



Étude de l'adoption de l'intelligence artificielle par des personnes enseignantes du postsecondaire au Québec en fonction de cinq types d'usages

Studying Artificial Intelligence Adoption by Postsecondary Teachers in Quebec Through Five use Cases

<https://doi.org/10.18162/ritpu-2025-v22n1-13>

Alexandre LEPAGE^a   Université de Montréal, Canada

Normand ROY^a   Université de Montréal, Canada

Mis en ligne : 3 juin 2025

Résumé

Cette étude vise à expliquer l'adoption de cinq types d'usages de l'IA par les personnes enseignantes du postsecondaire : prédiction de la réussite, rétroaction, détection du plagiat, création de matériel et évaluation. Des personnes enseignantes du postsecondaire ($n = 127$) se sont prononcées sur les facteurs d'attitude, de performance perçue, de facilité d'utilisation et d'anxiété, de même que sur des facteurs de littératie de l'IA (technique, pédagogique et éthique). Des modèles d'équations structurelles ont été estimés pour expliquer l'intention d'utilisation. Il ressort des principaux résultats que des connaissances techniques sur l'IA sont associées à des attentes de performance plus faibles.

Mots-clés

Intelligence artificielle, enseignement supérieur, personne enseignante, adoption

Abstract

This study aims to explore the adoption of five AI use cases among postsecondary teachers: success prediction, feedback, plagiarism detection, course material creation, and assessment. Teachers ($n = 127$) scored their opinions on factors of attitude, performance expectancy, perceived ease of use and anxiety, along with AI literacy factors (technical knowledge, pedagogical use, and ethics). Structural equations models were estimated to analyze the intention to use. Results show that a higher level of technical knowledge is associated with lower performance expectations.

Keywords

Artificial intelligence, higher education, teacher, adoption

(a) Faculté des sciences de l'éducation.



Introduction

Cette étude porte sur l'adoption de l'intelligence artificielle (IA) par les personnes enseignantes du postsecondaire au Québec, soit dans les cégeps et les universités. Elle trouve sa pertinence dans l'accroissement des usages de l'IA et de la disponibilité des outils en enseignement supérieur qui seront d'abord présentés dans la problématique, aux côtés des principaux enjeux éthiques. Une enquête par questionnaire a été réalisée auprès de 127 personnes enseignantes du postsecondaire au Québec pour mesurer leur intention d'utiliser cinq types d'usages de l'IA en enseignement supérieur, de même que l'attitude, la performance perçue, la facilité d'utilisation perçue et l'anxiété. Le niveau de littératie de l'IA des personnes enseignantes a aussi été mesuré et mis en relation avec les mesures d'adoption précitées. Les résultats présentent des analyses de variance et des modélisations d'équations structurelles. La discussion aborde les faits saillants de l'étude, notamment la confirmation que certains usages de l'IA sont plus sensibles que d'autres (évaluation, prédiction de la réussite), ainsi que les implications scientifiques, notamment la pertinence de mesurer l'adoption en fonction des types d'usages sans s'arrêter aux outils. Les limites de l'étude sont présentées à la fin de la discussion.

Problématique

Le domaine de l'IA en éducation est actif depuis les années 1970 (Self, 2016) et a, pendant longtemps, permis le développement de systèmes tutoriels intelligents qui rendaient possible une adaptation de l'expérience d'apprentissage en fonction de traces d'apprentissage et de bases de connaissances (Wenger, 1986). Au tournant des années 2010, le recours grandissant à l'apprentissage automatique a donné lieu à une croissance exponentielle de la recherche sur l'IA en éducation (Chen *et al.*, 2020) et notamment en enseignement supérieur (Zawacki-Richter *et al.*, 2019). Pour cause, l'apprentissage automatique, méthode informatique visant la résolution de problèmes de prédiction ou de classification (Taulli, 2019), repose sur l'exploitation de données massives. Le recours croissant à des environnements numériques d'apprentissage a aussi contribué à l'accumulation de données massives qui permettent aujourd'hui de nouveaux usages de l'IA. Selon un rapport du Centre de transfert pour la réussite éducative du Québec (2018), parmi ces données, on retrouve des traces d'utilisation (logs d'environnements numériques d'apprentissage) et des données liées à la personne apprenante (p. ex. ses notes, ses informations sociodémographiques) ou à l'établissement (emplacement, classement, etc.). Dans une recension des écrits concernant spécifiquement les usages de l'IA en enseignement supérieur, Zawacki-Richter *et al.* (2019) ont identifié quatre grands types d'usages de l'IA pour soutenir l'enseignement ou l'apprentissage : le profilage et la prédiction (principalement de la réussite et de l'abandon), les systèmes tutoriels intelligents, l'évaluation et la rétroaction, et la personnalisation (p. ex. la recommandation de contenus basés sur les difficultés d'une personne). Les bénéfices potentiels sont nombreux, allant d'une expérience d'apprentissage améliorée grâce aux tableaux de bord pour soutenir la réussite (Gras, 2019) au gain de temps pour les personnes enseignantes qui pourraient être assistées dans la préparation de leur matériel didactique. À la fin de 2022, la sortie de l'outil ChatGPT a ajouté à ce portrait les usages de l'IA générative, une forme d'IA qui sert à générer du contenu en réponse à des commandes écrites en langage naturel (Miao et Holmes, 2024). L'UNESCO (2019) voit dans l'IA une solution potentielle pour accroître l'accès à l'éducation et améliorer la quantité et la qualité de l'information disponible pour la prise de décisions.

Ces importants bénéfices sont néanmoins confrontés à de nombreux enjeux éthiques qui ont été abondamment discutés. Dans un premier temps, le fonctionnement des systèmes d'IA repose sur

la collecte de traces numériques pour laquelle le consentement des personnes étudiantes est nécessaire. Or, ces dernières n'en sont pas toujours informées (Romero, 2019) ou bien leur consentement n'est pas libre et éclairé, car obligatoire pour l'obtention de services essentiels à leur scolarité (Hakimi *et al.*, 2021). Pour les usages de robots conversationnels, les personnes étudiantes ne sont même pas toujours informées non plus qu'elles interagissent avec une IA plutôt qu'avec un être humain (Nichols et Holmes, 2018) ou bien elles ne savent pas comment leurs données sont utilisées ni qui y a accès (Gras, 2019). La collecte et la centralisation de données, nécessaires à leur analyse (Madaio *et al.*, 2021), posent aussi certains risques comme le vol de données (Qin *et al.*, 2020) ou la surveillance abusive des comportements. Dans ce dernier cas, certains groupes marginalisés pourraient en souffrir davantage, car des informations sensibles comme l'historique des demandes d'aide psychosociale pourraient être utilisées d'une manière stigmatisante (Jones *et al.*, 2020; Karumbaiah et Brooks, 2019). De façon globale, le recours croissant à des outils d'IA peut entraîner la diminution des occasions de socialisation avec d'autres personnes (Aiken et Epstein, 2000; Berendt *et al.*, 2020), dimension essentielle de la formation universitaire (Hakimi *et al.*, 2021).

Entre les bénéfices potentiels et les enjeux éthiques se retrouvent les personnes enseignantes, premières concernées par le déploiement d'outils d'IA. Ce sont elles qui adoptent, ou non, des technologies à des fins éducatives et développent des usages pédagogiques (Koehler et Mishra, 2009). Elles sont concernées au premier plan, car ce sont elles qui doivent planifier l'utilisation des systèmes d'IA, interpréter les prédictions qui en découlent et insérer leur utilisation dans une séquence pédagogique (Celik *et al.*, 2022). Elles doivent aussi, dans une certaine mesure, se montrer responsables des conséquences négatives qui peuvent découler de l'usage d'un outil d'IA, par exemple en étant imputables des notes scolaires attribuées par une IA. Pourtant, à l'heure actuelle, nous ignorons si elles sont préoccupées par ces enjeux éthiques au point d'influencer leur intention d'utilisation ou de non-utilisation. Nous ignorons également ce que les personnes enseignantes pensent des outils d'IA en général et si elles comprennent leur rôle en interaction avec ces outils qui s'insèrent de plus en plus dans la relation pédagogique. En somme, il reste beaucoup d'éléments à comprendre de l'adoption des usages de l'IA par les personnes enseignantes.

Cadre conceptuel

Le cadre conceptuel a d'abord été élaboré à partir de modèles d'adoption des technologies. Il s'appuie aussi sur quelques études existantes ciblant l'adoption de l'IA.

Modèles d'adoption des technologies

Plusieurs modèles de recherche existent pour étudier l'adoption des technologies en général et sont fréquemment mobilisés dans le domaine de l'enseignement supérieur. Les principaux sont les modèles TAM (*technology acceptance model*; Davis *et al.*, 1989), présenté à la figure 1, et UTAUT (*unified theory of acceptance and use of technology*; Venkatesh *et al.*, 2003), présenté à la figure 2. Le modèle TAM a été développé afin d'appliquer la théorie de l'action raisonnée de Fishbein et Ajzen (1975) au domaine des technologies. Cette dernière stipule que l'individu a des objectifs à poursuivre et qu'il s'engagera dans des actions seulement si elles contribuent à atteindre ses objectifs. L'étude originale de Davis (1989) proposait quatre construits mesurés à l'aide d'un questionnaire contenant des énoncés où la technologie à l'étude peut être précisée. Les autres construits sont la facilité d'utilisation perçue, l'attitude face à cette technologie et l'intention de l'utiliser ou non. Les résultats obtenus par Davis et confirmés dans de nombreuses études par la

suite montrent notamment que la facilité d'utilisation perçue influence directement l'utilité perçue. Sakarji *et al.* (2019) soulignent la forte répliquabilité de l'étude de Davis, avec différentes populations et différentes technologies. Selon ce modèle, l'explication sous-jacente à l'adoption ou au rejet d'une technologie par des personnes réside principalement dans l'utilité perçue et la facilité d'utilisation perçue.

