

Université de Montréal

**Étude de l'adoption des principaux types d'usages de l'intelligence
artificielle par les enseignants et enseignantes du postsecondaire**

Par

Alexandre Lepage

Département de psychopédagogie et d'andragogie

Faculté des sciences de l'éducation

Thèse présentée en vue de l'obtention du grade
de Philosophiæ Doctor (Ph.D.) en sciences de l'éducation

Novembre 2023

Université de Montréal

Département de psychopédagogie et d'andragogie, Faculté des sciences de l'éducation

Cette thèse intitulée

**Étude de l'adoption des principaux types d'usages de l'intelligence artificielle par
les enseignants et enseignantes du postsecondaire**

Présentée par

Alexandre Lepage

A été évaluée par un jury composé des personnes suivantes

Bruno Poellhuber

Président-rapporteur

Normand Roy

Directeur de recherche

Margarida Romero

Membre du jury

Patrick Giroux

Examineur externe

Résumé

Depuis une dizaine d'années, les usages de l'IA se sont complexifiés et prétendent à la réalisation de tâches qui ont traditionnellement toujours été confiées aux enseignants · e · s comme l'évaluation des apprentissages ou le soutien à la motivation. Des outils d'IA générative accessibles à tout le monde et hautement performants rendent possible le déploiement d'outils qui demeuraient expérimentaux et précaires dans le domaine de l'IAED comme le recours aux agents conversationnels. La question de recherche de la thèse est la suivante : considérant la croissance des usages de l'IA au postsecondaire qui entrent en tension avec le rôle de l'enseignant · e · s, quels sont ceux qui sont les plus à même d'être adoptés par ces derniers, en tenant compte de leur niveau de littératie de l'IA ? Pour y répondre, la thèse propose d'abord une recension des écrits sur la manière dont ce rôle a été conceptualisé dans le domaine de l'IAED depuis 1970. Deux études empiriques sont ensuite présentées, une visant à développer un questionnaire pour mesurer le niveau de littératie de l'IA des enseignants · e · s ($n = 395$), et une seconde visant à étudier l'adoption de cinq types d'usages de l'IA par ceux-ci ($n = 127$) : évaluation, prédiction et profilage, rétroaction aux étudiants · e · s, détection du plagiat et création de matériel didactique. L'élaboration du questionnaire de littératie s'appuie sur des analyses factorielles, alors que l'étude sur l'adoption emploie des modélisations d'équations structurelles. Trois facteurs de littératie de l'IA ont été identifiés, soit les connaissances techniques sur l'IA, la capacité à en faire un usage pédagogique et la sensibilité aux enjeux éthiques. Les enseignants · e · s ont un faible niveau de connaissances techniques et se disent peu confiants sur leur capacité à faire des usages pédagogiques, mais ont un haut niveau de sensibilité aux enjeux éthiques. Par rapport à l'adoption, les usages d'évaluation et de profilage sont ceux qui génèrent une plus faible intention d'utilisation, avec une attitude plutôt défavorable. La discussion propose une réflexion sur la littératie à l'ère de l'IA, une actualisation du triangle didactique de Houssaye (1988) intégrant l'IA et des pistes futures pour la recherche et l'encadrement de l'IA.

Mots-clés : intelligence artificielle, enseignants, littératie, adoption, TICE, enseignement supérieur

Abstract

In the last ten years, AI applications have evolved and are now aiming at automatizing tasks that were usually accomplished by teachers such as assessment and motivational support. Generative AI tools easily accessible and highly performing now make it possible to develop a plethora of uses that were until now hard to scale, like the use of chatbots for learning. The research question of this thesis goes as follow: considering the growing tension between AI's role and teachers' role, what are the most likely AI applications to be adopted by higher education teachers, considering their AI literacy level? The first step to answer this question was to make a systematic review of the literature about how the role of the teacher was traditionally envisioned in the field of AI in education. Then, two empirical studies were conducted, one aiming at developing a questionnaire to measure the level of AI literacy among higher education teachers ($n = 395$) and a second one aiming at explaining the adoption of five applications of AI ($n = 127$): automated assessment, prediction and profiling, automated feedback to students, plagiarism detection and course material creation. The literacy questionnaire was elaborated through factorial analysis, and the adoption study through structural equations modeling. Three factors of AI literacy were identified: technical knowledge of AI, ability to develop pedagogical applications of AI, and sensitivity to ethical concerns. Teachers have a low level of technical knowledge and do not feel confident in using AI for educational purposes but have a high level of sensitivity to ethical concerns. In regard to adoption, teachers have a low intention to use automated assessment and profiling, whereas they are enthusiastic about plagiarism detection and course material creation. A higher level of technical knowledge is associated with lower expectation regarding the performance of AI. Based on these results, the discussion deepens the concept of AI literacy, proposes a revision of the didactic triangle (Houssaye, 1988) integrating AI, and enlightens future issues in regard to research in AIED and regulation of AI.

Keywords: artificial intelligence, teachers, literacy, adoption, ICT for teaching, higher education

Table des matières

Résumé	3
Abstract.....	4
Liste des tableaux	7
Liste des figures	8
Liste des sigles	9
Remerciements	12
Introduction.....	13
Cadre de la thèse par articles	15
Partie I – Contexte historique de l’IA en enseignement supérieur	18
1. Historique des TIC en enseignement supérieur	19
1.1. L’audiovisuel.....	19
1.2. L’ordinateur et la micro-informatique	21
1.3. Le réseau Internet.....	26
1.4. La mobilité.....	27
1.5. Les TICE au début de la décennie 2020.....	29
1.6. Synthèse de l’historique	31
2. Premier article : Une recension des écrits de 1970 à 2022 sur les rôles de l’enseignant et de l’intelligence artificielle dans le domaine de l’IA en éducation.....	34
2.1. Introduction.....	37
2.2. Méthode.....	39
2.3. Résultats.....	41
2.4. Discussion	56
2.5. Limites	60
2.6. Conclusion	60
2.7. Références	61
Partie II – Problématique, cadre conceptuel et méthode	68
3. Problématique	69
3.1. Le rôle complexe de l’enseignant ou de l’enseignante au postsecondaire.....	70
3.2. Les enseignants et enseignantes, premiers concernés par l’IA en enseignement supérieur	72
3.3. Des usages de l’IA en tension avec le rôle de l’enseignant et de l’enseignante	84
3.4. Des enjeux éthiques importants.....	92
3.5. Objectifs de recherche.....	98
4. Cadre conceptuel.....	100
4.1. L’intelligence artificielle	100
4.2. L’adoption des technologies	106
4.3. Littérature de l’IA.....	114
4.4. Décisions issues du cadre conceptuel	118
5. Méthode générale	124
5.1. Posture épistémologique	124
5.2. Résumé de la méthode.....	125
5.3. Méthode pour l’objectif 1	127
5.4. Méthode pour l’objectif 2	129
5.5. Méthode pour l’objectif 3	130

