ET)	Usage actif — centre z
1. Usage intensif indifférencié	654	38,1	2,77 (0,37)	+0,93	2,84 (0,39)	+0,20
2. Usage faible	643	37,4	2,05 (0,38)	-0,27	2,19 (0,40)	-0,89
3. Usage actif sélectif	420	24,5	1,59 (0,38)	-1,03	3,35 (0,35)	+1,05

Note. Les centres z sont exprimés en écarts-types par rapport à la moyenne de l'échantillon ; les moyennes brutes conservent l'échelle de réponse de 1 à 4. Conformément à la section 2.3, aucun test de signification n'est rapporté sur les variables ayant servi à la classification.

Ce résultat constitue le premier apport de l'approche par profils : la lecture dichotomique opposant usagers actifs et usagers passifs ne rend pas compte de la population observée. Le profil majoritaire n'est ni actif ni passif au sens exclusif du terme, mais indifférencié, il cumule les deux registres. Une classification en deux groupes fusionne nécessairement ce profil avec l'un des deux autres et masque ainsi la configuration la plus fréquente.

4.4 Validation externe : motivation académique et profils

La motivation académique n'a pas été utilisée pour construire les profils ; les différences observées sur cette variable constituent donc un test de validité externe de la classification (Hair et al., 2019). L'analyse de variance est significative, $F(2 ; 1\,714) = 93,80$; $p < 0,001$, avec $\eta^2 = 0,099$, ce qui correspond à un effet moyen. Surtout, les moyennes s'ordonnent exactement selon le gradient d'usage actif et à l'inverse du gradient d'usage passif : 2,49 pour le profil d'usage faible, 2,78 pour le profil intensif indifférencié et 3,02 pour le profil actif sélectif. Le panneau C de la figure 1 représente cette distribution.

Les contrastes deux à deux, rapportés au tableau 6, sont tous significatifs, y compris après correction de Tukey. L'écart entre les profils extrêmes atteint 0,52 point sur une échelle de 1 à 4, soit un d de Cohen de 0,82 : effet moyen à fort. L'écart entre le profil intensif indifférencié et le profil actif sélectif reste substantiel ($d = 0,39$). Ces deux profils diffèrent sur les deux dimensions, mais dans des sens opposés : le profil actif sélectif se situe 0,85 écart-type au-dessus sur l'usage actif et 1,95 écart-type en dessous sur l'usage passif. Appliqués aux coefficients du modèle M2 (section 4.5), ces écarts prédisent un gain de 0,30 écart-type de motivation imputable à l'usage actif et une perte de 0,03

écart-type imputable à l'usage passif, pour un écart observé de 0,35 écart-type. L'usage actif rend donc compte à lui seul de 84 % de la différence, et la moindre fréquence des conduites de délégation n'y contribue que marginalement.

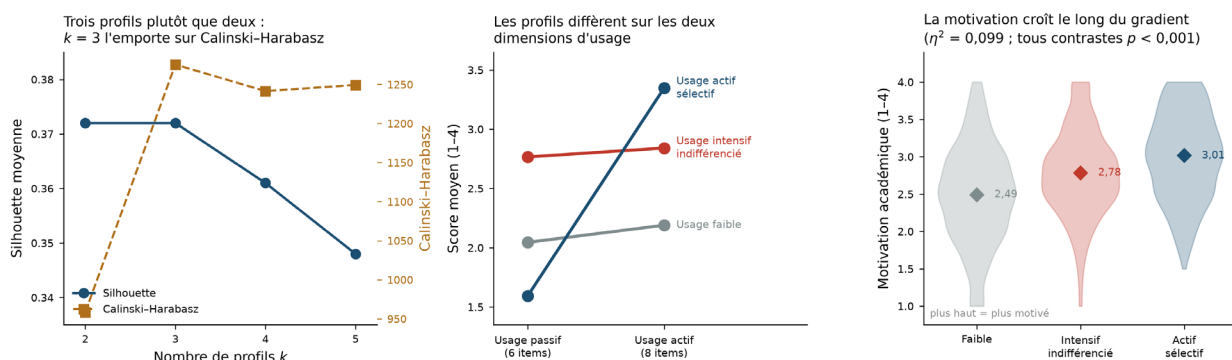
Un résultat complémentaire mérite d'être signalé. L'écart entre ces deux profils est bien plus marqué sur la motivation intrinsèque ($d = 0,46$; $p < 0,001$) que sur la motivation extrinsèque ($d = 0,18$; $p = 0,005$). La configuration d'usage se distingue donc surtout par ce qu'elle entretient avec le plaisir de comprendre, et moins avec l'orientation vers les notes : ce qui rejoint la prédiction de la théorie de l'autodétermination.