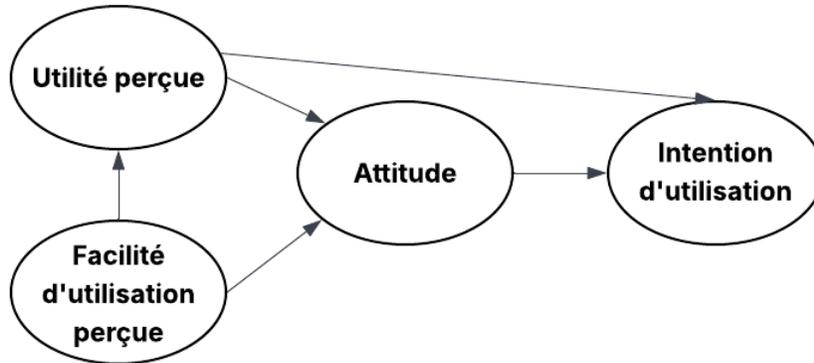


Figure 1
Le modèle TAM

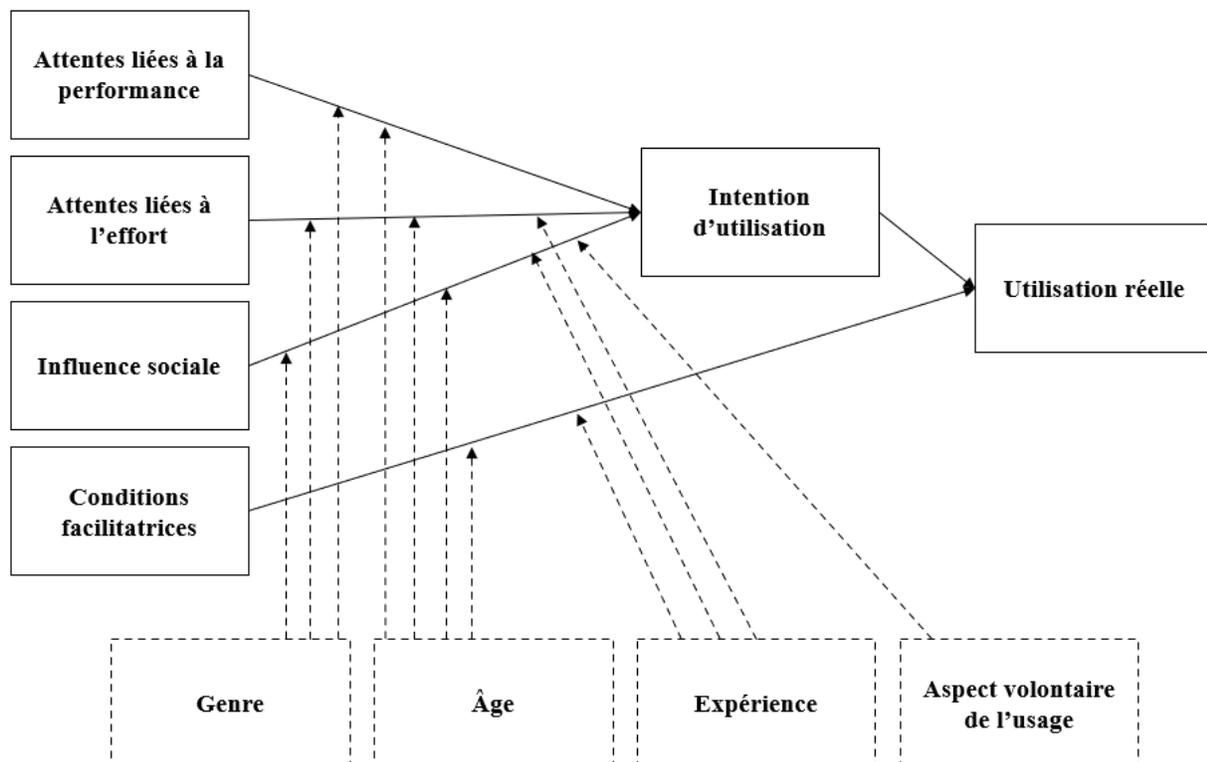


Figure 2
Le modèle UTAUT

Le modèle UTAUT (figure 2) a été introduit par Venkatesh *et al.* en 2003. Comme son nom l'indique, il vise à unifier des théories et modèles existants pour étudier et expliquer l'adoption des technologies. Le modèle propose de nouveaux construits en intégrant ceux de huit modèles comme

le TAM, la théorie de l'action raisonnée, la théorie de la diffusion des innovations (Rogers, 1983) et la théorie sociocognitive de Bandura (1986, cité dans Venkatesh *et al.*, 2003). Dans UTAUT, l'intention et l'usage sont les variables dépendantes que l'on cherche à expliquer. Quatre facteurs explicatifs de l'intention d'utiliser les technologies font partie du modèle : la facilité d'utilisation perçue (attentes liées à l'effort), les attentes face à la performance, les conditions facilitantes et l'influence sociale. Quatre variables modératrices s'ajoutent : l'âge, le genre, l'expérience et le caractère volontaire ou obligatoire de l'utilisation. Le modèle est représenté à la figure 2.

À notre connaissance, aucune étude ne s'est encore intéressée à l'adoption de l'IA par les personnes enseignantes du postsecondaire en tenant compte de la diversité des usages possibles. Parmi les études s'en approchant figure notamment celle de Cojean et Martin (2022), qui s'appuie sur le modèle UTAUT. L'équipe de recherche a mesuré auprès de 406 personnes enseignantes du primaire et du secondaire la performance perçue, les conditions facilitantes, l'influence sociale, la facilité d'utilisation, l'intention d'utilisation et l'aisance avec les technologies. Les principaux résultats indiquent que les personnes enseignantes du primaire perçoivent une plus grande performance aux usages de l'IA que celles du secondaire, mais que les autres variables d'adoption sont équivalentes, y compris l'intention d'utilisation. Une partie du questionnaire était composée d'énoncés ciblant des tâches précises, par exemple la création d'exercices en français ou en mathématiques. Selon Cojean et Martin (2022), les personnes enseignantes du primaire sont plus à même d'adopter des usages de l'IA afin de générer des exercices, alors que celles du secondaire sont plus à même de le faire pour déceler des difficultés d'apprentissage. Dans une autre étude, Choi *et al.* (2022) ont constaté que les croyances pédagogiques constructivistes ont un effet positif sur la perception d'utilité, la confiance envers le système et la facilité d'utilisation perçue, alors que les croyances transmissives ont un effet seulement sur la facilité d'utilisation. Selon Du et Gao (2022), c'est par contre l'utilité perçue qui l'emporte sur tous les autres facteurs dans la décision d'adopter ou non. En enseignement supérieur, Chatterjee et Bhattacharjee (2020) ont constaté que le risque perçu influence négativement l'attitude. Finalement, Priya Gupta et Bhaskar (2020) ont établi que les principales barrières à l'adoption de l'IA sont d'ordre institutionnel, suivies des barrières technologiques et personnelles. La reconnaissance et les bénéfices éducatifs sont les principaux facteurs motivationnels qui encouragent à adopter l'IA. Il ressort de ces études qu'il est pertinent d'examiner l'adoption de l'IA en distinguant différents types d'usages (Cojean et Martin, 2022). Il peut y avoir des différences entre les ordres d'enseignement (p. ex. entre le primaire et le secondaire dans l'étude de Cojean et Martin, 2022), et les usages peuvent varier selon les croyances pédagogiques (Choi *et al.*, 2022). Des éléments relatifs aux risques perçus peuvent aussi influencer l'attitude envers l'IA (Chatterjee et Bhattacharjee, 2020).

Modèle de recherche de la présente étude

Dans cette étude, nous avons employé une structure proche du modèle TAM et emprunté certains facteurs du modèle UTAUT pour tenter d'expliquer l'adoption par les personnes enseignantes du postsecondaire de cinq types d'usages de l'IA. Ces types d'usages, issus de Zawacki-Richter *et al.* (2019) et Lameris et Arnab (2021), sont la correction des évaluations complexes à la place de la personne enseignante, l'obtention d'information supplémentaire sur les personnes apprenantes (p. ex. prédiction de la réussite ou de l'échec), la rétroaction automatisée aux personnes apprenantes, la détection du plagiat et de la tricherie et la création ou l'adaptation de matériel didactique. Dans le cas de cette étude, nous avons conservé les facteurs UTAUT de performance attendue et de facilité d'utilisation, prédicteurs principaux de l'intention, mais nous avons exclu l'influence sociale, les conditions facilitantes, l'utilisation réelle et le caractère volontaire, car les types d'usages étaient pour la plupart hypothétiques au moment de l'étude (ce qui change

rapidement depuis la sortie de ChatGPT). En revanche, nous avons jugé bon de réintégrer le facteur d'attitude, qui avait été exclu par Venkatesh *et al.* (2003), pour envisager le scénario où les personnes enseignantes pourraient trouver une technologie facile à utiliser, mais quand même présenter une attitude défavorable. Le modèle meta-UTAUT de Dwivedi *et al.* (2020) propose d'ailleurs de réintégrer ce facteur. Pour la même raison, nous avons réintégré le facteur d'anxiété, car ses items ont semblé appropriés pour agir à titre d'indicateurs du niveau de préoccupation à l'égard de certains enjeux éthiques (p. ex. « J'ai des appréhensions par rapport à [...] »). Finalement, de manière exploratoire, nous avons intégré au modèle trois facteurs de la littératie de l'IA chez les personnes enseignantes du postsecondaire établi dans une étude précédente (voir l'article 2 de la thèse de Lepage, 2023) : les connaissances techniques, la capacité à faire un usage pédagogique de l'IA et le niveau de sensibilisation aux enjeux éthiques de l'IA. Le modèle de recherche que nous souhaitons explorer est présenté à la figure 3.

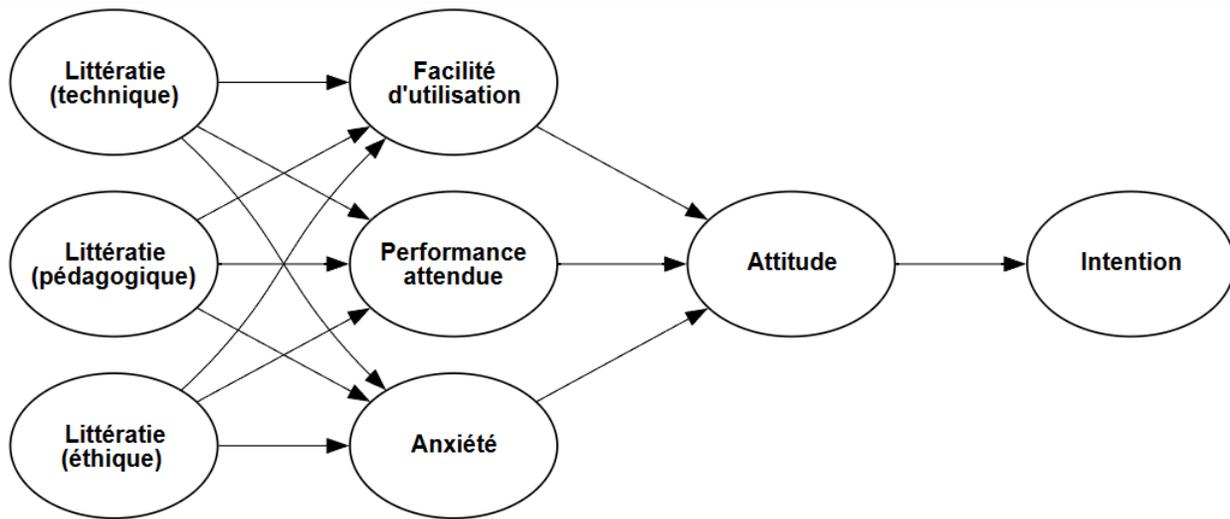


Figure 3

Le modèle de recherche pour la modélisation d'équations structurelles

Objectif de recherche

En s'appuyant sur le modèle de recherche adapté du TAM et d'UTAUT, et considérant la diversité des usages de l'IA et les enjeux éthiques discutés en introduction, l'objectif de cette recherche est d'expliquer l'adoption de cinq grands types d'usages de l'IA par les personnes enseignantes du postsecondaire à des fins d'enseignement-apprentissage. Pour ce faire, nous nous appuyerons sur les résultats d'un questionnaire construit sur mesure et rempli par un échantillon de la population cible. La section suivante décrit les détails de la méthode.

Méthode

Cette section présente l'échantillon, l'instrument de mesure et les différentes analyses réalisées.