5.6.	Recrutement	135
Partie III – Recherches empiriques		137
6.	Deuxième article : Développement d’une échelle de mesure de la littératie de l’intelligence artificielle chez les enseignants et enseignantes du postsecondaire	138
6.1.	Introduction	140
6.2.	Méthode	149
6.3.	Résultats	151
6.4.	Discussion	160
6.5.	Conclusion	163
6.6.	Références	164
7.	Portrait de la littératie de l’IA des enseignants et enseignantes du postsecondaire	169
8.	Troisième article : Portrait de l’adoption de l’intelligence artificielle par les enseignants et enseignantes du postsecondaire au Québec	174
8.1.	Introduction	176
8.2.	Méthode	183
8.3.	Résultats	187
8.4.	Discussion	202
8.5.	Conclusion	207
8.6.	Références	208
Partie IV – Discussion générale		213
9.	Discussion générale	214
9.1.	Retour sur la question et les objectifs de recherche	214
9.2.	Retombées sociales	218
9.3.	Retombées scientifiques	221
9.4.	Retombées pratiques	225
9.5.	Limites de la thèse	228
9.6.	Pistes futures	232
Conclusion		240
Références		241
Annexes		267
	Annexe 1 – Questionnaire de littératie de l’IA	268
	Annexe 2 – Guide d’entretien dirigé	277
	Annexe 3 – Questionnaire d’adoption	278
	Annexe 4 – Analyse des entretiens dirigés	284
	Annexe 5 – Prévalidation du questionnaire de littératie de l’IA	298
	Annexe 6 – Code R pour la modélisation d’équations structurelles	312

Liste des tableaux

Tableau 1.	Critères d'inclusion et d'exclusion de la recension.....	40
Tableau 2.	Grille de codage avec le nombre de segments et le nombre de documents par code.....	42
Tableau 3.	Connaissances et habiletés de l'IA selon Long et Magerko (2020)	80
Tableau 4.	Types d'usages de l'IA en enseignement supérieur	84
Tableau 5.	Études portant sur l'adoption de l'IA par des enseignants et enseignantes.....	112
Tableau 6.	Tableau de cohérence entre les objectifs, les instruments et les analyses	126
Tableau 7.	Statistiques descriptives des items utilisés pour l'analyse factorielle exploratoire et l'analyse factorielle confirmatoire	153
Tableau 8.	Coefficients de saturation des items par rapport aux facteurs de l'AFE.....	156
Tableau 9.	Matrice des corrélations entre les facteurs de l'AFE	157
Tableau 10.	Charges factorielles des items par rapport à leur facteur (AFC).....	158
Tableau 11.	Corrélations entre les facteurs et cohérence interne de l'échelle finale.....	160
Tableau 12.	Moyennes et écarts-types des facteurs de littératie de l'IA, par ordre d'enseignement et STIM/Non STIM	170
Tableau 13.	Résultats de l'analyse de domination stochastique pour l'ordre d'enseignement et STIM/Non STIM, par facteur de littératie de l'IA	171
Tableau 14.	Résultats du test de Mann-Whitney entre les hommes et les femmes, par facteur de littératie	172
Tableau 15.	Moyennes, écarts-types, tests de normalités et analyses de cohérence interne pour les variables d'adoption	188
Tableau 16.	Scores moyens aux variables d'adoption par Non STIM/STIM, ordre d'enseignement et genre, et résultats du test <i>t</i> de Welch.....	189
Tableau 17.	Analyse de variance des variables d'adoption selon le type d'usage de l'IA, STIM/Non STIM et ordre d'enseignement	191
Tableau 18.	Résultat des tests de comparaisons multiples des variables d'adoption, par type d'usages.....	192
Tableau 19.	Indicateurs de validité convergente des construits des modèles d'équations structurelles.....	194
Tableau 20.	Matrices de Fornell-Larcker du modèle d'équations structurelles.....	195
Tableau 21.	Coefficients de régression estimés du modèle d'équations structurelles par type d'usage de l'IA et valeurs R^2 des variables endogènes	196
Tableau 22.	Tailles d'effet f^2 des relations des modèles d'équations structurelles	202
Tableau 23.	Deux perspectives pour envisager les transformations du domaine des TICE	219

Liste des figures

Figure 1.	Résumé des liens entre les articles de la thèse	17
Figure 2.	La machine à apprendre de Skinner	22
Figure 3.	Quelques repères des technologies en enseignement supérieur	32
Figure 4.	Processus de sélection des documents du corpus	41
Figure 5.	Nombre de documents par pays du premier auteur	44
Figure 6.	Nombre de documents par type de documents	44
Figure 7.	Nombre de documents par année de publication	44
Figure 8.	Proposition de cadre de réflexion sur les interactions IA-enseignant-apprenant basée sur le tétraèdre des TIC en éducation de Faerber (2003)	60
Figure 9.	Les cinq grandes idées de l'IA selon Touretzky et al. (2019)	81
Figure 10.	Nombre de publications utilisant l'IA pour prédire le décrochage scolaire dans le Web of Science, par année (1999-2023)	89
Figure 11.	Le modèle TAM	108
Figure 12.	Le modèle UTAUT	111
Figure 13.	La nébuleuse des littératies	118
Figure 14.	Le modèle retenu pour l'étude de l'adoption	123
Figure 15.	Procédure de passation du questionnaire d'adoption	133
Figure 16.	Les cinq grandes idées de l'IA selon Touretzky et al. (2019)	145
Figure 17.	Nombre de personnes en fonction de leur score moyen à l'ensemble des items de littératie	152
Figure 18.	Courbe d'ébouillis des valeurs propres des facteurs de l'AFE comparée aux résultats de l'analyse parallèle	155
Figure 19.	Répartition des répondants au questionnaire de littératie de l'IA	169
Figure 20.	Moyenne des scores aux facteurs de littératie de l'IA, par ordre d'enseignement et STIM/Non STIM, avec intervalles de confiance à 95%	170
Figure 21.	Moyenne des scores aux facteurs de littératie de l'IA par genre	172
Figure 22.	Le modèle TAM	179
Figure 23.	Le modèle UTAUT	180
Figure 24.	Le modèle de recherche pour la modélisation d'équations structurelles	183
Figure 25.	Estimation des paramètres du modèles d'équations structurelles pour les usages de correction	197
Figure 26.	Estimation des paramètres du modèles d'équations structurelles pour les usages de prédiction	198
Figure 27.	Estimation des paramètres du modèles d'équations structurelles pour les usages de rétroaction	199
Figure 28.	Estimation des paramètres du modèles d'équations structurelles pour les usages de détection du plagiat	200
Figure 29.	Estimation des paramètres du modèles d'équations structurelles pour les usages de création de matériel	201
Figure 30.	Tétraèdre pédagogique IA - enseignant · e - apprenant · e - savoir	223
Figure 31.	La distance outil-usage pour mesurer l'écart entre les usages prévus et les usages réels	230