Tableau 6. Comparaison de la motivation académique entre profils d'usage ($n = 1\,717$)

Variable	Contraste	M profil A	M profil B	Différence	IC 95 %	t (Welch)	p	d de Cohen
Motivation totale	Profil 1 vs Profil 2	2,491	2,784	0,293	[0,224 ; 0,362]	-8,34	< 0,001	0,464
Mot. extrinsèque	Profil 1 vs Profil 2	2,480	2,800	0,321	[0,238 ; 0,404]	-7,59	< 0,001	0,422
Mot. intrinsèque	Profil 1 vs Profil 2	2,503	2,768	0,265	[0,182 ; 0,348]	-6,27	< 0,001	0,348
Motivation totale	Profil 1 vs Profil 3	2,491	3,015	0,523	[0,446 ; 0,600]	-13,35	< 0,001	0,815
Mot. extrinsèque	Profil 1 vs Profil 3	2,480	2,931	0,451	[0,357 ; 0,545]	-9,41	< 0,001	0,585
Mot. intrinsèque	Profil 1 vs Profil 3	2,503	3,099	0,596	[0,502 ; 0,690]	-12,44	< 0,001	0,764
Motivation totale	Profil 2 vs Profil 3	2,784	3,015	0,23	[0,158 ; 0,303]	-6,24	< 0,001	0,391
Mot. extrinsèque	Profil 2 vs Profil 3	2,800	2,931	0,13	[0,039 ; 0,222]	-2,8	0,005	0,176
Mot. intrinsèque	Profil 2 vs Profil 3	2,768	3,099	0,33	[0,242 ; 0,419]	-7,3	< 0,001	0,459

Note. Les intervalles de confiance portent sur la différence de moyennes (profil B moins profil A). Les valeurs de p sont issues de tests t de Welch ; tous les contrastes sur la motivation totale restent significatifs après correction de Tukey ($p < 0,001$).

Figure 1. Choix du nombre de profils, configuration des profils d'usage et distribution de la motivation académique



Note. Panneau A : indices de qualité de partition en fonction du nombre de profils k ; les solutions à deux et trois profils sont équivalentes sur la

silhouette, la solution à trois profils l'emporte sur l'indice de Calinski-Harabasz. Panneau B : scores moyens des trois profils sur les deux dimensions d'usage, échelle de réponse de 1 à 4. Panneau C : distribution de la motivation académique par profil (violons), moyenne (losange) et intervalle de confiance à 95 % de la moyenne (trait vertical). $n = 1\,717$.

4.5 Régressions multiples

Le tableau 7 présente la qualité d'ajustement des quatre modèles emboîtés. Les covariables sociodémographiques seules n'expliquent que 2,0 % de la variance de la motivation académique. L'ajout des deux scores d'usage porte cette proportion à 13,6 %, soit un gain de 11,7 points, tandis que le modèle centré sur les personnes atteint 11,4 %. Les deux spécifications convergent donc, avec un léger avantage pour la spécification continue — ce qui est attendu, la discrétisation en profils entraînant une perte d'information.

Tableau 7. *Qualité d'ajustement des quatre modèles de régression (variable dépendante : motivation académique standardisée ; $n = 1\,717$)*

Modèle	R ²	R ² ajusté	F	Ddl	ΔR^2 vs M1	p
M1 — covariables seules	0,020	0,016	5,22	7 ; 1709	—	< 0,001
M2 — usage (variable-centré)	0,136	0,132	25,31	9 ; 1707	0,117	< 0,001
M3 — profils (personne-centré)	0,114	0,110	24,28	9 ; 1707	0,095	< 0,001
M4 — usage + profils	0,144	0,138	22,23	11 ; 1705	0,124	< 0,001

Note. ΔR^2 : gain de variance expliquée par rapport au modèle M1. Les tests F reposent sur des erreurs-types robustes (HC3).

Le tableau 8 détaille le modèle M2. Conformément à H1, l'usage actif est positivement et significativement associé à la motivation académique : à variables sociodémographiques et usage passif contrôlés, une augmentation d'un écart-type du score d'usage actif correspond à une augmentation de 0,35 écart-type de la motivation, IC 95 % [0,30 ; 0,40] ; $p < 0,001$. Conformément à H2, l'usage passif n'entretient aucune association significative avec la motivation ($b = 0,01$; IC 95 % [-0,03 ; 0,06] ; $p = 0,596$) ; l'intervalle de confiance exclut tout effet de taille appréciable, dans un sens comme dans l'autre. Les facteurs d'inflation de la variance sont tous inférieurs à 1,25, ce qui écarte tout problème de colinéarité.

Tableau 8. *Modèle M2 — approche centrée sur les variables (variable dépendante : motivation académique standardisée ; $n = 1\,717$; $R^2 = 0,136$)*

Prédicteur	b	ET (HC3)	IC 95 %	t	p
20–23 ans vs moins de 20 ans	-0,113	0,059	[-0,228 ; 0,003]	-1,90	0,057
Plus de 23 ans vs moins de 20 ans	0,076	0,072	[-0,066 ; 0,218]	1,04	0,296
Féminin vs masculin	0,011	0,045	[-0,077 ; 0,100]	0,25	0,806
L3 vs L1–L2	0,207	0,060	[0,090 ; 0,324]	3,47	< 0,001
M1–M2 vs L1–L2	-0,024	0,069	[-0,159 ; 0,111]	-0,35	0,725
Sciences humaines et sociales vs santé	-0,043	0,054	[-0,149 ; 0,064]	-0,79	0,431
Sciences et technologie vs santé	-0,125	0,065	[-0,253 ; 0,003]	-1,91	0,056
Usage actif (score z)	0,348	0,027	[0,295 ; 0,401]	12,82	< 0,001
Usage passif (score z)	0,013	0,024	[-0,034 ; 0,059]	0,53	0,596

Note. Modalités de référence : moins de 20 ans, masculin, L1–L2, sciences de la santé. Erreurs-types robustes à l'hétéroscédasticité (HC3). Les

coefficients des scores d'usage s'interprètent en écarts-types de la variable dépendante par écart-type du prédicteur.