Échantillon

L'échantillon est composé de 127 personnes enseignantes au postsecondaire au Québec (64 du collégial et 63 de l'universitaire). Certaines personnes provenaient du domaine science, technologie, ingénierie et mathématiques (STIM) ($n = 35$, p. ex. chimie, génie), mais la majorité

provenaient d'autres domaines ($n = 92$, p. ex. sciences sociales, design, psychologie)¹. L'échantillon était composé majoritairement de femmes ($n = 73$; 47 hommes, 2 autres et 5 données manquantes). L'échantillon est composé de personnes de 23 à 80 ans ($\bar{x} = 42,8$; $s = 10,6$) ayant de 0 à 40 ans d'expérience ($\bar{x} = 13,9$; $s = 9,8$).

Instrument de mesure

L'instrument de mesure était un questionnaire composé de sept questions de profil (âge, genre, ordre d'enseignement, nombre d'années d'expérience, établissement, discipline enseignée, le fait d'avoir ou non déjà fait certains usages de l'IA), 29 questions visant à mesurer le niveau de littératie de l'IA et 85 énoncés visant à mesurer l'adoption de différents types d'usages (5 types d'usages \times 1 énoncé sur l'intention d'utiliser et 5 types d'usages \times 16 énoncés sur l'adoption) – voir l'annexe 3 de la thèse de Lepage (2023). Les cinq types d'usages de l'IA à l'étude sont la correction automatisée, la prédiction de la réussite, la rétroaction automatisée aux personnes étudiantes, la détection du plagiat et la création de matériel didactique par l'IA. Les 29 items de littératie de l'IA provenaient de la thèse de Lepage (2023). Les 16 énoncés sur l'adoption provenaient du modèle UTAUT (Venkatesh *et al.*, 2003) et étaient composés de quatre items pour mesurer l'attitude, quatre items pour la performance perçue, quatre items pour la facilité d'utilisation et quatre items pour l'anxiété. La passation du questionnaire a été réalisée entre septembre et novembre 2023. Le recrutement s'est fait par un affichage sur les médias sociaux puis, selon les établissements, par des envois au personnel ou l'affichage interne.

Analyses

Les statistiques descriptives ont été analysées par discipline (STIM/Non STIM), par ordre d'enseignement (collégial/universitaire) et par genre (hommes/femmes) à l'aide du test t de Welch (1947), robuste à la différence de taille des échantillons. En plus des statistiques descriptives, deux analyses ont été réalisées, une analyse de variance (ANOVA) mixte et une modélisation d'équations structurelles.

Analyse de variance mixte

Nous avons réalisé une ANOVA mixte de l'intention d'utilisation $2 \times 2 \times (5)$. Les facteurs sont l'ordre d'enseignement (collégial/universitaire) et le domaine (STIM/Non STIM), et les mesures répétées sont les cinq types d'usages de l'IA. Cette façon de faire permet de diviser l'échantillon en quatre groupes distincts et de vérifier si la moyenne de chacun de ces groupes, et de ces types d'usages, est significativement différente de la moyenne générale (Lachance et Raïche, 2014).

Modélisations d'équations structurelles

Afin d'expliquer l'adoption de l'IA par les personnes enseignantes de l'échantillon qui tient compte à la fois des cinq types d'usages et du niveau de littératie de l'IA, une modélisation d'équations structurelles a été réalisée. La modélisation à l'aide de la méthode des moindres carrés partiels a été utilisée (PLS-SEM), car contrairement à la méthode basée sur la matrice de covariance (CB-SEM), elle ne repose pas sur une connaissance a priori des liens de causalité et se prête mieux aux analyses de type exploratoire (Hair *et al.*, 2017). Pour déterminer si les coefficients de chemin (β) sont significatifs, nous avons généré des distributions aléatoires à l'aide

1. Répartition par les chercheurs, ensemble, en se référant à la Classification des programmes d'enseignement du Canada au besoin.

de rééchantillonnage (*bootstrapping*), avec 5 000 itérations. En s'appuyant sur Hair *et al.* (2017), nous rapporterons plutôt les coefficients de détermination R^2 ainsi que les tailles d'effet f^2 pour évaluer la qualité du modèle plutôt que des indices d'adéquation.

La validité de convergence des construits a été évaluée à l'aide des alphas de Cronbach, des omégas de McDonald et de la variance moyenne extraite (AVE), c'est-à-dire la moyenne des carrés des charges factorielles des items du construit (Hair *et al.*, 2017). Pour régler des problèmes de validité de convergence, le construit de littératie éthique a été considéré comme un construit composite. En modélisations d'équations structurelles, le score d'un construit réflexif est estimé seulement à partir de la variance commune de ses items et il est donc attendu que ceux-ci soient fortement corrélés, car ils sont des indicateurs de la même variable (Hair *et al.*, 2018). Un construit composite est plutôt estimé à partir du score des items qui le composent.

Données manquantes

Pour les données de littératie et les variables d'adoption, il y avait 836 données manquantes dans toute la matrice, soit 5,5 %. Pour les items des variables d'adoption et de littératie, nous avons d'abord fait une imputation intraparticipants à partir de la moyenne des items qui composent le même construit. Si des items demeuraient manquants après cette manipulation, nous avons retiré complètement la ligne du jeu de données. Le jeu de données est ainsi passé de 635 à 593 personnes participantes-usages. L'item 4 du construit de performance a été retiré des modèles d'équations structurelles, car il y avait trop de données manquantes, et ce, pour tous les types d'usages de l'IA (selon les types d'usages, entre 31 % et 37 % de données manquantes). Cet item, qui provenait d'UTAUT, ne semble pas s'être révélé pertinent auprès de notre population enseignante : « J'obtiendrais de la reconnaissance de mes supérieurs si j'utilisais un outil d'intelligence artificielle pour... ». La préparation des données a été réalisée dans l'IDE Spyder avec Python et la librairie pandas. La modélisation d'équations structurelles a été réalisée dans R.

Résultats

Cette section présente les résultats descriptifs des mesures d'adoption par type d'usages, ensuite une analyse de variance des variables d'adoption selon ces types d'usages, et finalement, les modèles d'équations structurelles pour tenter d'expliquer l'intention d'utilisation en tenant compte du niveau de littératie de l'IA.

Description des mesures d'adoption par type d'usages

Le tableau 1 présente les statistiques descriptives (moyennes et écarts-types) des variables d'adoption, de même que les tests de normalité des distributions (Shapiro-Wilk) et les analyses de cohérence interne pour les variables composées d'items (toutes sauf l'intention, mesurée avec une seule échelle). Les distributions ne respectent pas l'hypothèse de normalité ($p < 0,01$), mais cela ne pose pas problème pour la réalisation des analyses de variance vu la taille de l'échantillon (Tabachnick et Fidell, 2007) ni pour les modélisations d'équations structurelles étant donné que la méthode PLS y est robuste (Hair *et al.*, 2017).

Tableau 1

Moyennes, écarts-types, tests de normalité et analyses de cohérence interne pour les variables d'adoption

Types d'usage	Variabes d'adoption	\bar{x}	s	Asymétrie	Aplatissement	Shapiro-Wilk	Ω de McDonald	α de Cronbach
Correction	Attitude	3,53	1,56	-0,13	-1,01	0,94*	0,93	0,93
	Performance	3,93	1,41	-0,52	-0,65	0,94*	0,83	0,78
	Facilité	4,26	1,17	-0,73	0,48	0,95*	0,84	0,84
	Anxiété	4,02	1,36	-0,49	-0,45	0,95*	0,85	0,85
	Intention ^a	3,39	1,58	0,15	-0,94	0,92*	–	–
Prédiction	Attitude	3,51	1,65	-0,05	-1,23	0,93*	0,96	0,96
	Performance	3,38	1,44	-0,03	-1,03	0,96*	0,85	0,83
	Facilité	4,38	1,13	-0,84	0,91	0,94*	0,79	0,79
	Anxiété	3,77	1,50	-0,11	-1,10	0,95*	0,87	0,86
	Intention ^a	3,50	1,61	-0,04	-1,08	0,92*	–	–
Rétroaction	Attitude	4,13	1,62	-0,60	-0,83	0,90*	0,96	0,96
	Performance	4,13	1,38	-0,74	-0,29	0,93*	0,84	0,79
	Facilité	4,52	1,08	-1,05	1,73	0,92*	0,82	0,82
	Anxiété	3,54	1,41	0,04	-0,77	0,96*	0,86	0,86
	Intention ^a	3,89	1,52	-0,42	-0,72	0,91*	–	–
Plagiat	Attitude	5,00	1,13	-1,31	1,44	0,84*	0,93	0,92
	Performance	4,76	1,17	-1,08	1,17	0,89*	0,83	0,80
	Facilité	4,76	1,04	-1,23	2,10	0,90*	0,82	0,82
	Anxiété	2,88	1,29	0,40	-0,70	0,96*	0,83	0,82
	Intention ^a	4,90	1,34	-1,29	1,19	0,78*	–	–
Matériel	Attitude	4,75	1,40	-1,35	1,08	0,81*	0,96	0,96
	Performance	4,61	1,32	-1,11	0,76	0,88*	0,84	0,82
	Facilité	4,74	1,13	-1,24	1,70	0,88*	0,86	0,86
	Anxiété	2,99	1,32	0,31	-0,49	0,96*	0,86	0,86
	Intention ^a	4,68	1,49	-1,16	0,51	0,81*	–	–

* $p < 0,01$. Statistiques avant imputation des données manquantes.

a. Facteur à un seul item, d'où l'absence des mesures de convergence.

Pour obtenir un portrait plus précis des variables d'adoption, le tableau 2 présente les moyennes selon trois regroupements (STIM/Non STIM, ordre d'enseignement collégial ou universitaire, et genre : homme ou femme). Il ressort des 75 tests d'hypothèse pour comparer les deux groupes (5 types d'usages \times 5 variables d'adoption \times 3 variables de regroupement) que les différences observées sont significatives dans trois situations. Pour les usages de l'IA visant la rétroaction auprès des personnes étudiantes, les personnes enseignant en STIM ont une attitude et une perception de la performance plus élevées que celles hors STIM. Pour la création de matériel didactique, les personnes enseignant en STIM ont une perception de la performance plus élevée que celles enseignant hors STIM.