Liste des sigles

AFC	Analyse factorielle confirmatoire
AFE	Analyse factorielle exploratoire
APOP	Association pour les applications pédagogiques de l'ordinateur au postsecondaire
CSE	Conseil supérieur de l'éducation
CTREQ	Centre de transfert pour la réussite éducative du Québec
FNEEQ	Fédération nationale des enseignantes et enseignants du Québec
FUP	Facilité d'utilisation perçue
IA	Intelligence artificielle
IAED	Intelligence artificielle en éducation [et en enseignement supérieur]
OCDE	Organisation pour la coopération et le développement économique
REPTIC	Réseau des répondantes et répondants TIC
RISQ	Réseau d'informations scientifiques du Québec
SAMR	Substitution, augmentation, modification, redéfinition
STIM	Sciences, technologies, mathématiques et ingénierie
TAM	Technology Acceptance Model
TIC	Technologies de l'information et de la communication
TICE	Technologies de l'information et de la communication en enseignement
T-PACK	Technological, Pedagogical and Content Knowledge
UP	Utilité perçue
UTAUT	Unified theory of adoption and use of technology

À River

*La télévision joue avec le réel et met entre la vie et
nous un écran sur lequel ne s'agitent que des
ombres.*

– Jacques Ellul

Remerciements

Mes premiers remerciements vont à mon directeur de thèse, Normand Roy, pour sa grande disponibilité et ses nombreuses relectures critiques, et plus particulièrement pour m'avoir suivi et supporté dans le marathon qui a caractérisé la fin de cette thèse.

Je remercie également les professeurs qui ont contribué à l'encadrement de ce travail, de l'examen doctoral au dépôt final : Jacques Viens pour son regard sur les modèles d'adoption, Bruno Poellhuber pour ses réflexions sur la littératie de l'IA et l'IA générative, Patrick Giroux pour avoir évalué la thèse et pour ses questions sur le transfert vers la formation des futurs enseignants et enseignantes. Un merci spécial à Margarida Romero pour son incessant mentorat depuis les débuts de mon parcours académique et sa supervision dans le cadre d'un stage Mitacs à l'été 2022. Merci au professeur Simon Collin pour m'avoir aidé à définir les enjeux éthiques de l'IA et en prendre la pleine mesure. Merci au professeur Didier Paquelin d'avoir joué le rôle d'ami critique par moments. Merci à toutes ces personnes d'avoir su m'orienter dans un sujet aussi mouvant que celui de l'IA en enseignement supérieur.

Merci à mon conjoint, Alexandre Marois, de m'avoir accompagné dans cette aventure et de m'avoir inspiré à l'entamer. Merci pour ses relectures attentives et les belles discussions scientifiques qui animent notre couple – toutes les personnes qui font un doctorat n'ont pas cette chance.

Merci à mes parents, Sylvie Bois et Pierre Lepage, pour leurs encouragements depuis mon enfance.

Cette thèse a été réalisée avec le soutien financier du Conseil national de recherches en sciences humaines du Canada.

Introduction

Cette thèse porte sur l'adoption de l'intelligence artificielle (IA) par les enseignant·e·s du postsecondaire. Sa réalisation a été bousculée par la sortie, en 2022, de ChatGPT, outil d'IA générative que nous ne pouvons passer sous silence. Tout à coup, plusieurs des usages fantasmagoriques de l'IA dont nous nous apprêtions à étudier l'adoption sont devenus possibles et ont été expérimentés massivement par les enseignant·e·s. Pourtant, il n'est pas récent que l'on parle d'IA en éducation. Le système SCHOLAR de Carbonell (1970) s'inscrivait précisément dans ce domaine de recherche, et on le disait d'IA pour sa capacité à prendre des décisions pédagogiques (Wenger, 1986). Quelle réponse fournit-on à l'apprenant·e, ou bien quelle question lui pose-t-on ? Si ces décisions étaient jadis simples, elles se complexifient aujourd'hui, au rythme des avancées technologiques. On évoque désormais l'idée d'automatiser la prise de décisions d'admission, d'automatiser la notation des évaluations, d'agir comme mentor auprès des étudiant·e·s, voire d'évaluer la qualité de l'enseignement et peut-être même de moduler le financement des établissements de manière automatisée (Parapadakis, 2020). On s'inquiète de ce que deviendra l'enseignant·e (Celik et al., 2022), dans l'éventualité (plausible ou non) où l'IA parviendrait à tout faire. Cette thèse ne porte donc pas spécifiquement sur les usages de ChatGPT, mais plutôt sur l'ensemble des usages pédagogiques de l'IA que nous avons regroupés en cinq catégories à partir de Zawacki-Richter et al. (2019) et de Seldon et al. (2020) : la correction automatisée, la rétroaction aux étudiant·e·s, la prédiction de la réussite, la détection du plagiat et la création de matériel didactique.