Le tableau 9 détaille le modèle M3. Les deux contrastes de profil sont significatifs et leur ordre reproduit le gradient observé en section 4.4 : par rapport au profil d'usage faible, le profil intensif indifférencié se situe 0,44 écart-type plus haut ($p < 0,001$) et le profil actif sélectif 0,80 écart-type plus haut ($p < 0,001$). L'hypothèse H3 est donc soutenue.

Tableau 9. *Modèle M3 – approche centrée sur les personnes (variable dépendante : motivation académique standardisée ; $n = 1\,717$; $R^2 = 0,114$)*

Prédicteur	b	ET (HC3)	IC 95 %	t	p
Profil 2 (intensif indifférencié) vs 1	0,435	0,054	[0,330 ; 0,541]	8,08	< 0,001
Profil 3 (actif sélectif) vs 1	0,797	0,061	[0,676 ; 0,917]	12,98	< 0,001
20–23 ans vs moins de 20 ans	-0,119	0,059	[-0,236 ; -0,003]	-2,00	0,045
Plus de 23 ans vs moins de 20 ans	0,102	0,073	[-0,040 ; 0,245]	1,40	0,160
Féminin vs masculin	-0,001	0,046	[-0,091 ; 0,089]	-0,01	0,988
L3 vs L1–L2	0,170	0,060	[0,052 ; 0,288]	2,82	0,005
M1–M2 vs L1–L2	-0,026	0,071	[-0,165 ; 0,112]	-0,37	0,709
Sciences humaines et sociales vs santé	-0,043	0,056	[-0,152 ; 0,066]	-0,77	0,439
Sciences et technologie vs santé	-0,136	0,066	[-0,266 ; -0,005]	-2,04	0,041

Note. Modalités de référence : profil 1 (usage faible), moins de 20 ans, masculin, L1–L2, sciences de la santé. Erreurs-types robustes (HC3).

S'agissant des variables sociodémographiques, les résultats sont plus nuancés que ne le laisserait attendre H4. Le niveau d'étude est significativement associé à la motivation dans les deux modèles : les étudiants de troisième année de licence se situent 0,21 écart-type au-dessus de ceux de première et deuxième année ($p < 0,001$ dans M2), alors que les étudiants de master ne s'en distinguent pas ($p = 0,725$). Le test joint sur les deux indicatrices de niveau est significatif dans M2, $F(2) = 7,07$; $p < 0,001$. L'âge est également associé à la motivation, $F(2) = 6,04$; $p = 0,002$ dans M2, selon un gradient non monotone qui aurait été invisible sous un codage linéaire. Le domaine d'enseignement, en revanche, est significatif lorsqu'il est considéré seul, $F(2) = 7,55$; $p < 0,001$ dans M1, mais cesse de l'être une fois les usages contrôlés, $F(2) = 1,87$; $p = 0,154$. Ce déplacement s'explique par la composition des profils, rapportée en annexe : le profil d'usage actif sélectif compte 36,2 % d'étudiants en sciences de la santé contre 19,8 % dans le profil d'usage faible, $\chi^2(4) = 46,95$; $p < 0,001$; V de Cramér = 0,12. L'association apparente entre filière et motivation passe donc en partie par les pratiques d'usage. L'hypothèse H4 n'est ainsi que partiellement soutenue : les variables sociodémographiques expliquent effectivement une part de variance bien moindre que les usages, mais elles ne sont pas sans effet.

4.6 Analyses de robustesse

Quatre vérifications ont été conduites. Premièrement, la substitution de la motivation académique totale par chacune de ses sous-dimensions laisse le résultat central inchangé : le coefficient de l'usage actif s'établit à 0,32 pour la

motivation intrinsèque ($R^2 = 0,110$) et à 0,26 pour la motivation extrinsèque ($R^2 = 0,085$), l'usage passif demeurant non significatif dans les deux cas ($p = 0,929$ et $p = 0,330$). Deuxièmement, l'adoption d'une solution en deux profils, moins bien soutenue par les indices de partition mais plus proche de la dichotomie usuelle, conduit à la même conclusion : le groupe à usage actif élevé ($n = 515$; 30,0 %) présente une motivation supérieure au groupe à usage faible ($M = 2,97$ contre 2,63 ; $t = -10,38$; $p < 0,001$; $d = 0,53$).