Tableau 2

Scores moyens aux variables d'adoption par Non STIM/STIM, ordre d'enseignement et genre, et résultats du test *t* de Welch

Types d'usages	Variables d'adoption	Non STIM/STIM			Ordre d'enseignement			Genre ^a		
		NSTIM	STIM	<i>t</i>	Coll.	Univ.	<i>t</i>	H	F	<i>t</i>
Correction	Attitude	3,34	4,05	-2,44	3,47	3,60	-0,47	3,45	3,66	-0,72
	Performance	3,80	4,27	-1,72	4,02	3,83	0,75	4,04	3,86	0,69
	Facilité	4,24	4,32	-0,31	4,17	4,36	-0,90	4,10	4,38	-1,29
	Anxiété	4,07	3,92	0,59	3,97	4,08	-0,42	4,00	4,10	-0,39
	Intention	3,31	3,60	-0,91	3,35	3,44	-0,31	3,32	3,45	-0,45
Prédiction	Attitude	3,35	3,95	-1,87	3,40	3,63	-0,77	3,42	3,68	-0,86
	Performance	3,21	3,81	-2,19	3,45	3,30	0,59	3,46	3,27	0,74
	Facilité	4,35	4,46	-0,51	4,27	4,48	-1,04	4,23	4,50	-1,28
	Anxiété	3,82	3,66	0,55	3,83	3,72	0,44	3,85	3,72	0,48
	Intention	3,40	3,76	-1,08	3,45	3,54	-0,31	3,47	3,60	-0,41
Rétroaction	Attitude	3,90	4,72	-2,88*	4,27	3,98	1,02	4,31	4,00	1,05
	Performance	3,90	4,73	-3,57*	4,28	3,98	1,23	4,31	3,97	1,35
	Facilité	4,45	4,73	-1,49	4,48	4,57	-0,47	4,44	4,59	-0,73
	Anxiété	3,63	3,30	1,26	3,44	3,64	-0,83	3,43	3,66	-0,88
	Intention	3,75	4,27	-1,62	4,03	3,75	1,05	4,03	3,75	1,03
Plagiat	Attitude	4,96	5,10	-0,75	5,11	4,88	1,17	5,13	4,86	1,35
	Performance	4,70	4,91	-0,93	4,95	4,57	1,85	4,98	4,54	2,18
	Facilité	4,77	4,75	0,11	4,67	4,86	-1,04	4,62	4,85	-1,21
	Anxiété	2,76	3,18	-1,56	2,89	2,86	0,10	2,87	2,89	-0,10
	Intention	4,89	4,94	-0,20	5,05	4,76	1,20	5,09	4,78	1,29
Matériel	Attitude	4,61	5,12	-2,18	4,64	4,87	-0,93	4,65	4,88	-0,89
	Performance	4,24	5,11	-3,04*	4,59	4,63	-0,21	4,60	4,63	-0,14
	Facilité	4,69	4,87	-0,82	4,67	4,81	-0,69	4,62	4,82	-0,96
	Anxiété	3,01	2,94	0,30	3,04	2,95	0,40	3,03	2,97	0,25
	Intention	4,56	5,00	-1,67	4,63	4,73	-0,38	4,64	4,73	-0,31

Note. Statistiques avant imputation des données manquantes

* Test significatif à $p < 0,01$.

a. Les personnes ayant répondu « Autre » pour le genre n'ont pas été intégrées à cette analyse ($n = 2$).

L'adoption en fonction des types d'usages

Les résultats de l'ANOVA sont présentés au tableau 3 en intégrant les différentes interactions entre les facteurs et les tailles d'effet. Il ressort de cette analyse que le type d'usages modifie fortement toutes les variables d'adoption, sans exception. L'effet est plus marqué pour l'attitude, la performance et l'intention ($\eta^2_p > 0,2$), mais est aussi élevé pour la facilité d'utilisation ($\eta^2_p = 0,11$) et l'anxiété ($\eta^2_p = 0,19$).

Tableau 3

Analyse de variance des variables d'adoption selon le type d'usages de l'IA, STIM/Non STIM et ordre d'enseignement

Variables	Sources de la variance	<i>F</i>	<i>dl</i>	<i>p</i>	η^2_p
Attitude	Type d'usages	36,95	3,51	< 0,001	0,23
	Type d'usages × STIM/Non STIM	1,55	3,51	0,19	0,01
	Type d'usages × Ordre d'enseignement	1,17	3,51	0,32	0,01
	Type d'usages × STIM/Non STIM × Ordre	1,14	3,51	0,34	0,01
Performance	Type d'usages	34,70	3,31	< 0,001	0,22
	Type d'usages × STIM/Non STIM	1,60	3,31	0,18	0,01
	Type d'usages × Ordre d'enseignement	1,05	3,31	0,38	0,01
	Type d'usages × STIM/Non STIM × Ordre	2,85	3,31	0,03	0,02
Facilité d'utilisation	Type d'usages	15,04	3,35	< 0,001	0,11
	Type d'usages × STIM/Non STIM	0,92	3,35	0,44	0,01
	Type d'usages × Ordre d'enseignement	1,15	3,35	0,33	0,01
	Type d'usages × STIM/Non STIM × Ordre	1,02	3,35	0,39	0,01
Anxiété	Type d'usages	28,06	3,54	< 0,001	0,19
	Type d'usages × STIM/Non STIM	2,27	3,54	0,04	0,02
	Type d'usages × Ordre d'enseignement	0,59	3,54	0,58	0,01
	Type d'usages × STIM/Non STIM × Ordre	1,68	3,54	0,10	0,02
Intention	Type d'usages	35,68	3,76	< 0,001	0,24
	Type d'usages × STIM/Non STIM	0,44	3,76	0,77	0,00
	Type d'usages × Ordre d'enseignement	0,58	3,76	0,67	0,01
	Type d'usages × STIM/Non STIM × Ordre	0,58	3,76	0,61	0,01

Notes. La correction de Greenhouse-Geisser a été appliquée étant donné que les variances ne sont pas homogènes.

Les valeurs *p* inférieures au seuil de significativité de 0,01 sont en gras.

Pour mieux comprendre cet effet, des tests de comparaisons multiples post-hoc avec correction de Bonferroni ont été réalisés et sont présentés au tableau 4. Cette analyse fait ressortir que, de manière générale, les usages de prédiction de la réussite, de correction automatisée et de rétroaction aux personnes étudiantes sont moins sujets à être adoptés par les personnes enseignantes que les usages de création de matériel et de détection du plagiat. De manière plus spécifique, l'attitude et la performance perçue sont plus favorables pour la détection du plagiat, ex æquo avec la création de matériel. La facilité d'utilisation perçue pour les usages de correction automatisée et de prédiction de la réussite est équivalente, mais elle est légèrement supérieure pour les usages de rétroaction par rapport aux usages de correction. Elle est aussi supérieure pour les usages de détection du plagiat par rapport aux usages de correction ou de prédiction de la réussite. Les usages qui génèrent le plus d'anxiété chez les personnes enseignantes sont, ex æquo, ceux de correction automatisée et de prédiction. L'anxiété pour les usages de rétroaction est à peu près équivalente à celle pour les usages de prédiction, mais inférieure à celle des usages de correction. De manière équivalente, les usages de création de matériel et de détection du plagiat sont ceux qui génèrent le moins d'anxiété. Finalement, ce sont les usages de correction, de prédiction et de rétroaction qui génèrent l'intention d'utilisation la plus faible. Celle-ci est significativement plus élevée pour les usages de détection du plagiat et de création de matériel.

Tableau 4

Résultat des tests de comparaisons multiples des variables d'adoption, par type d'usages

Variables	Types d'usages		Différence des moyennes	<i>t</i>	<i>d</i> de Cohen	<i>P</i> _{Bonf.}
Attitude	Correction	Prédiction	0,03	0,18	0,02	1,00
		Rétroaction	-0,63	-4,20	-0,43	< 0,001 *
		Plagiat	-1,34	-9,00	-0,91	< 0,001 *
		Matériel	-1,18	-7,94	-0,80	< 0,001 *
	Prédiction	Rétroaction	-0,65	-4,39	-0,44	< 0,001 *
		Plagiat	-1,37	-9,19	-0,93	< 0,001 *
		Matériel	-1,21	-8,12	-0,82	< 0,001 *
	Rétroaction	Plagiat	-0,72	-4,80	-0,49	< 0,001 *
		Matériel	-0,56	-3,74	-0,38	< 0,01 *
	Plagiat	Matériel	0,16	1,07	0,11	1,00
Performance	Correction	Prédiction	0,53	4,17	0,41	< 0,001 *
		Rétroaction	-0,28	-2,22	-0,22	0,27
		Plagiat	-0,74	-5,83	-0,57	< 0,001 *
		Matériel	-0,71	-5,56	-0,54	< 0,001 *
	Prédiction	Rétroaction	-0,81	-6,39	-0,62	< 0,001 *
		Plagiat	-1,28	-10,00	-0,97	< 0,001 *
		Matériel	-1,24	-9,73	-0,95	< 0,001 *
	Rétroaction	Plagiat	-0,46	-3,62	-0,35	< 0,01 *
		Matériel	-0,43	-3,34	-0,33	0,01 *
	Plagiat	Matériel	0,04	0,27	0,03	1,00
Facilité d'utilisation	Correction	Prédiction	-0,12	-1,56	-0,11	1,00
		Rétroaction	-0,30	-3,85	-0,27	< 0,01 *
		Plagiat	-0,46	-5,98	-0,41	< 0,001 *
		Matériel	-0,48	-6,29	-0,43	< 0,001 *
	Prédiction	Rétroaction	-0,18	-2,29	-0,16	0,23
		Plagiat	-0,34	-4,42	-0,30	< 0,001 *
		Matériel	-0,36	-4,73	-0,33	< 0,001 *
	Rétroaction	Plagiat	-0,16	-2,13	-0,15	0,33
		Matériel	-0,19	-2,44	-0,17	0,15
	Plagiat	Matériel	-0,02	-0,31	-0,02	1,00
Anxiété	Correction	Prédiction	0,25	2,09	0,18	0,37
		Rétroaction	0,52	4,31	0,38	< 0,001 *
		Plagiat	1,02	8,42	0,74	< 0,001 *
		Matériel	1,01	8,33	0,73	< 0,001 *
	Prédiction	Rétroaction	0,27	2,23	0,20	0,27
		Plagiat	0,77	6,34	0,56	< 0,001 *
		Matériel	0,76	6,25	0,55	< 0,001 *
	Rétroaction	Plagiat	0,50	4,11	0,36	< 0,001 *
		Matériel	0,49	4,02	0,35	< 0,001 *
	Plagiat	Matériel	-0,01	-0,09	-0,01	1,00
Intention	Correction	Prédiction	-0,15	-0,97	-0,10	1,00
		Rétroaction	-0,49	-3,19	-0,32	0,02
		Plagiat	-1,41	-9,14	-0,93	< 0,001 *
		Matériel	-1,30	-8,43	-0,86	< 0,001 *
	Prédiction	Rétroaction	-0,34	-2,22	-0,23	0,27
		Plagiat	-1,26	-8,18	-0,83	< 0,001 *
		Matériel	-1,15	-7,47	-0,76	< 0,001 *
	Rétroaction	Plagiat	-0,92	-5,96	-0,61	< 0,001 *
		Matériel	-0,81	-5,25	-0,53	< 0,001 *
	Plagiat	Matériel	0,11	0,71	0,07	1,00

* Seuil de significativité à 0,01.

Modèles d'équations structurelles de l'adoption de l'IA

Cette section rapporte les résultats de l'analyse de modélisations d'équations structurelles qui a été réalisée par type d'usages de l'IA en s'intéressant à la validité convergente et discriminante, aux paramètres estimés et à l'évaluation des modèles.

Évaluation des validités convergente et discriminante

Le tableau 5 présente les indicateurs de validité convergente des construits des modèles d'équations structurelles. Pour l'AVE, la valeur souhaitable est d'au moins 0,5 (Hair *et al.*, 2017). Pour les construits de littératie pédagogique de l'IA et littératie éthique de l'IA, le seuil n'est pas atteint, ce qui signifie que les items ont plus de variabilité individuelle que de variabilité expliquée par le construit. Pour le construit de littératie éthique, comme il s'agit d'un construit composite et non réflexif, l'AVE n'est pas une bonne mesure de la convergence (Hair *et al.*, 2017). À la place, l'indicateur ρ_c a été évalué (0,58) et est tout près du seuil de 0,6 acceptable (Hair *et al.*, 2021, chap. 4), ce qui ne pose pas problème dans le cas d'une étude exploratoire. Il y a aussi une exception pour le construit de facilité d'utilisation (usages de prédiction et de détection du plagiat).