La problématique au centre de la thèse est celle de la transformation du rôle de l'enseignant·e au postsecondaire en interaction avec l'IA. Plus formellement, la question de recherche qui a guidé son développement est la suivante : considérant la croissance des usages de l'IA au postsecondaire qui entrent en tension avec le rôle de

l'enseignant · e, quels sont ceux qui sont les plus à même d'être adoptés par ces derniers, en tenant compte de leur niveau de littératie de l'IA ? Pour bien situer cette problématique dans son contexte, la première partie de la thèse s'intéressera au contexte historique des TICE au postsecondaire en général (chapitre 1) puis à la façon dont le rôle de l'enseignant · e a été conceptualisé dans les recherches sur l'IA en éducation depuis 1970 (chapitre 2). La deuxième partie, composée des chapitres 3 à 5, construira la problématique et le cadre conceptuel plus précisément autour des questions de littératie de l'IA des enseignant · e · s, et d'adoption des différents types d'usage. La partie empirique, composée de deux articles et d'un chapitre, dressera un portrait de littératie de l'IA de la population cible à partir d'une échelle de mesure inédite dont nous avons fait la validation (chapitres 6 et 7). Les résultats d'une étude de l'adoption des cinq types d'usage susmentionnés y seront aussi présentés (chapitre 8). Finalement, la discussion générale (chapitre 9) proposera de manière prospective quel pourrait être le rôle de l'enseignant · e dans le futur, en s'appuyant sur les données.

Cadre de la thèse par articles

Cette thèse est constituée principalement de trois articles scientifiques. La structure est atypique dans la mesure où le premier article de thèse est intégré à la première partie portant sur le contexte historique de l'IA en enseignement supérieur. Cette section vise à expliquer ce qui a conduit à ce choix et, de manière plus générale, les liens qui existent entre les articles.

Le premier article, intitulé *Une recension des écrits de 1970 à 2022 sur les rôles de l'enseignant et de l'intelligence artificielle dans le domaine de l'IA en éducation* (Lepage et Roy, 2023), a été soumis dans la revue *Médiations et médiatisations* le 3 mars 2023 et publié le 31 octobre 2023. Il s'agit d'une recension systématique des écrits sur la manière dont le rôle de l'enseignant · e a été conceptualisé dans le domaine de l'IA en éducation (IAED). Dès les débuts de la thèse, il est apparu difficile d'identifier le domaine de recherche dans lequel elle allait s'inscrire : d'une part, étant donné la problématique de recherche qui s'intéresse à l'usage de l'IA en enseignement supérieur, le domaine des technologies de l'information et de la communication en enseignement (TICE) semblait tout indiqué. Toutefois, l'IAED est aussi un domaine de recherche à part entière dont on ne pouvait ignorer l'existence. Un travail conceptuel a dû être réalisé pour clarifier les liens entre les domaines et baliser les frontières de la thèse. À cet égard, il est apparu nécessaire de s'intéresser à l'historique du domaine des TICE, au moins pour en retenir quelques repères, et à celui du domaine de l'IAED. Le chapitre 1 dresse un historique du domaine des TICE en enseignement supérieur sans égard à l'IA, et le second dresse un historique du domaine de l'IAED. Intéressés par la problématique du chapitre 3, ces historiques ont été orientés autour de la question du rôle des enseignant · e · s en interaction avec les technologies et les systèmes d'IA. Ces deux chapitres sont à la base de choix qui ont orienté la problématique et le cadre conceptuel. D'abord, du domaine des TICE découle le choix de s'intéresser à la population enseignante, car c'est elle qui adopte

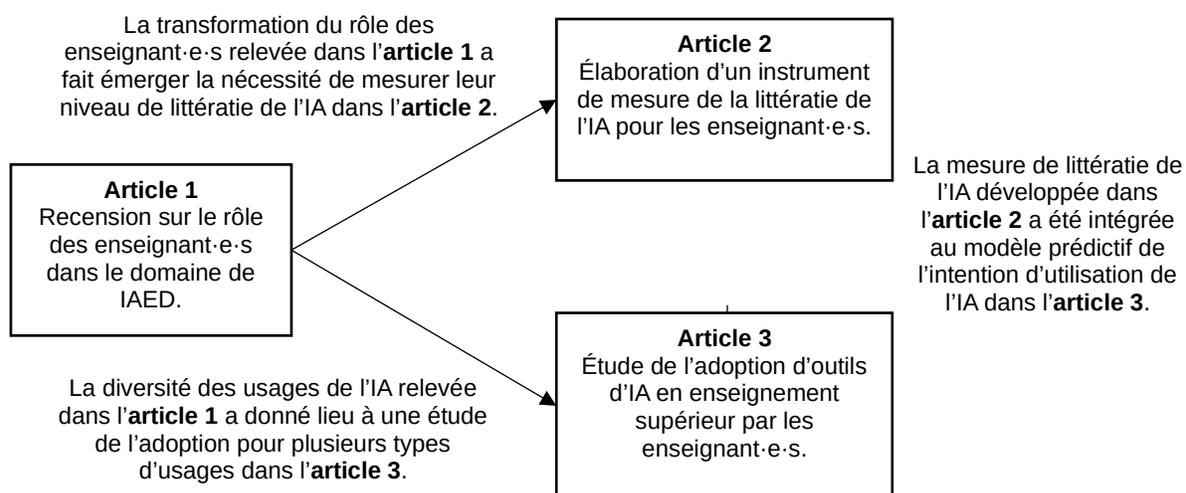
les technologies en enseignement et développe des usages pédagogiques. Du domaine de l'IAED découlent les types d'usages de l'IA en enseignement supérieur qui seront présentés dans la problématique.

Le second article, intitulé *Développement d'une échelle de mesure de la littératie de l'intelligence artificielle chez les enseignants et enseignantes du postsecondaire*, a été soumis, puis accepté, dans la revue *Mesure et évaluation en éducation*. Cet article présente le développement d'un instrument de mesure de la littératie de l'IA spécifique à la population cible. Dans la problématique, nous soulignerons que l'IA est déployée rapidement dans plusieurs secteurs de l'économie, y compris en enseignement supérieur. Nous décrirons également l'importance de la littératie de l'IA afin que les enseignants puissent en faire un usage pédagogique critique. Il ressortira aussi du premier article que l'IA présente un potentiel disruptif sur le plan pédagogique en raison de son caractère intrusif dans la relation enseignant · e · s – savoirs – apprenant · e · s. Avant d'étudier l'adoption, il est apparu essentiel de dresser un portrait de la littératie de l'IA de la population cible afin de mesurer son niveau de compréhension de ce potentiel disruptif et des enjeux technologiques et éthiques (p. ex. les erreurs de prédiction ou de classement dans les tableaux de bord pour la réussite). Dans la problématique, nous relèverons qu'aucun instrument de mesure de la littératie de l'IA n'est adéquat pour une utilisation auprès des enseignants du postsecondaire. À cet égard, le deuxième article est un intermédiaire qui est apparu essentiel en vue de cheminer vers une étude de l'adoption de l'IA par notre population.