Troisièmement, l'ajout d'un terme d'interaction entre les deux scores d'usage au modèle M2 ne l'améliore pas ($b = -0,011$; $p = 0,672$; $\Delta R^2 = 0,0001$) : l'association entre usage actif et motivation ne dépend pas du niveau d'usage passif. Quatrièmement, le modèle M4 permet de vérifier la redondance annoncée en section 3.4. Réunir les scores d'usage et les profils dans une même équation n'apporte qu'un gain de 0,8 point de variance expliquée par rapport à M2 ($R^2 = 0,144$ contre 0,136), tout en réduisant le coefficient de l'usage actif de 0,35 à 0,25 et en rendant non significatif le contraste entre le profil intensif indifférencié et le profil d'usage faible ($b = 0,08$; $p = 0,307$). Cette instabilité était attendue : les profils étant construits à partir des deux scores, les deux blocs de prédicteurs se disputent la même variance. Le modèle M4 ne doit donc pas être interprété substantiellement, et les deux spécifications M2 et M3 sont à lire comme des lectures alternatives d'un même résultat, non comme des effets qui s'ajouteraient.

5. DISCUSSION

Cette étude visait à identifier les profils d'usage de l'intelligence artificielle parmi les étudiants de l'Université de Kinshasa et à examiner leurs associations avec la motivation académique. Trois résultats principaux s'en dégagent.

5.1 Trois configurations d'usage plutôt que deux

La population étudiée ne se répartit pas en usagers actifs et usagers passifs, mais en trois configurations. La plus fréquente, qui regroupe 38,1 % de l'échantillon, associe des scores élevés sur les deux dimensions : ces étudiants recourent abondamment à l'IA sans distinguer les pratiques de vérification et d'élaboration des pratiques de délégation. Le profil que la littérature décrit comme stratégique, caractérisé ici par un usage actif élevé et un usage passif faible, ne concerne qu'un quart des répondants. Ce résultat tient à la quasi-indépendance empirique des deux dimensions ($r = -0,05$) : intensité et sélectivité d'usage sont deux propriétés distinctes, et une échelle unique allant du passif à l'actif ne peut les représenter simultanément.

Cette structure recoupe partiellement les trois profils identifiés par Medina-Gual et Parejo (2026) en matière de littératie en IA, tout en s'en distinguant sur un point important : la variable de différenciation n'est pas ici

le degré de compétence ou d'engagement critique, mais la combinaison de deux registres de pratique. Elle rejoint également l'argument d'Er et al. (2024) selon lequel les profils d'engagement dans les environnements numériques ne sont pas réductibles à un continuum d'intensité. Sur le plan méthodologique, ce résultat illustre l'intérêt des approches centrées sur les personnes défendues par Howard et Hoffman (2018) : le profil majoritaire est précisément celui qu'un modèle additif ne peut restituer, puisqu'il se définit par la conjonction de deux niveaux élevés sur des dimensions non corrélées.

5.2 L'usage actif est associé à la motivation académique

Le résultat central est l'association robuste entre usage actif de l'IA et motivation académique ($b = 0,35$; $p < 0,001$), qui subsiste après contrôle de l'usage passif et des quatre variables sociodémographiques, se reproduit sur les deux sous-dimensions de la motivation et se retrouve dans la spécification centrée sur les personnes. Les conduites qui composent cette dimension : vérifier la fiabilité des réponses, les comparer à ses propres connaissances, les reformuler, en juger la pertinence, corriger les erreurs détectées, conservent chez l'étudiant les opérations d'élaboration et de contrôle. Elles correspondent aux conditions que la théorie de l'autodétermination associe à la satisfaction des besoins d'autonomie et de compétence (Ryan & Deci, 2000). Que l'association soit plus forte avec la motivation intrinsèque ($r = 0,32$) qu'avec la motivation extrinsèque ($r = 0,26$) va dans le même sens.

Ce résultat converge avec les travaux de Hassan (2026), qui montre que le recours non encadré à l'IA n'améliore pas systématiquement la performance et peut même nuire à la résolution de problèmes, tandis que l'encadrement pédagogique du recours à l'outil produit des bénéfices mesurables. Nos données ne portent pas sur la performance et ne peuvent tester cette proposition ; elles en fournissent un corrélât motivationnel : ce n'est pas la quantité d'usage qui accompagne l'engagement dans les études, mais sa qualité.

La part de variance expliquée, 13,6 %, doit être appréciée à sa juste mesure. Elle est modeste au regard de la nature multifactorielle de la motivation académique, qui dépend de déterminants biographiques, institutionnels et pédagogiques non mesurés ici. Elle est cependant substantielle pour une variable de pratique unique dans un modèle transversal, et elle représente près de sept fois la variance expliquée par les variables sociodémographiques réunies.

5.3 L'usage passif n'est pas associé à la motivation

L'usage passif n'entretient aucune association détectable avec la motivation académique, ni en corrélation simple ($r = -0,000$) ni en régression ($b = 0,01$; $p = 0,596$). Avec un intervalle de confiance de $[-0,03 ; 0,06]$, ce

résultat n'est pas un manque de puissance : il exclut tout effet de taille appréciable. Il rejoint les observations selon lesquelles la simple exposition aux technologies, sans engagement cognitif, n'améliore pas la qualité des apprentissages (Kasneci et al., 2023 ; Miao et al., 2021).