Tableau 5

Indicateurs de validité convergente des construits des modèles d'équations structurelles

Construits	Littératie technique		Litt. péda- gogique		Littératie éthique		Facilité d'utilisation		Perfor- mance		Anxiété		Attitude	
	AVE	α^a	AVE	α	AVE	α	AVE	α	AVE	α	AVE	α	AVE	α
Correction	0,60	0,95	0,48	0,87	0,25	0,77	0,61	0,86	0,75	0,90	0,60	0,86	0,77	0,93
Prédiction	0,61	0,95	0,46	0,86	0,25	0,73	0,47	0,78	0,75	0,90	0,64	0,88	0,87	0,96
Rétroaction	0,60	0,95	0,47	0,87	0,30	0,79	0,57	0,84	0,76	0,90	0,61	0,87	0,86	0,96
Plagiat	0,62	0,95	0,47	0,87	0,36	0,79	0,50	0,79	0,71	0,88	0,52	0,82	0,73	0,91
Matériel	0,56	0,95	0,49	0,88	0,30	0,79	0,59	0,86	0,81	0,93	0,63	0,87	0,86	0,96

a. Alpha de Cronbach.

Toutes les valeurs VIF (*variance inflation factors*) sont inférieures à 5, ce qui n'indique aucun problème de colinéarité (Hair *et al.*, 2017). La validité discriminante a été évaluée avec la matrice de Fornell-Larcker présentée à l'annexe A, par type d'usages de l'IA. Selon le critère de Fornell-Larcker, la racine carrée de l'AVE doit être plus grande que tous les coefficients de corrélation (Hair *et al.*, 2017), ce qui est respecté.

Paramètres estimés par type d'usages de l'IA

Le tableau 6 présente les coefficients de régression (β) estimés dans le modèle d'équations structurelles pour chaque type d'usages de l'IA, ainsi que les coefficients de détermination r^2 ajustés pour chaque variable endogène. Les graphes du modèle sont présentés à l'annexe B. La significativité des coefficients de régression a été inférée à partir d'un rééchantillonnage de type *bootstrap*, 5 000 fois par type d'usages.

Tableau 6

Coefficients de régression estimés du modèle d'équations structurelles par type d'usages de l'IA et valeurs R^2 des variables endogènes

Variables endogènes	Types d'usages				
	Correction	Prédiction	Rétroaction	Plagiat	Matériel
Attitude → Intention	0,81*	0,78*	0,84*	0,71*	0,85*
Facilité → Attitude	0,17*	0,12	0,02	0,21	0,28*
Performance → Attitude	0,63*	0,71*	0,75*	0,67*	0,67*
Anxiété → Attitude	-0,24*	-0,27*	-0,19*	-0,16	-0,02
Littératie technique → Facilité	0,16	0,16	0,18	0,05	-0,06
Littératie technique → Performance	-0,24*	-0,17	-0,25*	-0,47*	-0,33
Littératie technique → Anxiété	-0,15	0,08	0,03	0,10	0,05
Relations Littératie pédagogique → Facilité	0,27*	0,39*	0,31*	0,23	0,37
Littératie pédagogique → Performance	0,42*	0,48*	0,51*	0,28	0,53
Littératie pédagogique → Anxiété	-0,08	-0,29*	-0,24*	-0,05	-0,32
Littératie éthique → Facilité	0,26*	0,22	0,17	0,26	0,22
Littératie éthique → Performance	0,00	-0,09	-0,19	-0,04	-0,08
Littératie éthique → Anxiété	-0,17	-0,13	-0,18	-0,15	-0,25
Déjà utilisé → Facilité ^a	-	-	-	0,25	0,15
Déjà utilisé → Performance ^a	-	-	-	0,25	0,19
Déjà utilisé → Anxiété ^a	-	-	-	-0,26*	0,02
R^2 ajusté Intention	0,65	0,60	0,70	0,50	0,72
Attitude	0,66	0,79	0,74	0,64	0,74
Facilité	0,28	0,37	0,28	0,29	0,29
Performance	0,10	0,14	0,15	0,21	0,30
Anxiété	0,08	0,08	0,10	0,07	0,17

* $p < 0,05$.

- a. La variable « déjà utilisé » n'a été intégrée au modèle que pour les usages de détection du plagiat et de création de matériel, car trop peu de personnes ont déjà expérimenté les autres types d'usages.

Évaluation des modèles d'équations structurelles

Comme annoncé dans la méthode, l'évaluation des modèles peut se faire avec les coefficients de détermination (déjà rapportés) et avec les tailles d'effet qui sont présentées au tableau 7.

Tableau 7
Tailles d'effet f^2 des relations des modèles d'équations structurelles

Relations	Types d'usages				
	Correction	Prédiction	Rétroaction	Plagiat	Matériel
Attitude → Intention	1,90	1,50	2,36	1,03	2,54
Facilité → Attitude	0,06	0,05	0,00	0,10	0,16
Performance → Attitude	0,98	2,05	1,69	1,19	1,28
Anxiété → Attitude	0,15	0,24	0,10	0,06	0,00
Littératie technique → Facilité	0,02	0,03	0,03	0,00	0,05
Littératie technique → Performance	0,04	0,03	0,05	0,18	0,10
Littératie technique → Anxiété	0,02	0,00	0,00	0,01	0,00
Littératie pédagogique → Facilité	0,07	0,18	0,09	0,05	0,09
Littératie pédagogique → Performance	0,14	0,20	0,21	0,06	0,19
Littératie pédagogique → Anxiété	0,01	0,07	0,04	0,00	0,06
Littératie éthique → Facilité	0,08	0,07	0,03	0,07	0,05
Littératie éthique → Performance	0,00	0,01	0,01	0,00	0,01
Littératie éthique → Anxiété	0,03	0,02	0,03	0,02	0,06
Déjà utilisé → Facilité ^a	–	–	–	0,09	0,02
Déjà utilisé → Performance ^a	–	–	–	0,08	0,03
Déjà utilisé → Anxiété ^a	–	–	–	0,07	0,00

Note. Pour l'interprétation, Cohen (1988) suggère des seuils de 0,02 pour un effet faible, 0,15 pour un effet modéré et 0,35 et plus pour un effet fort.

- a. La variable « déjà utilisé » n'a été intégrée au modèle que pour les usages de détection du plagiat et de création de matériel, car trop peu de personnes ont déjà expérimenté les autres types d'usages.

Discussion

En guise de discussion, nous proposerons un retour sur les faits saillants des résultats, une comparaison de nos résultats avec d'autres études et les implications scientifiques. La section se conclut avec les limites de l'étude.

Faits saillants des résultats

Premièrement, les résultats confirment plusieurs des relations traditionnellement observées dans les études sur l'adoption des technologies en général. Ils confirment à nouveau la cohérence interne et la forte répliquabilité des construits UTAUT (Venkatesh *et al.*, 2003) utilisés (attitude, facilité d'utilisation perçue, performance attendue et anxiété). Pour tous les types d'usages de l'IA, la performance perçue est un excellent prédicteur de l'attitude vis-à-vis de la technologie, elle-même prédictive de l'intention d'utiliser. L'anxiété et la facilité d'utilisation, par contre, ne se sont pas avérées d'aussi bons prédicteurs de l'attitude que ce qui est traditionnellement observé. Pour les usages de rétroaction et de détection du plagiat, la taille d'effet de l'anxiété sur l'attitude indique un effet faible, et nul pour les usages de création de matériel. Pour les usages de correction et de

prédiction, celle-ci indique un effet modéré (et jusqu'à 0,24 pour la prédiction). L'usage de prédiction, tel qu'il a été présenté aux personnes enseignantes, comprenait « [l'obtention] d'information supplémentaire sur mes apprenants (p. ex. prédiction de réussite ou d'échec) ». C'est un des types d'usages qui est le plus concerné par le risque de biais lié aux approches d'IA probabiliste (Gras, 2019). À cet égard, il est normal, voire rassurant que le niveau d'anxiété des personnes enseignantes vis-à-vis de ces usages suggère qu'elles les aborderaient avec plus de prudence et d'appréhension.

Deuxièmement, nos résultats montrent qu'il y a manifestement des différences entre les types d'usages de l'IA sur toutes les variables d'adoption, les usages les plus acceptés étant ceux de création de matériel et de détection du plagiat, et les moins acceptés, ceux de correction et de prédiction. Considérant la polyvalence de certains outils d'IA comme ChatGPT, par exemple, nos résultats suggèrent qu'il est préférable d'étudier l'adoption du point de vue des types d'usages plutôt que du point de vue de l'outil. L'adoption de ChatGPT pour corriger automatiquement serait moins acceptée que son utilisation pour créer du matériel didactique.

Troisièmement, un des faits les plus notables qui émergent des résultats est la relation négative entre le niveau de littératie technique de l'IA et la performance perçue, relation significative pour trois des usages (correction, rétroaction et plagiat). La taille d'effet f^2 indique un effet faible pour la correction et la rétroaction, et modéré pour la détection du plagiat. Ce résultat indique que les personnes ayant une meilleure compréhension du fonctionnement de l'IA ont tendance à percevoir une performance plus faible que les autres pour ces usages et à avoir moins l'intention de l'utiliser. Cela pourrait peut-être s'expliquer par l'idée qu'une bonne compréhension du fonctionnement permet d'avoir des attentes plus réalistes quant au potentiel de l'IA, et surtout une meilleure connaissance des limites. Par exemple, les usages de l'IA pour détecter le plagiat dans les travaux étudiants sont, pour plusieurs, voués à l'échec en raison de l'impossibilité de prouver hors de tout doute raisonnable qu'ils ont été générés par une IA (Ventayen, 2023).

Quatrièmement, les tests t et l'ANOVA réalisés n'ont pas permis de détecter autant de différences significatives entre les personnes enseignantes des disciplines STIM et Non STIM que ce à quoi nous nous serions attendus. Cette distinction était alimentée par l'idée que les évaluations, le matériel produit et les méthodes pédagogiques peuvent être différents selon les disciplines. Par exemple, l'utilisation de l'IA pour l'évaluation est peut-être perçue différemment selon la nature de la production à évaluer (p. ex. une dissertation ou un problème mathématique). La distinction ne s'est pas avérée assez précise pour capturer ces différences, probablement parce que de part et d'autre se trouvait une grande variété de types d'évaluations ou de méthodes pédagogiques. Par exemple, pour respecter notre classification, nous avons considéré comme Non STIM des personnes enseignantes qui disaient enseigner les « méthodes quantitatives en sciences sociales ». À cet égard, il semble pertinent dans le futur de mesurer l'adoption de certains types d'usages en considérant non pas la discipline, mais le type d'objets qui est à créer ou à évaluer directement.

Comparaison avec d'autres études

Nos résultats montrent clairement que pour tous les usages, le meilleur prédicteur est la performance perçue. Cela est cohérent avec Du et Gao (2022), qui ont établi que l'utilité perçue est le premier facteur explicatif de l'intention d'utiliser. Dans nos résultats, même si la performance perçue varie considérablement selon les types d'usages (moyennes de 3,38 à 4,76), les coefficients de chemin restent toujours très élevés (β de 0,63 à 0,75). La relation entre l'attitude et l'intention est elle aussi confirmée par plusieurs études (p. ex. Hanif *et al.*, 2018; Sadikin *et al.*, 2021).