Le troisième article est le point culminant de la thèse, car il exploite les deux premiers pour étudier l'adoption de l'IA en enseignement supérieur. Cet article, intitulé *Portrait de l'adoption de l'intelligence artificielle par les enseignants et enseignantes du postsecondaire au Québec*, sera soumis à la *Revue internationale des technologies en pédagogie universitaire*, au terme de l'évaluation de la thèse. Il présente une étude

de l'adoption de l'IA en enseignement supérieur, en intégrant la mesure de la littératie obtenue via le deuxième article dans un modèle prédictif de l'intention de mettre en œuvre ou non certains types d'usages. La mesure des facteurs d'adoption y sera différenciée pour cinq types d'usages différents qui seront présentés dans la problématique (correction automatisée, prédiction de la réussite, rétroaction automatisée, détection du plagiat, création de matériel didactique). En procédant ainsi, nous nous assurerons de couvrir un large spectre des usages de l'IA du domaine de l'IAED relevés dans le premier article. La figure 1 illustre et résume les liens entre les articles de la thèse.

Figure 1. Résumé des liens entre les articles de la thèse



**Partie I – Contexte historique
de l'IA en enseignement
supérieur**

1. Historique des TIC en enseignement supérieur

Avant d'aborder la question de l'IA en enseignement supérieur, ce chapitre vise à présenter quelques repères du domaine des technologies utilisées à des fins d'enseignement et d'apprentissage (TICE). Nous nous intéresserons aux apparitions successives de l'audiovisuel, de l'ordinateur et de la micro-informatique, du réseau Internet et des appareils mobiles, principaux jalons de cet historique. Nous discuterons en parallèle des changements portés au rôle de l'enseignant · e à chacun de ces jalons.

Il apparaît opportun de clarifier d'emblée l'emploi des termes *numérique*, *technologies* et *technologies de l'information et de la communication* (TIC). Les technologies sont un large ensemble d'outils qui servent à produire ou transmettre un service selon Schmookler (1966). Les TIC sont des technologies plus spécifiques qui servent à produire, enregistrer ou transmettre de l'information (Cartier, 2001), p. ex. la téléphonie, le cinéma, le disque dur. Elles ont, selon lui, la particularité de « [modifier] l'espace et le temps, donc la perception de notre société, [en accélérant] la rupture » (p. 12). Le numérique désigne un type de support de l'information, qui s'oppose à l'analogique, dans lequel l'information est stockée par une représentation binaire : « le système analogique correspond à la variation continue d'une grandeur physique concrète, alors que, dans le système numérique, l'information est représentée par des valeurs numériques discrètes, sous forme binaire » (Larousse, 2006, par. 1). Le phonographe est une technologie analogique, le format MP3 est une technologie numérique. Les TIC sont plus englobantes, elles peuvent être analogiques ou numériques. Aujourd'hui, les TIC sont presque toutes numériques ou peuvent l'être. C'est, à tout le moins, une condition pour la manipulation de l'information en vue du développement des technologies de l'IA.

1.1. L'audiovisuel

Bordeleau (1999) a identifié quelques éléments précurseurs aux utilisations de l'audiovisuel en enseignement dans la première moitié du XXe siècle, comme le « premier usage du

phonographe dans une école » (p. 11) américaine en 1909 ou bien le « premier tourne-disque pour l'enseignement » (p. 11) en 1911. L'audiovisuel regroupait...

... d'une part les techniques de l'image telles que les divers matériaux graphiques, les photographies, les nombreux types de tableaux, les maquettes, les vues et films fixes, les films animés muets, d'autre part les techniques du son comme la radio, les disques, les enregistrements sur bandes magnétiques. (Lefranc, 1963, p. 10)

Comme ces artefacts étaient disponibles sur des supports physiques et qu'ils ne pouvaient pas être tirés en des exemplaires infinis, des initiatives ont pris place pour accroître l'accès aux films éducatifs (p. ex. la création du Centre national de documentation pédagogique en France pour le prêt de ressources, *Le Monde*, 1954). Dès les années 1950, l'usage de la télévision à des fins éducatives s'est développé (p. ex. *Le Devoir*, 1956) et certains établissements universitaires se sont alors dotés de circuits télévisés fermés pour produire et diffuser à l'intérieur de leurs murs leurs propres émissions (p. ex. la Faculté de médecine et de pharmacie de Marseille, *Le Monde*, 1958). Au niveau technologique, les appareils étaient multiples, mais visaient à peu près tous l'enregistrement, la captation ou la diffusion audiovisuelle. Surtout, les inventions semblaient de plus en plus polyvalentes comme l'a souligné Cartier (2001) : « la liste des inventions matérielles, de 1945 à aujourd'hui, est fort longue et relativement connue, mais elle est peu importante finalement, car ces inventions convergent pour former de nouveaux systèmes plus sophistiqués quelques années plus tard » (p. 21).

Les conceptions pédagogiques des méthodes audiovisuelles se sont raffinées dès la décennie 1960. Elles étaient désormais envisagées selon deux catégories, les méthodes internes et les méthodes externes. Selon Lefranc (1963), les méthodes internes décrivaient les usages dans les établissements, alors que les méthodes externes décrivaient les diffusions faites hors de l'établissement. Les ressources internes, utilisées par exemple pour les laboratoires de langue (Guénot, 1963), comprenaient des bandes magnétiques, des films d'animation, des circuits fermés de télévision pour diffuser en direct et ailleurs dans l'établissement des captations réalisées en direct. L'audiovisuel externe était composé d'émissions de télévision

ou de radios éducatives produites par l'université, à des horaires variés et par des enseignants · e · s. Pour Lefranc (1963), cela donne lieu au télé-enseignement, « un des moyens et une des conditions d'une véritable démocratisation de l'enseignement supérieur » (p. 14).