Ce résultat nul concerne l'effet principal ; il restait à vérifier que l'usage passif ne modère pas l'association entre usage actif et motivation, hypothèse que suggérait la lecture des profils. Le terme d'interaction entre les deux scores d'usage n'est pas significatif ($b = -0,011$; IC 95 % $[-0,060 ; 0,039]$; $p = 0,672$) et n'ajoute rien à l'ajustement ($\Delta R^2 = 0,0001$) : la pente de l'usage actif varie de 0,35 à 0,33 entre un usage passif faible et un usage passif élevé. Le bénéfice motivationnel associé aux conduites réflexives ne dépend donc pas du niveau de délégation par ailleurs consenti, et la différence observée entre les profils intensif indifférencié et actif sélectif s'explique par leur écart d'usage actif (section 4.4), non par leur écart d'usage passif. L'usage passif apparaît ainsi comme une dimension motivationnellement inerte, ce qui ne signifie pas qu'elle soit sans conséquence sur l'apprentissage lui-même, variable non mesurée ici.

5.4 Le rôle limité mais réel des variables sociodémographiques

Les variables sociodémographiques n'expliquent que 2,0 % de la variance de la motivation, ce qui confirme leur faible pouvoir prédictif relatif et rejoint les observations de Pang et al. (2025) dans un contexte d'enseignement médical assisté par IA. Elles ne sont pourtant pas sans effet. Le niveau d'étude est significativement associé à la motivation, les étudiants de troisième année de licence se distinguant de ceux des deux premières années, résultat qui pourrait s'interpréter par la proximité de l'échéance du cycle et par la spécialisation progressive du cursus, hypothèse que nos données ne permettent pas de tester. L'âge présente lui aussi une association significative, de forme non monotone. Enfin, l'effet apparent du domaine d'enseignement s'avère médiatisé par les pratiques d'usage : les étudiants en sciences de la santé sont nettement surreprésentés dans le profil d'usage actif sélectif (36,2 % contre 19,8 % dans le profil d'usage faible), tandis que ceux des sciences exactes et techniques y sont au contraire sous-représentés (17,1 % contre 26,9 %), et l'association entre filière et motivation disparaît lorsque les usages sont contrôlés.

La conséquence pratique est directe. Une politique de formation aux usages de l'IA n'a pas à cibler des catégories sociodémographiques comme telles, mais elle ne peut pas non plus les ignorer : le niveau d'étude, en particulier, constitue une dimension de différenciation pertinente pour la conception des dispositifs.

5.5 Implications pratiques

Trois orientations découlent de ces résultats. La première est que l'objectif d'une formation ne devrait pas être de réduire l'usage de l'IA, mais d'en modifier la composition. Le profil majoritaire n'est pas sous-utilisateur : il est indifférencié. La cible pédagogique est donc l'acquisition de critères de discrimination entre pratiques, quand vérifier, quand reformuler, quand ne pas se contenter d'une réponse unique — plutôt qu'une limitation quantitative.

La deuxième est que les compétences à développer sont identifiables dans les items qui composent la dimension d'usage actif : rechercher et sélectionner l'information pertinente, vérifier les sources, confronter une production de l'outil à ses propres connaissances, la reformuler pour se l'approprier, en juger la pertinence et la corriger. Ces opérations peuvent faire l'objet d'un enseignement explicite et d'une évaluation.

La troisième est que ces dispositifs gagneraient à être différenciés selon le niveau d'étude, et intégrés aux enseignements disciplinaires plutôt que dispensés comme un module transversal isolé, puisque les configurations d'usage varient significativement selon les filières.

5.6 Limites

Six limites doivent être prises en compte dans l'interprétation de ces résultats.

Le devis est transversal et aucune variable n'a été manipulée. Les associations rapportées ne permettent aucune conclusion causale, et les relations inverses ou réciproques restent également plausibles : un étudiant déjà motivé peut adopter un usage plus réflexif de l'IA, tout autant que l'inverse. Un devis longitudinal ou une intervention contrôlée serait nécessaire pour trancher.

L'échantillon est non probabiliste et provient d'une seule institution. Les proportions rapportées, notamment la taille relative des trois profils, décrivent l'échantillon et ne peuvent être extrapolées à la population estudiantine de l'UNIKIN, encore moins à d'autres contextes universitaires.

Toutes les mesures sont auto-déclarées. Le biais de désirabilité sociale est particulièrement à craindre sur l'échelle d'usage passif, dont les items décrivent des conduites peu valorisées académiquement, ce qui pourrait conduire à une sous-déclaration et atténuer les associations impliquant cette dimension.

La cohérence interne des mesures de motivation est faible ($\alpha = 0,60$ pour l'échelle totale, 0,45 et 0,49 pour les sous-échelles à deux items). Cette faible fiabilité atténue les associations estimées ; les coefficients rapportés sont donc probablement conservateurs, mais leur précision est limitée. Une échelle de

motivation validée et plus longue devrait être privilégiée dans des travaux ultérieurs.