Des études se sont intéressées à l'effet du niveau de certaines littératies dans l'adoption des technologies. Dans une étude sur l'adoption des technologies dans le domaine de la communication, Yu *et al.* (2017) ont montré que la littératie informationnelle avait un effet direct positif sur l'adoption ($\beta = 0,64$). D'autres ont intégré, comme nous, des facteurs de littératie comme prédicteurs non pas de l'utilisation, mais plutôt de l'utilité perçue et de la facilité d'utilisation perçue. C'est le cas de Nikou *et al.* (2022), dont le modèle de recherche est très proche du nôtre, à la différence qu'il ne cible pas spécifiquement l'utilisation de l'IA, mais plutôt l'utilisation des technologies en général pour le travail. Leur enquête a intégré la littératie informationnelle et la littératie numérique pour prédire la performance et la facilité d'utilisation perçue, et ils n'ont pas de facteur d'anxiété. Autant la littératie informationnelle que la littératie numérique sont de bons prédicteurs de la facilité d'utilisation, mais pas de la performance attendue. Nos résultats sont différents : la littératie technique de l'IA et la littératie pédagogique de l'IA sont de bons prédicteurs de la performance perçue, et plus ou moins de la facilité d'utilisation. Cela tend à appuyer la spécificité des outils d'IA par rapport à l'ensemble des technologies numériques.

Implications scientifiques

D'un point de vue scientifique, l'étude suggère qu'il est souhaitable d'examiner l'adoption aussi sur le plan des usages et pas seulement des outils comme cela est traditionnellement le cas pour les études sur l'adoption. Il a déjà été souligné qu'au fur et à mesure que les outils informatiques destinés à l'enseignement se développent, ils ont tendance à être de plus en plus polyvalents et à encapsuler des usages qui étaient autrefois spécifiques à d'autres outils (Cartier, 2001). Avec l'IA, et surtout avec les modèles de langage qui permettent de réaliser des tâches universelles, un même outil peut être utilisé autant pour la correction d'évaluations que pour la production de matériel didactique. Il semble important de mesurer les nuances dans l'adoption selon ces types d'usages. La variabilité dans l'adoption que nous avons observée selon les types d'usages va dans le même sens que les résultats de Cojean et Martin (2022), qui ont relevé des différences d'acceptabilité chez les personnes enseignantes entre sept types d'usages.

Il convient de redire quelques mots sur le facteur de littératie éthique de notre étude qui a posé problème sur le plan de la validité de convergence. Ce facteur s'appuyait sur une étude précédente (voir l'article 2 de la thèse de Lepage, 2023), et sa structure factorielle avait été confirmée. Jusqu'à un certain point, pour les besoins de cette étude, nous avons pu corriger ces problèmes en le considérant comme un construit composite plutôt que réflexif, mais sa faible contribution au modèle, pour tous les usages et toutes les variables d'adoption, amène à se questionner sur la pertinence de l'évaluer par des mesures autorapportées. Nos résultats pourraient laisser comprendre que le niveau de sensibilisation aux enjeux éthiques a peu ou pas d'incidence sur l'adoption d'une technologie d'IA. Or, ces enjeux sont nombreux dans le domaine de l'IA, comme en témoignent la Déclaration de Montréal (Abrassart *et al.*, 2018) et différents travaux sur le sujet (Collin et Marceau, 2023; Hakimi *et al.*, 2021; Saltman, 2020). Leur prise en compte passe par toutes les parties concernées, des responsables de la conception jusqu'aux utilisatrices et utilisateurs finaux, dans ce cas-ci les personnes enseignantes (Miao *et al.*, 2021). On s'inquiétera alors si des considérations éthiques n'ont réellement pas d'impact sur l'adoption. Or, notre étude à elle seule ne permet pas de le conclure. Des études subséquentes, peut-être de nature qualitative pour suivre de manière détaillée le processus par lequel des personnes enseignantes choisissent ou non d'utiliser un outil d'IA, devraient s'employer à comprendre comment celles-ci tiennent compte ou non des principes éthiques lors de leur utilisation d'outils d'IA.

Limites de l'étude

Contrairement à celle d'Ayanwale et Sanusi (2023), cette étude n'est pas parvenue à établir de différences significatives dans les facteurs d'adoption en fonction des disciplines d'enseignement, possiblement car la distinction STIM/Non STIM demeure trop générale. D'autres études devraient soit adopter une classification plus précise des disciplines, soit s'intéresser à des usages encore plus précis appliqués à une discipline, comme l'ont fait Cojean et Martin (2022) (p. ex. la création d'exercices en français, la création d'exercices en mathématiques). Malgré des résultats intéressants pour la prédiction de la facilité d'utilisation et de la performance perçue (valeurs R^2 de 0,10 à 0,30 pour la facilité et de 0,10 à 0,28 et 0,37), l'étude permet moins bien d'expliquer le facteur d'anxiété (valeur R^2 de 0,09 à 0,17) à partir des facteurs de littératie de l'IA. De plus, dans le contexte où la disponibilité des outils d'IA s'accroît rapidement et que leur adoption est désormais réellement possible, il serait souhaitable de réintégrer les facteurs UTAUT de conditions facilitantes et d'influence sociale dans de futures études sur l'adoption de l'IA.

Conclusion

Dans cette étude, des personnes enseignantes du postsecondaire ont été invitées à se prononcer sur leur attitude, la performance attendue, la facilité d'utilisation perçue, l'anxiété et l'intention d'utiliser vis-à-vis cinq types d'usages de l'IA. Des mesures de littératie de l'IA (technique, pédagogique et éthique) ont aussi été colligées. Les principaux résultats montrent que tous les usages de l'IA ne sont pas perçus de la même manière par ces personnes enseignantes, les usages de correction et de prédiction de la réussite étant moins sujets à être adoptés, et les usages de création de matériel et de détection du plagiat étant les plus enclins à l'être. Fait notable, un plus haut niveau de littératie technique sur le fonctionnement de l'IA est associé à une perception de performance plus basse pour tous les usages, ce qui s'explique peut-être par des attentes plus réalistes quant au potentiel et aux limites.

Ces résultats peuvent amener à encourager le développement d'usages de l'IA liés à la création de matériel didactique et, avec certaines précautions en lien avec l'exactitude des informations et la protection des données personnelles, à la rétroaction aux personnes étudiantes. Les usages de détection du plagiat, même s'ils sont l'objet d'une attitude plutôt favorable, se révèlent les moins bien expliqués par notre modèle. Surtout, ils font intervenir des enjeux éthiques qui méritent qu'on y réfléchisse davantage avant de les déployer. Les usages liés à la correction automatisée et à la prédiction (profilage, informations sur la réussite) sont les moins bien acceptés par les personnes enseignantes de notre échantillon, possiblement car les plus à risque de conséquences négatives (erreurs de classification, effets Golem ou Pygmalion). Leur déploiement à grande échelle semble, pour l'heure, plus problématique.

Notes

Remerciements

Cette recherche a été financée par une bourse doctorale du Conseil de recherches en sciences humaines du Canada.

Disponibilité des données

Les données collectées au cours de la présente recherche et sur lesquelles l'article s'appuie sont disponibles sur demande auprès du premier auteur, [Alexandre Lepage](#).

Références

- Abrassart, C., Bengio, Y., Chicoisne, G., de Marcellis-Warin, N., Dilhac, M.-A., Gambis, S., Gautrais, V., Gibert, M., Langlois, L., Laviolette, F., Lehoux, P., Maclure, J., Martel, M., Pineau, J., Railton, P., Régis, C., Tappolet, C. et Voarino, N. (2018). *La Déclaration de Montréal pour un développement responsable de l'intelligence artificielle*. <http://declarationmontreal-iaresponsable.com/la-declaration>
- Aiken, R. M. et Epstein, R. G. (2000). Ethical guidelines for AI in education: Starting a conversation. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 11(2), 163-176. <https://researchgate.net/publication/228600407>
- Ayanwale, M. A. et Sanusi, I. T. (2023). Perceptions of STEM vs. non-STEM teachers toward teaching artificial intelligence. Dans B. Ojwang et M. Ahuna (dir.), *Proceedings of 2023 IEEE AFRICON* (p. 933-937). IEEE. <https://doi.org/pjhc>
- Berendt, B., Littlejohn, A. et Blakemore, M. (2020). AI in education: Learner choice and fundamental rights. *Learning, Media and Technology*, 45(3), 312-324. <https://doi.org/gg338r>
- Cartier, M. (2001). Les inforoutes et l'éducation, mythes et réalités. Dans M. Kaszap, D. Jeffrey et G. Lemire (dir.), *Exploration d'Internet, recherches en éducation et rôles des professionnels de l'enseignement* (p. 9-59). Presses de l'Université Laval.
- Celik, I., Dindar, M., Muukkonen, H. et Järvelä, S. (2022). The promises and challenges of artificial intelligence for teachers: A systematic review of research. *TechTrends*, 66(4), 616-630. <https://doi.org/gq6348>
- Centre de transfert pour la réussite éducative du Québec. (2018). *L'utilisation des données au service de l'apprentissage*. <https://ctreq.qc.ca/...>
- Chatterjee, S. et Bhattacharjee, K. K. (2020). Adoption of artificial intelligence in higher education: a quantitative analysis using structural equation modelling. *Education and Information Technologies*, 25(5), 3443-3463. <https://doi.org/gk56hq>
- Chen, X., Xie, H., Zou, D. et Hwang, G.-J. (2020). Application and theory gaps during the rise of artificial intelligence in education. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, 1, article 100002. <https://doi.org/10.1016/j.caeai.2020.100002>
- Choi, S., Jang, Y. et Kim, H. (2022). Influence of pedagogical beliefs and perceived trust on teachers' acceptance of educational artificial intelligence tools. *International Journal of Human-Computer Interaction*, 39(4), 910-922. <https://doi.org/grx9f4>
- Cohen, J. (1988). *Statistical power analysis for the behavioral sciences* (2^e éd.). Routledge Academic.
- Cojean, S. et Martin, N. (2022). Acceptability of technology involving artificial intelligence among future teachers. Dans J. Culbertson, A. Perfors, H. Rabagliati et V. Ramenzoni (dir.), *Proceedings of the 44th Annual Conference of the Cognitive Science Society* (p. 2292-2296). <https://escholarship.org/uc/item/4vp429tp>
- Collin, S. et Marceau, E. (2023). Enjeux éthiques et critiques de l'intelligence artificielle en enseignement supérieur. *Éthique publique*, 24(2). <https://doi.org/10.4000/ethiquepublique.7619>