Le recours à des appareils de plus en plus sophistiqués a appelé au développement d'expertises particulières. C'est alors que le développement de ressources didactiques, qui était jusqu'au début du XXe siècle une prérogative de l'enseignant · e, est devenu plutôt le fruit d'une collaboration nécessaire avec des équipes techniques et des pairs (Lefranc, 1963). Au Québec comme en France, un des enjeux est la « constitution au sein de chaque université de photothèques, discothèques, cinémathèques que l'on aura vite avantage à regrouper dans de véritables centres de documentation et de matériels audio-visuels » (Lefranc, 1963, p. 14). En 1968, le Service des moyens techniques d'enseignement a été créé au ministère de l'Éducation du Québec et son rôle consistait « à faire l'inventaire des moyens techniques disponibles et à concilier leur utilisation avec le contenu de l'enseignement » (Guay, 1969, p. 2).

Avec les technologies de l'audiovisuel, le rôle de l'enseignant · e a subi une première série de transformations : celui-ci devait réserver des appareils technologiques et s'assurer de pouvoir faire les manipulations requises en classe. Il devait aussi consacrer du temps au design pédagogique et exercer des choix quant au moment et aux conditions pour lesquelles il ferait usage d'un appareil. Avec la vidéo, celui-ci pouvait aussi remplacer du temps de prestation magistrale par du temps de visionnement par les apprenant · e · s. Finalement, avec la complexification du matériel audiovisuel, l'enseignant · e a dû commencer à collaborer avec des équipes multidisciplinaires.

1.2. L'ordinateur et la micro-informatique

Dès les décennies 1950 et 1960, l'ordinateur a fait une entrée timide dans les universités (Baker, 1975). C'est à ce moment qu'a été inventée la machine à apprendre de Skinner (1953) qui permettait la correction immédiate de questions à choix multiples (voir

figure 2), considérée comme un point marquant dans le développement des applications pédagogiques de l'ordinateur (Baker, 1975). Le concept d'enseignement programmé, initié par Thorndike (1912) puis matérialisé une première fois par la machine à apprendre de Pressey (1930), a alors gagné en popularité et conditionné une bonne partie des visées pédagogiques des premiers ordinateurs. L'enseignement programmé s'appuyait sur une perspective béhavioriste de renforcement des apprentissages et les machines qui le supportaient pouvaient présenter différents niveaux de sophistication permettant par exemple de contrôler l'ordre dans lequel des séquences de contenus à apprendre étaient présentées aux apprenant · e · s (Lumsdaine et Glaser, 1960).

Figure 2. La machine à apprendre de Skinner



© Smithsonian. Usage autorisé selon les conditions d'usages.

https://americanhistory.si.edu/collections/search/object/nmah_690062

Les premières implémentations structurées de l'ordinateur à des fins d'apprentissage dans les universités ont eu lieu dans la décennie 1970. L'Université du Texas utilisait ses ordinateurs pour la diffusion de cours interactifs vers d'autres universités et dans des écoles secondaires via des télétypes (Watson, 1972). Aux États-Unis, le système PLATO (*Programmed Logic for Automatic Teaching Operation*) a permis la tenue d'un cours collégial entier en 1965, par enseignement programmé (Baker, 1975). En 1977, l'Université du Québec a mis sur pied un comité pour l'installation et le déploiement du même système,

francisé PLATON¹, dans ses différentes antennes (Dumas, 1977). Ce système combinait les technologies de l'audiovisuel, des télécommunications et de l'ordinateur (Dumas, 1977). PLATON était composé essentiellement d'un ordinateur central et de terminaux disposés dans les différentes universités qui communiquaient ensemble par le réseau téléphonique (Dumas, 1977). Parmi les objectifs figurait une intention « [d']accentuer l'individualisation des cheminements et l'adaptation des cycles d'apprentissage au rythme de chacun » (p. 8). Concrètement, pour y arriver, l'ordinateur central proposait une banque d'unités d'apprentissage ainsi que des leçons créées par des professeurs. À la même période, des ordinateurs spécialisés dans l'enseignement assisté par ordinateur ont été développés, par exemple le IBM 1500 (Brien, 1971). On s'intéressait de plus en plus à la conception pédagogique assistée par ordinateur, mais celle-ci était encore peu répandue chez les enseignants étant donné la nécessité d'apprendre un langage de programmation (Brien, 1971).

Selon Watson (1972), les usages de l'ordinateur dans les universités pouvaient être pédagogiques ou non pédagogiques. Les usages pédagogiques étaient, par exemple, les jeux et simulations, les exercices de répétition (*drill and practice*) et les démonstrations, alors que les usages non pédagogiques comprenaient tous les usages administratifs, la recherche dans les catalogues de la bibliothèque, la gestion de la paie, etc. Parmi les usages pédagogiques, la possibilité de simulation offerte par l'ordinateur semblait être un des principaux avantages tel que rapporté dans un rapport de l'Organisation de coopération et de développement économiques (1976). Avec l'ordinateur sont apparues les premières mentions de l'IA appliquée à l'éducation (Carbonell, 1970). L'IA en éducation, à ce moment, est alors centrée sur le développement d'outils d'enseignement programmé capables de faire certaines inférences et de personnaliser la rétroaction offerte à partir de règles préétablies (Carbonell, 1970). Quatre principes régissaient l'enseignement programmé selon Guglielmi (1970) : réponse effective (l'élève doit faire une action pour

¹ Programme de logistique pour l'apprentissage à l'aide de la technologie de l'ordinateur numérique.

fournir une réponse), connaissance immédiate de la réponse (rétroaction instantanée), progression par petites étapes et rythme choisi par l'élève.

La décennie 1980 a été marquée par « l'arrivée sur le marché grand-public des [micro-ordinateurs] et de la télématique » (Chomienne, 1987, p. 6). L'arrivée du micro-ordinateur a été, selon Bertrand (2010) qui reprenait l'expression de Christensen (1997), une innovation disruptive qui « perturbe la trajectoire d'amélioration continue d'un produit dont les caractéristiques sont simplifiées par rapport au produit ou service d'origine » (p. 38). En passant d'un outil scientifique à un outil grand public, le micro-ordinateur, suivi de près par l'accès à Internet, « [change] profondément le rapport au savoir, [faisant] dire à certains que l'avènement des TIC et d'Internet marque une révolution dans la production et la diffusion du savoir d'une ampleur au moins équivalente à celle provoquée par l'arrivée de l'écriture et de l'imprimerie » (p. 33). Une enquête réalisée par le ministère de l'Éducation dans les cégeps révélait que l'ensemble du réseau collégial disposait, en 1981, de 400 micro-ordinateurs principalement destinés aux départements d'informatique : « L'enseignement par ordinateur ne se développe pas. [...] Le gros de l'effort reste en enseignement de l'informatique et des sciences de l'ordinateur et en utilisation de laboratoire pour des matières de plus en plus diversifiées » (Meynard, 1981, p. 14).