L'échelle de fréquence utilisée pour les usages omet la modalité « souvent » entre « parfois » et « toujours », créant un intervalle sémantique inégal et rendant la modalité extrême difficile à endosser. Cela peut avoir comprimé la variance des scores d'usage.

La solution de classification dépend du nombre de groupes retenu et de la métrique employée. Les analyses de robustesse montrent que la conclusion principale ne varie pas selon ces choix, mais la description des profils, elle, en dépend. Par ailleurs, aucune variable de contexte : formation antérieure aux outils numériques, conditions d'accès matériel, exigences des enseignants, n'a été mesurée, alors que ces variables sont susceptibles d'expliquer la formation même des profils.

CONCLUSION ET PERSPECTIVES

Cette étude met en évidence trois configurations d'usage de l'intelligence artificielle parmi les étudiants de l'Université de Kinshasa : usage faible, usage intensif indifférencié et usage actif sélectif. Les résultats montrent que la motivation académique croît le long de ce gradient, avec un écart moyen à fort entre les profils extrêmes. L'usage actif de l'IA est positivement associé à la motivation, l'usage passif ne l'est pas, et les variables sociodémographiques n'expliquent qu'une part marginale de la variance, le niveau d'étude constituant toutefois un facteur de différenciation significatif.

Le résultat le plus utile pour l'action pédagogique n'est pas l'opposition entre usage actif et usage passif, mais l'existence d'un profil majoritaire indifférencié. Une part importante des étudiants recourt intensivement à l'IA sans discriminer entre les pratiques qui soutiennent l'apprentissage et celles qui s'y substituent. L'enjeu d'un dispositif de formation est donc moins de réguler la quantité d'usage que d'outiller cette discrimination, en explicitant et en évaluant les opérations qui composent l'usage actif : vérification des sources, confrontation aux connaissances établies, reformulation, appréciation critique de la pertinence des réponses.

Trois prolongements paraissent prioritaires. Un devis longitudinal permettrait de statuer sur le sens des relations observées, en mesurant usages et motivation à plusieurs reprises au cours d'un cycle. Une étude d'intervention comparant un dispositif de formation à l'usage actif à une condition de contrôle fournirait un test causal direct de l'implication pratique avancée ici. Enfin, l'inclusion de mesures de performance académique et de variables de contexte : accès matériel, formation antérieure, exigences des enseignants permettrait d'examiner si le bénéfice motivationnel associé à

l'usage actif se traduit en résultats d'apprentissage, question que les présentes données laissent entièrement ouverte.

RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIE

- Cotton, D. R. E., Cotton, P. A., & Shipway, J. R. (2024). Chatting and cheating: Ensuring academic integrity in the era of ChatGPT. *Innovations in Education and Teaching International*, 61(2), 228–239. <https://doi.org/10.1080/14703297.2023.2190148>
- Er, E., Silik, S., & Cansiz, S. (2024). Uncovering engagement profiles of young learners in K–8 education through learning analytics. *Journal of Learning Analytics*, 11(1), 101–115. <https://doi.org/10.18608/jla.2024.8133>
- Hair, J. F., Black, W. C., Babin, B. J., & Anderson, R. E. (2019). *Multivariate data analysis* (8e éd.). Cengage.
- Hassan, A. (2026). Leveraging artificial intelligence (AI) to enhance student engagement and academic performance in higher education. *Education and Information Technologies*, 31, 3835–3861. <https://doi.org/10.1007/s10639-026-13946-w>
- Holmes, W., Bialik, M., & Fadel, C. (2019). *Artificial intelligence in education: Promises and implications for teaching and learning*. Center for Curriculum Redesign.
- Hou, J., Zeng, H., Wang, Q., Zheng, Y., & Zhao, F. (2025). AI empowerment or hidden concern? Latent profiles of AI use motivations and the reciprocal relations between AI use motivations and mental health among university students. *Journal of Psychological Science*, 48(5), 1038–1050. <https://doi.org/10.16719/j.cnki.1671-6981.20250502>
- Howard, M. C., & Hoffman, M. E. (2018). Variable-centered, person-centered, and person-specific approaches: Where theory meets the method. *Organizational Research Methods*, 21(4), 846–876. <https://doi.org/10.1177/1094428117744021>
- Jin, F., Lin, C.-H., & Lai, C. (2026). Profiles of ESL postgraduate students' use of artificial intelligence in writing: Antecedents and outcomes. *Computers & Education*, 253, 105689. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2026.105689>
- Kasneci, E., Sessler, K., Küchemann, S., Bannert, M., Dementieva, D., Fischer, F., Gasser, U., Groh, G., Günnemann, S., Hüllermeier, E., Krusche, S., Kutyniok, G., Michaeli, T., Nerdel, C., Pfeffer, J., Poquet, O., Sailer, M., Schmidt, A., Seidel, T., ... Kasneci, G. (2023). ChatGPT for good? On opportunities and challenges of large language models for education. *Learning and Individual Differences*, 103, 102274. <https://doi.org/10.1016/j.lindif.2023.102274>