- Davis, F. D. (1989). Perceived usefulness, perceived ease of use, and user acceptance of information technology. *MIS Quarterly*, 13(3), 319-340. <https://doi.org/10.2307/249008>
- Davis, F. D., Bagozzi, R. P. et Warshaw, P. R. (1989). User acceptance of computer technology: A comparison of two theoretical models. *Management Science*, 35(8), 982-1003. <https://doi.org/10.1287/mnsc.35.8.982>
- Du, Y. et Gao, H. (2022). Determinants affecting teachers' adoption of AI-based applications in EFL context: An analysis of analytic hierarchy process. *Education and Information Technologies*, 27, 9357-9384. <https://doi.org/pnkp>
- Dwivedi, Y. K., Rana, N. P., Tamilmani, K. et Raman, R. (2020). A meta-analysis based modified unified theory of acceptance and use of technology (meta-UTAUT): A review of emerging literature. *Current Opinion in Psychology*, 36, 13-18. <https://doi.org/10.1016/j.copsyc.2020.03.008>
- Fishbein, M. et Ajzen, I. (1975). *Belief, attitude, intention, and behavior: An introduction to theory and research*. Addison-Wesley.
- Gras, B. (2019). Éthique des Learning Analytics. *Distances et médiations des savoirs*, (26). <https://doi.org/10.4000/dms.3768>
- Hair, J. F., Hult, G. T. M., Ringle, C. M. et Sarstedt, M. (2017). *A primer on partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM)* (2^e éd.). SAGE.
- Hair, J. F., Hult, G. T. M., Ringle, C. M., Sarstedt, M., Danks, N. P. et Ray, S. (2021). *Partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM) using R*. Springer. <https://doi.org/gqwgdj>
- Hair, J. F., Sarstedt, M., Ringle, C. M. et Gudergan, S. P. (2018). *Advanced issues in partial least squares structural equation modeling*. SAGE.
- Hakimi, L., Eynon, R. et Murphy, V. A. (2021). The ethics of using digital trace data in education: A thematic review of the research landscape. *Review of Educational Research*, 91(5), 671-717. <https://doi.org/gmd589>
- Hanif, A., Jamal, F. Q. et Imran, M. (2018). Extending the Technology Acceptance Model for use of e-learning systems by digital learners. *IEEE Access*, 6, 73395-73404. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2018.2881384>
- Jones, K. M. L., Asher, A., Goban, A., Perry, M. R., Salo, D., Briney, K. A. et Robertshaw, M. B. (2020). "We're being tracked at all times": Student perspectives of their privacy in relation to learning analytics in higher education. *Journal of the Association for Information Science and Technology*, 71(9), 1044-1059. <https://doi.org/10.1002/asi.24358>
- Karumbaiah, S. et Brooks, J. (2019). How colonial continuities underlie algorithmic injustices in education. Dans C. Gardner-McCune, S. Grady, Y. Jimenez, J. Ryoo, R. Santo et J. Payton (dir.), *Proceedings 2021 of Conference on Research in Equitable and Sustained Participation in Engineering, Computing, and Technology (RESPECT)* (p. 215-220). <https://doi.org/gtkvs4>

- Koehler, M. J. et Mishra, P. (2009). What is technological pedagogical content knowledge (TPACK)? *Contemporary Issues in Technology and Teacher Education*, 9(1), 60-70. <http://learntechlib.org/primary/p/29544>
- Lachance, L. et Raïche, G. (2014). Analyses de variance univariée et multivariée. Dans M. Corbière et N. Larivière (dir.), *Méthodes qualitatives, quantitatives et mixtes dans la recherche en sciences humaines, sociales et de la santé* (2^e éd., p. 353-396). Presses de l'Université du Québec. <https://doi.org/10.2307/j.ctv1c29qz7>
- Lameras, P. et Arnab, S. (2021). Power to the teachers: An exploratory review on artificial intelligence in education. *Information*, 13(1), article 14. <https://doi.org/10.3390/info13010014>
- Lepage, A. (2023). *Étude de l'adoption des principaux types d'usages de l'intelligence artificielle par les enseignants et enseignantes du postsecondaire* [thèse de doctorat, Université de Montréal, Canada]. Papyrus. <http://hdl.handle.net/1866/40548>
- Madaio, M., Blodgett, S. L., Mayfield, E. et Dixon-Román, E. (2022). Beyond “fairness” – Structural (in)justice lenses on AI for education. Dans W. Holmes et K. Porayska-Pomsta (dir.), *The ethics of artificial intelligence in education* (p. 203-239). Routledge. <https://doi.org/pnkq>
- Miao, F., Holmes, W., Ronghuai, H. et Hui, Z. (2021). *IA et éducation : guide pour les décideurs politiques*. UNESCO. <https://unesdoc.unesco.org/...>
- Miao, F. et Holmes, W. (2024). *Orientations pour l'intelligence artificielle générative dans l'éducation et la recherche*. UNESCO. <https://doi.org/10.54675/HBCX3851>
- Nichols, M. et Holmes, W. (2018). Don't do evil: Implementing artificial intelligence in universities. Dans J. M. Duarte et A. Szűcs (dir.), *Proceedings of the 10th EDEN Research Workshop* (p. 110-118). <https://eden-europe.eu/...>
- Nikou, S., De Reuver, M. et Mahboob Kanafi, M. (2022). Workplace literacy skills – How information and digital literacy affect adoption of digital technology. *Journal of Documentation*, 78(7), 371-391. <https://doi.org/10.1108/JD-12-2021-0241>
- Priya Gupta, K. et Bhaskar, P. (2020). Inhibiting and motivating factors influencing teachers' adoption of ai-based teaching and learning solutions: Prioritization using analytic hierarchy process. *Journal of Information Technology Education: Research*, 19, 693-723. <https://doi.org/10.28945/4640>
- Qin, F., Li, K. et Yan, J. (2020). Understanding user trust in artificial intelligence-based educational systems: Evidence from China. *British Journal of Educational Technology*, 51(5), 1693-1710. <https://doi.org/10.1111/bjet.12994>
- Rogers, E. M. (1983). *Diffusion of innovations* (3^e éd.). Free Press, Collier Macmillan.
- Romero, M. (2019). Analyser les apprentissages à partir des traces : des opportunités aux enjeux éthiques. *Distances et médiations des savoirs*, (26). <https://doi.org/10.4000/dms.3754>
- Sadikin, A., Habibi, A., Sanjaya, E., Setiawan, D. C., Susanti, T. et Saudagar, F. (2021). Factors influencing pre-service teachers' satisfaction and intention to use the Internet: A structural equation modeling. *International Journal of Interactive Mobile Technologies*, 15(2), 110-122. <https://doi.org/10.3991/ijim.v15i02.13503>

- Sakarji, S. R., Mohd Nor, K., Razali, M., Talib, N., Ahmad, N. et Wan Mohamad Saferdin, W. A. A. (2019). Investigating students acceptance of elearning using Technology Acceptance Model among diploma in office management and technology students at UITM Melaka. *Journal of Information System and Technology Management*, 4(13), 13-26. <https://doi.org/10.35631/JISTM.413002>
- Saltman, K. J. (2020). Artificial intelligence and the technological turn of public education privatization: In defence of democratic education. *London Review of Education*, 18(2), 196-208. <https://doi.org/10.14324/LRE.18.2.04>
- Self, J. (2016). The birth of IJAIED. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 26(1), 4-12. <https://doi.org/pjh4>
- Tabachnick, B. et Fidell, L. (2007). *Experimental design using ANOVA*. Duxbury.
- Taulli, T. (2019). *Artificial intelligence basics: A non-technical introduction*. Apress. <https://doi.org/k7p4>
- UNESCO. (2019). *Consensus de Beijing sur l'intelligence artificielle et l'éducation*. <https://unesdoc.unesco.org/...>
- Venkatesh, V., Morris, M. G., Davis, G. B. et Davis, F. D. (2003). User acceptance of information technology: Toward a unified view. *MIS Quarterly*, 27(3), 425-478. <https://doi.org/10.2307/30036540>
- Ventayen, R. J. M. (2023). OpenAI ChatGPT-generated results: Similarity index of artificial intelligence-based contents. Dans G. Ranganathan, Y. EL Alloui et S. Piramuthu (dir.), *Soft computing for security applications – Proceedings of ICSCS 2023* (Advances in intelligent systems and computing, vol. 1449, p. 215-226). Springer. <https://doi.org/pjh8>
- Welch, B. L. (1947). The generalization of Student's problem when several different population variances are involved. *Biometrika*, 34(1-2), 28-35. <https://doi.org/10.1093/biomet/34.1-2.28>
- Wenger, E. (1986). *Artificial intelligence and tutoring systems: Computational approaches to the communication of knowledge*. Morgan Kaufmann.
- Yu, T.-K., Lin, M.-L. et Liao, Y.-K. (2017). Understanding factors influencing information communication technology adoption behavior: The moderators of information literacy and digital skills. *Computers in Human Behavior*, 71, 196-208. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2017.02.005>
- Zawacki-Richter, O., Marín, V. I., Bond, M. et 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), article 39. <https://doi.org/ggctqb>

Annexe A – Matrices de Fornell-Larcker des modèles d'équations structurelles

Tableau A.1

Matrices de Fornell-Larcker des modèles d'équations structurelles, par type d'usage

	Littératie technique	Litt. pédagogique	Littératie éthique	Facilité d'utilisation	Performance	Anxiété	Attitude
Correction							
Littératie technique	0,77						
Litt. pédagogique	0,29	0,69					
Littératie éthique	0,19	0,15	0,49				
Facilité d'utilisation	0,17	0,21	0,19	0,78			
Performance	0,00	0,08	0,00	0,18	0,87		
Anxiété	0,07	0,05	0,07	0,15	0,04	0,77	
Attitude	0,00	0,05	0,01	0,28	0,56	0,19	0,88
Prédiction							
Littératie technique	0,78						
Litt. pédagogique	0,26	0,68					
Littératie éthique	0,16	0,15	0,50				
Facilité d'utilisation	0,20	0,31	0,19	0,69			
Performance	0,00	0,13	0,00	0,13	0,87		
Anxiété	0,02	0,09	0,04	0,27	0,10	0,80	
Attitude	0,00	0,15	0,00	0,27	0,69	0,30	0,93
Rétroaction							
Littératie technique	0,77						
Litt. pédagogique	0,30	0,68					
Littératie éthique	0,21	0,19	0,55				
Facilité d'utilisation	0,19	0,24	0,15	0,75			
Performance	0,00	0,11	0,00	0,15	0,87		
Anxiété	0,04	0,09	0,08	0,19	0,22	0,78	
Attitude	0,01	0,08	0,00	0,15	0,72	0,30	0,93
Plagiat							
Littératie technique	0,79						
Litt. pédagogique	0,31	0,69					
Littératie éthique	0,25	0,21	0,60				
Facilité d'utilisation	0,11	0,19	0,17	0,71			
Performance	0,10	0,00	0,01	0,05	0,84		
Anxiété	0,00	0,02	0,02	0,23	0,02	0,72	
Attitude	0,09	0,03	0,01	0,20	0,54	0,12	0,85
Matériel							
Littératie technique	0,75						
Litt. pédagogique	0,27	0,70					
Littératie éthique	0,20	0,19	0,55				
Facilité d'utilisation	0,06	0,27	0,14	0,77			
Performance	0,00	0,18	0,00	0,28	0,90		
Anxiété	0,05	0,15	0,13	0,40	0,13	0,63	
Attitude	0,00	0,15	0,00	0,42	0,68	0,20	0,93

Note. Les diagonales (valeurs en gras) représentent \sqrt{AVE} , les autres cellules des coefficients de corrélation.

Annexe B – Modèles d'équations structurelles

Cette annexe présente le modèle d'équations structurelles et la valeurs de ses paramètres pour chacun des cinq types d'usages (figures B.1 à B.5).