Selon une étude de Duval et Gagnon (1991), 45,2% des étudiant·e·s du collégial utilisaient l'ordinateur dans le contexte de leurs études en 1989. À ce moment, plus de la moitié des étudiant·e·s n'ont pas accès à un ordinateur à la maison. Pour l'année 1988-1989, 35,3% disaient avoir utilisé un ordinateur au cégep dans l'année. Dans les universités, l'équipement croît aussi rapidement. À l'hiver 1986, l'Université du Québec à Hull annonçait disposer d'un « pavillon entièrement réservé à l'informatique » et de « plus de 80 terminaux et 150 micro-ordinateurs » (Le Devoir, 1985). En 1993, 54% des étudiant·e·s du Collège Bois-de-Boulogne « avaient accès à un ordinateur personnel » (Laflèche et al., 1993, p. 8) dont ils étaient propriétaires ou via leurs parents ou ami·e·s. Malgré cela, le déploiement s'est fait à des rythmes variés selon les disciplines et les établissements. Dans son rapport annuel de 1993-1994, le Conseil supérieur de l'éducation

(1994) rapportait que « à l'Université Laval, l'étudiant était appelé à utiliser l'ordinateur dans moins de 3% des cours dispensés en sciences humaines et de 12% des cours en sciences pures et appliquées » (p. 34) alors « [qu']à l'UQAM, l'utilisation de l'informatique atteint 18% des étudiants/cours au premier cycle, avec environ un sur trois en gestion et en sciences mais seulement 3% en éducation » (p. 34).

De nombreux didacticiels ou logiciels de simulation ont été créés pendant cette décennie comme en témoigne le bulletin l'Apôtre édité par la Fédération des cégeps. C'est aussi pendant cette décennie, en 1982, qu'est créée l'Association pour les applications pédagogiques de l'ordinateur au postsecondaire (APOP) dont le bulletin alimentait le développement technopédagogique des enseignant · e · s avec des entrevues, des nouvelles, des chroniques et des suggestions de logiciels (p. ex. APOP, 1984). C'est alors que s'est développée, comme ce fut le cas pour l'audiovisuel, une réflexion sur les usages, au terme d'une phase de grand enthousiasme :

En un mot, nous avons mûri et nous prenons enfin en considération la dimension que nous n'aurions jamais dû perdre de vue, la relation (certains disent « interface ») homme-machine dans le processus d'apprentissage par ordinateur. Loin de marquer le début d'une période de désenchantement, cette attitude indique tout au contraire le commencement du véritable travail d'insertion de l'ordinateur dans l'enseignement. (Bougaïeff, 1984, p. 2)

Pour la première fois, avec l'introduction de l'ordinateur, l'enseignant · e n'était plus seul à pouvoir fournir une rétroaction à l'étudiant · e. Pour des apprentissages simples, l'étudiant · e pouvait obtenir automatiquement des exercices et une correction de ceux-ci instantanément. L'enseignant · e était donc désormais appelé à revoir le temps d'occupation de ses apprenant · e · s et à le partager entre des activités qui recouraient ou non à l'ordinateur. Il devait prendre des décisions quant au moment et à la manière d'utiliser l'ordinateur, de même qu'à sa propre présence auprès de l'étudiant · e. Les enseignant · e · s les plus intéressés formaient des communautés autour de l'utilisation de l'ordinateur et leur collaboration se déroulait désormais à grande échelle, au-delà de leur

établissement. Certains intervenaient de plus en plus sur le design pédagogique et de moins en moins sur les aspects de transmission des connaissances, lesquels pouvaient être pris en charge par les étudiants eux-mêmes, aidés de didacticiens ou de ressources numériques.

1.3. Le réseau Internet

C'est au cours de la décennie 1990 que les universités et cégeps ont été connectés massivement à Internet via le réseau d'informations scientifiques du Québec créé en 1989 (RISQ, s. d.). À la fin des années 1990, dans les universités, le courriel est devenu un outil d'innovation et a commencé à se répandre notamment pour les étudiants des cours de technologies (Dupuy-Walker, 1997). Dans les universités, des programmes ont commencé à exiger que chaque étudiant se procure un ordinateur. C'est le cas de l'École d'architecture de l'Université Laval en 1999 (Commission des universités sur les programmes, 1999), certaines initiatives allant jusqu'à offrir cet ordinateur (p. ex. le programme LiberT en génie informatique à l'Université Laval, Le Soleil, 2001).

Les universités ont alors commencé à mettre en place des réseaux sans fil. Par exemple, l'Université de Saskatchewan a commencé un déploiement en 2001-2002 avec 18 zones connectées sur son campus. À l'automne 2005, face à l'augmentation du nombre de personnes possédant un ordinateur portable, l'Université Laval annonçait que son réseau sans fil était maintenant accessible partout sur le campus (Le Soleil, 2005).

Ce nouvel environnement technologique a rendu possible le développement de nouveaux usages de l'apprentissage collaboratif assisté par ordinateur (Tchounikine et al., 2010). Le tout dans le contexte où « l'environnement physique se prolonge de plus en plus dans des environnements virtuels où les élèves travaillent, produisent et apprennent en collaborant » (Henri et Basque, 2003, p. 31). À peu près dans la même période s'est matérialisé dans les sciences de l'éducation un glissement vers un paradigme socioconstructiviste qui préconise la co-construction des connaissances par des groupes d'apprenants, ainsi les outils numériques étaient-ils des moyens pour « le soutenir, le susciter, le concrétiser » (Bourdeau et al., 2003, p. 11).

Grâce à la connectivité à Internet, les universités se sont dotées pour la plupart de plateformes de diffusion de cours en ligne. À l'UQAM, le nombre de cours utilisant la plateforme WebCT « est passé de 21 à l'automne 1999 à 45 à l'hiver 2000, et à 99 cours/groupes actifs à l'automne 2000 » (Lizée, 2001). En 2008, toutes les universités québécoises disposaient d'un environnement numérique d'apprentissage (Lafrance, 2008), dont les principaux étaient WebCT et Moodle. Plusieurs disposaient de plateformes développées à l'interne, p. ex. les universités Bishop's, Concordia, Laval et de Montréal (Lafrance, 2008).