- Medina-Gual, L., & Parejo, J.-L. (2026). University students' engagement with artificial intelligence: A cluster analysis of learner profiles in AI literacy. *Technology, Knowledge and Learning*, 31, 291–309. <https://doi.org/10.1007/s10758-025-09926-7>
- Miao, F., Holmes, W., Huang, R., & Zhang, H. (2021). *AI and education: Guidance for policy-makers*. UNESCO. <https://doi.org/10.54675/PCSP7350>
- Pang, X., Zou, J., Zhang, X., Li, Y., Zhang, H., Wang, F., Zhang, Y., & Chen, X. (2025). The impact of artificial intelligence-assisted teaching on medical students' learning outcomes: An integrated model based on the ARCS model and constructivist theory. *BMC Medical Education*, 25(1), 1309. <https://doi.org/10.1186/s12909-025-07826-z>
- Ryan, R. M., & Deci, E. L. (2000). Self-determination theory and the facilitation of intrinsic motivation, social development, and well-being. *American Psychologist*, 55(1), 68–78. <https://doi.org/10.1037/0003-066X.55.1.68>
- Université de Kinshasa (2021). *Règlement des étudiants et critère de délibération à l'UNIKIN*. Document inédit.
- 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(1), 39. <https://doi.org/10.1186/s41239-019-0171-0>

Annexe. Énoncés des items

Tableau A1. *Items des échelles d'usage de l'intelligence artificielle et de motivation académique*

Item	Énoncé	Échelle	Statut
VAR00005	Je copie-colle les réponses générées par l'IA sans les modifier	Usage passif	retenu
VAR00007	Je ne réfléchis pas beaucoup lorsque j'utilise un outil d'IA pour mes travaux académiques..	Usage passif	retenu
VAR00009	Même pour des tâches simples, je préfère utiliser l'IA plutôt que de les faire moi-même	Usage passif	retenu
VAR00011	J'utilise l'IA surtout pour gagner du temps.	Usage passif (initial)	retiré (saturation croisée)
VAR00016	Quand l'IA me donne une réponse, je ne consulte pas d'autres sources.	Usage passif	retenu
VAR00017	J'utilise l'IA pour faire mes devoirs sans chercher à comprendre	Usage passif	retenu
VAR00019	Je fais totalement confiance aux réponses fournies par l'IA sans les vérifier.	Usage passif	retenu
VAR00006	Je critique ou corrige les réponses de l'IA lorsque je détecte des erreurs	Usage actif	retenu
VAR00008	Je me sers de l'IA pour structurer mes pensées ou organiser mes idées.	Usage actif	retenu
VAR00010	J'utilise les outils d'IA pour générer des idées, mais je développe mes propres idées	Usage actif	retenu
VAR00012	Je cherche à apprendre à travers les réponses de l'IA, pas juste à les utiliser.	Usage actif	retenu
VAR00013	Je vérifie la fiabilité ou les sources des réponses fournies par l'IA.	Usage actif	retenu
VAR00014	Je compare les réponses de l'IA avec mes propres connaissances ou d'autres sources..	Usage actif	retenu
VAR00015	Je relis les réponses générées par l'IA pour en juger la pertinence et la qualité.	Usage actif	retenu
VAR00018	Je reformule les réponses générées par l'IA pour mieux les comprendre.	Usage actif	retenu
VAR00020	ME: Je suis satisfait(e) de mes résultats académiques actuels.	Motivation	retenu
VAR00021	ME: Je suis motivé à étudier principalement pour obtenir de bonnes notes ou des récompenses externes.	Motivation	retenu
VAR00022	MI: Je prends plaisir à résoudre des problèmes intellectuels par moi-même.	Motivation	retenu
VAR00023	MI: Je suis motivé à apprendre principalement parce que j'aime découvrir de nouvelles choses	Motivation	retenu

Note. Les items d'usage sont cotés de 1 (jamais) à 4 (toujours), les items de motivation de 1 (pas du tout d'accord) à 4 (tout à fait d'accord). ME : motivation extrinsèque ; MI : motivation intrinsèque.

Tableau A2. *Composition sociodémographique des trois profils d'usage (pourcentages en ligne, n = 1 717)*

Variable	Modalité	Profil 1 %	Profil 2 %	Profil 3 %
Sexe	Masculin	57,2	51,5	51,7
Sexe	Féminin	42,8	48,5	48,3
Âge	moins de 20 ans	22,2	23,1	20,7
Âge	20 à 23 ans	54,6	49,8	56,2
Âge	Plus de 23 ans	23,2	27,1	23,1
Niveau	L1 et L2 LMD	63,6	64,7	67,1
Niveau	L3	25,7	21,6	19,3
Niveau	M1 et M2	10,7	13,8	13,6
Domaine	Sciences de la santé	19,8	25,2	36,2
Domaine	Sciences humaines et sociales	53,3	56,4	46,7
Domaine	Sciences et technologie	26,9	18,3	17,1

Note. Tests d'indépendance : sexe $\chi^2(2) = 5,16$; $p = 0,076$; $V = 0,06$ — âge $\chi^2(4) = 5,50$; $p = 0,240$; $V = 0,04$ — niveau $\chi^2(4) = 8,33$; $p = 0,080$; $V = 0,05$ — domaine $\chi^2(4) = 46,95$; $p < 0,001$; $V = 0,12$. Seul le domaine d'enseignement est significativement associé à l'appartenance aux profils.