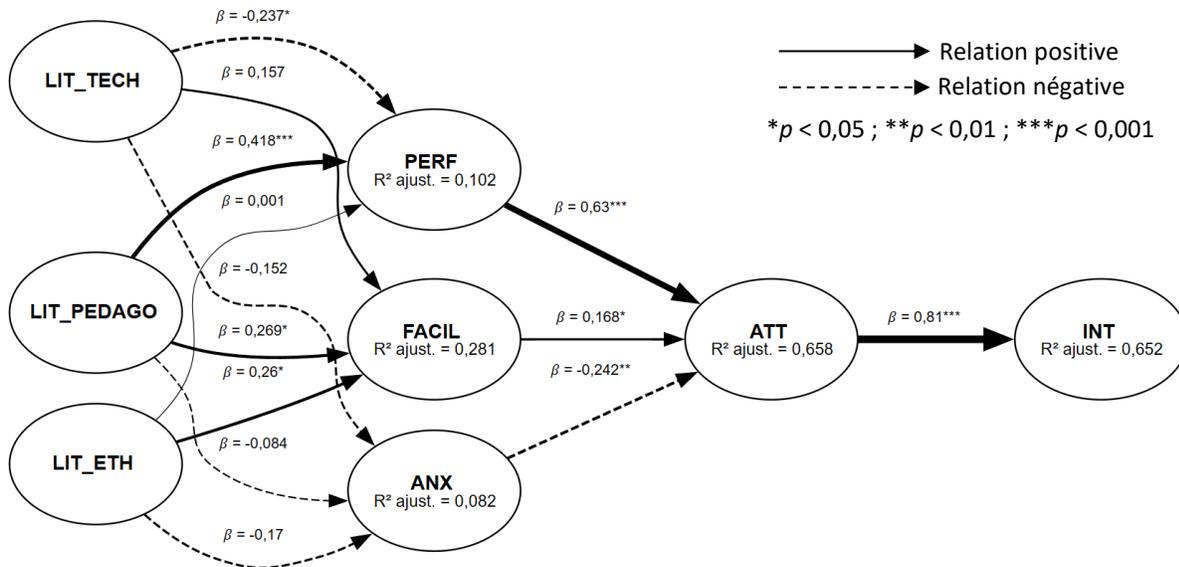


Figure B.1

Estimation des paramètres du modèle d'équations structurelles pour les usages de correction

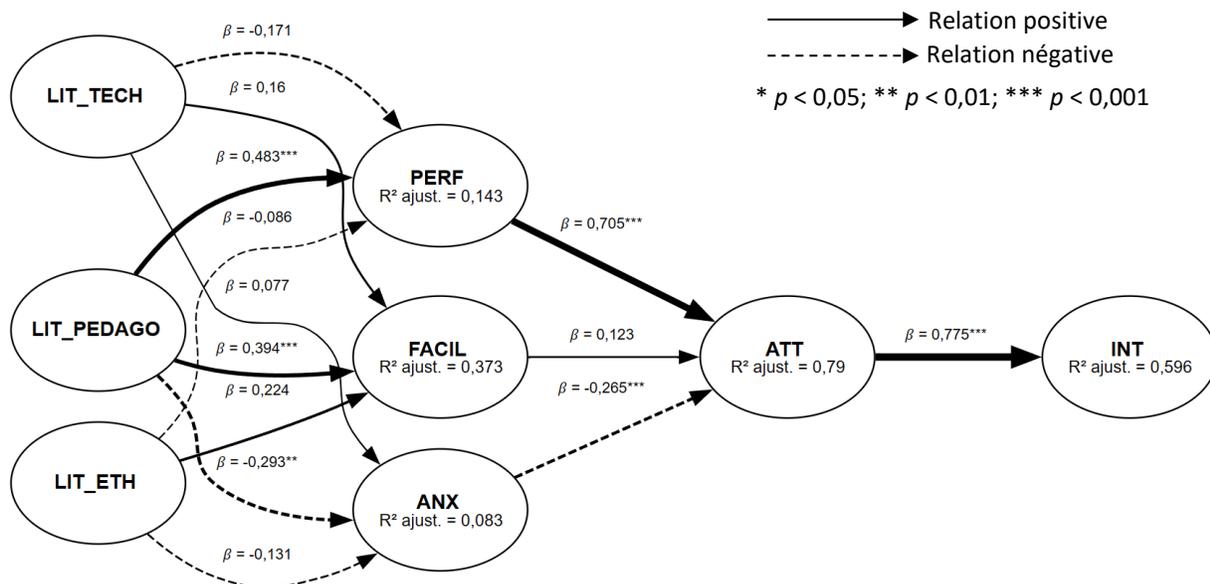


Figure B.2

Estimation des paramètres du modèle d'équations structurelles pour les usages de prédiction

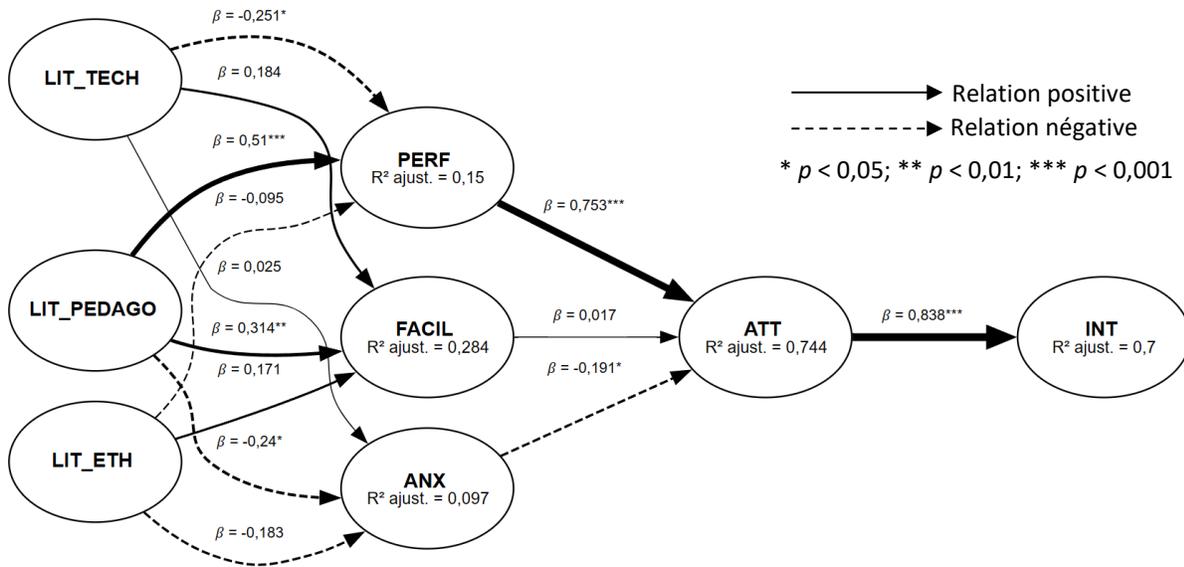


Figure B.3
 Estimation des paramètres du modèle d'équations structurelles pour les usages de rétroaction

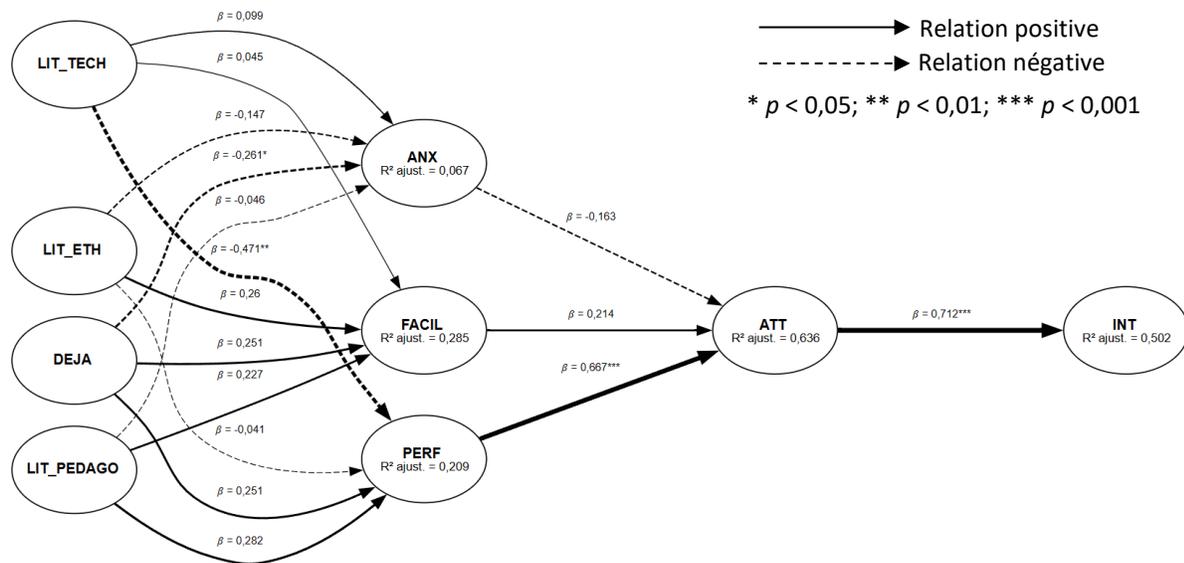


Figure B.4
 Estimation des paramètres du modèle d'équations structurelles pour les usages de détection du plagiat

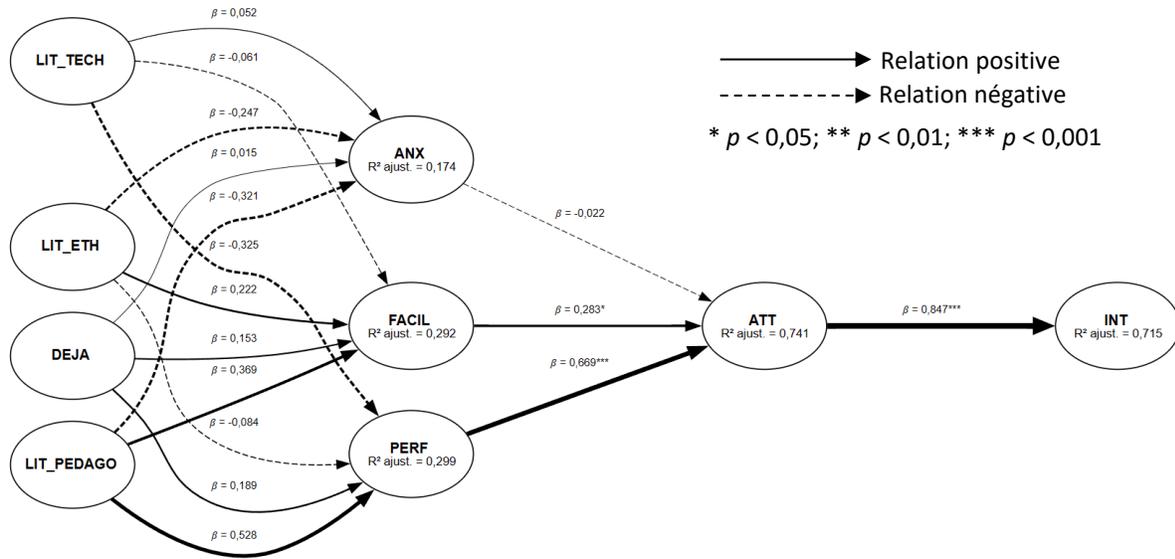


Figure B.5
 Estimation des paramètres du modèle d'équations structurelles pour les usages de création de matériel