Note du relecteur — points à trancher par les auteurs

Les points suivants demandent une décision de votre part et n'ont pas été modifiés dans le texte.

1. Libellés des domaines d'enseignement. Le fichier de données porte « Sciences de la santé », « Sciences humaines » et « Sciences exactes et techniques ». Le manuscrit écrit « Sciences humaines et sociales » et « Sciences et technologie ». Si le questionnaire administré employait bien ces derniers libellés, conservez-les mais uniformisez-les dans les tableaux 1, 8, 9 et A2 ; sinon revenez aux libellés du questionnaire. La modification proposée pour la tranche d'âge relève d'un autre ordre : « De 24 à 27 ans » attribuée à la modalité une borne supérieure que l'instrument ne comporte pas, et devait donc être corrigée.
2. Emplacement de la figure 1. Elle est appelée en section 4.3 mais placée après la section 4.6. Déplacez-la juste après le tableau 5, ou après le tableau 6 si vous préférez que la validation externe précède la figure.
3. Tableau 6. La colonne « IC 95 % » utilise le point décimal alors que le reste de l'article utilise la virgule, et le nombre de décimales varie d'une ligne à l'autre (2,48 et 2,8 au lieu de 2,480 et 2,800). Harmonisez à trois décimales et au séparateur décimal français. L'en-tête « |d| » gagnerait à être écrit « d de Cohen ».
4. Tableau 4. Les effectifs de la solution à trois groupes sont listés par ordre décroissant (654/643/420) alors que les profils sont numérotés par ordre croissant d'usage actif (643, 654, 420). Alignez l'ordre sur celui du tableau 5 pour éviter toute confusion.
5. Référence Wang et al. (2024). Elle n'est plus appelée dans le corps du texte après le remplacement proposé en section 2.3 — l'article cité porte sur le climat de classe, la littératie en IA et la résilience, et non sur une classification d'usagers. Soit vous l'appellez à un endroit où elle soutient effectivement l'argument, soit vous la retirez de la liste.
6. Vérifications bibliographiques restantes. Contrôlez sur la source : le nom de la revue de Hou et al. (2025), le volume 253 de Computers & Education pour Jin et al. (2026), et la pagination 291–309 de Medina-Gual et Parejo (2026).

Centre de recherche d'interface université-société

COMITÉ DE RÉDACTION ET ADMINISTRATION

- Directeur-Editeur : Sylvain Shomba Kinyamba, Professeur Ordinaire
- Rédacteur en Chef : Gaston Mwene Batende, Professeur Emérite
- Rédacteur en Chef adjoint : Patrick Develtere, Professeur Ordinaire
- Secrétaire de rédaction : Michel Kandolo Edungu, Chef de Travaux
- Relation avec les partenaires : Jean Pierre Mpiana, Professeur Ordinaire
- Archivage et logistique : Ingrid Mulamba Feza, Professeure Associée

CONSEIL SCIENTIFIQUE

Professeurs Baeke Viviane, Batamba Balembu Antoine ; Bongeli Yeikeo Ya Ato Emile ; Develtere Patrick ; Ekala Pierre ; Gretry Lucille ; Huib Huyse ; Inswan Bidum Pierre ; Kaminar Théo-Macaire ; Kapalayi Mutanga Roger-Vincent ; Labana Lasay'abar Jean Berck Mans ; Malemba N'sakila Gilbert ; Matabisi Nico ; Mbalanda Willy ; Mbela Hiza Login ; Mbuyi Musongela François ; Mokonda Bonza Floratin ; Mukoka Nsenda François ; Mulamba Feza Ingrid ; Muluma Munanga Albert ; Musa Alokpo Dieudonné ; Musao Kalombo Célestin ; Mutunda Mwembo Pierre ; Mpiana Tshitenge Jean Pierre ; Mwabila Malela Clément ; Mwene Batende Gaston ; Ndeke Zamba Casimir ; Ngoma Binda Elie ; Ngoy Bisongo Colby ; Nkuanzaka Inzanza Adélard ; Ongevela Van Jan, Osokonda Okenge Basile, Ponsar Paul, Reyhler Luc ; Sekimonyo Wa Magango Côme ; Shomba Kinyamba Sylvain ; Wingenga Jeannot ; Yandju Marie-Claire ; Yere Afobe Innocent Zimango Gama Romain.

Immeuble CDS n°3, Trafic, Route de l'Ouest,
Campus de l'Unikin, Tél. : 0999903563 /
shombakin@yahoo.fr,
www.mesrids.org
Dépôt légal : MR 3.02103.57117
N° ISSN : 2790-3095 (impr.)
N° ISSN : 2790-3109 (ligne)