Avec l'accès à Internet, le rôle des enseignant·e·s a été ébranlé par la multiplication des sources de savoirs et l'accès facilité à la connaissance. Ils pouvaient désormais intégrer à leur design pédagogique des activités d'apprentissage en réseau et devaient se préoccuper de la connectivité encore variable des étudiant·e·s. Les plus motivés pouvaient créer des pages personnelles et agissaient désormais comme producteur·rice·s de contenus éducatifs diffusés à grande échelle. Avec les environnements numériques d'apprentissage et l'accès généralisé à Internet, le rôle des enseignant·e·s a commencé à s'exercer de plus en plus à travers la médiation d'outils numériques. Ils devaient apprendre à utiliser ces outils et à les exploiter de manière pédagogique. Ici, ils font preuve parfois d'une grande inventivité pour développer des usages qui répondent à des besoins pédagogiques de plus en plus précis.

1.4. La mobilité

En 2003, le téléphone intelligent BlackBerry a été lancé par l'entreprise *Research in Motion*, téléphone intégrant un clavier physique et la possibilité de recevoir et d'envoyer des courriels (Agar, 2013). Le iPhone de Apple a été lancé quelques années plus tard en 2007, suscitant une adoption rapide (de 1 million de téléphones vendus la première année à plus de 100 millions en 2012, voir Agar, 2013). De 2010 à 2020, le taux d'adoption du téléphone mobile au Québec est passé de 17% des adultes à 81%, marquant encore une fois une révolution dans le paysage technologique (Académie de la transformation

numérique, 2020). Conséquence de cette nouvelle disponibilité du matériel informatique, le concept d'apprentissage mobile a été proposé pour décrire les nouvelles possibilités pédagogiques. Selon Sampson et Zervas (2013), l'apprentissage mobile fait tomber des restrictions de temps et d'espace, permettant une continuité de l'expérience d'apprentissage. Dans ce contexte, il est possible de donner une nouvelle signification à l'idée de personnalisation de l'apprentissage, celle-ci pouvant maintenant s'opérer avec beaucoup plus de précision étant donné la quantité de données de profilage disponibles. De plus, les appareils mobiles concentrent plusieurs technologies interreliées dont l'Internet, la voix et l'image, le réseau cellulaire, la localisation GPS (Sampson et Zervas, 2013).

En 2018, le Gouvernement du Québec a lancé le Plan d'action numérique en éducation et en enseignement supérieur qui permet l'acquisition de matériel informatique supplémentaire et l'ajout de ressources humaines spécialisées en enseignement supérieur comme des conseiller · ère · s technopédagogiques ou des technicien · ne · s informatiques (Ministère de l'Éducation et de l'Enseignement supérieur, 2018). Peut-être une conséquence de l'accès à Internet et de la mobilité, l'offre de formation à distance a cru considérablement après 2010 dans les cégeps et universités. Selon un rapport de l'Association canadienne de recherche sur la formation en ligne (2018), la proportion d'établissements en offrant est passée de 65% avant 2008 à 85% en 2016.

La mobilité a transformé le rôle des enseignant · e · s. Ils peuvent désormais communiquer avec les étudiant · e · s plus fréquemment et plus rapidement. Elle a aussi donné lieu à l'apparition d'une panoplie d'applications permettant de créer rapidement des contenus vidéos ou audios interactifs, diminuant le recours à l'expertise spécialisée. Il est désormais possible de compter sur la disponibilité des appareils des étudiant · e · s comme c'est le cas dans les approches *Bring your own device*.

1.5. Les TICE au début de la décennie 2020

Le portrait des TICE au début de la décennie 2020 a été marqué par la nécessité de recourir à des supports numériques non pas pour améliorer l’enseignement, mais bien pour en assurer la continuité dans le contexte de la pandémie de COVID-19. De façon accélérée se sont déployées, à tous les ordres d’enseignement, des méthodes exploitant le numérique. Il serait trop long et hors de portée de cette thèse d’en faire l’inventaire, néanmoins retenons deux considérations importantes : premièrement, la formation à distance a désormais été expérimentée par l’entièreté du personnel scolaire et des étudiant·e·s, et cela aurait été impossible sans les acquis somme toute récents de l’audiovisuel, de l’informatique et du réseau Internet. Deuxièmement, les établissements ont orienté leurs acquisitions vers la transformation des salles de classe pour supporter les études à distance et la comodalité. Cet équipement est, en fait, une généralisation de la télévision scolaire et peut s’inscrire en continuité avec ce qu’il était convenu d’appeler dans les années 1960 l’audiovisuel externe, dont nous avons parlé. La différence, s’il en est une, tient à la volonté des établissements de permettre des interactions multidirectionnelles entre la classe à distance, la classe en présence et l’enseignant·e (Gérin-Lajoie et al., 2022). Ici, il est important de souligner que le vocable de « formation à distance » se superpose à bien d’autres et, comme pour confirmer la tendance observée par Cartier (2001), englutit une panoplie de technologies autrefois spécialisées comme les méthodes audiovisuelles, la télévision scolaire, le film éducatif (désormais capsule vidéo), l’enseignement programmé (à l’aide de questionnaires à choix multiples) ou bien la simulation. Pour organiser la réflexion pédagogique doivent alors intervenir des cadres théoriques comme celui de l’hybridation de Paquelin et Lachapelle-Bégin (2022) où l’on cherche à décrire la situation pédagogique par ses dimensions spatio-temporelles et ses modalités d’apprentissage (individuel ou collaboratif par exemple) plutôt que par ses dimensions technologiques.

Dans les cégeps, la pandémie de COVID-19 a aussi eu un effet accélérateur important. Selon Tremblay (2020), président-directeur général de la Fédération des cégeps, « les technologies, qui pouvaient parfois être perçues comme accessoires dans une stratégie

d'enseignement, venaient d'atteindre le statut d'outil essentiel » (p. 16). Pour répondre au besoin de continuité pédagogique, les enseignant · e · s ont dû recourir à des plateformes numériques diverses pour médiatiser leur enseignement (p. ex. Moodle, Microsoft Teams, Zoom). À tous les ordres d'enseignement, le support du personnel professionnel dédié a été essentiel pour assurer une continuité pédagogique par la formation du personnel enseignant et la migration de ressources pédagogiques en format numérique (Naffi et al., 2020).

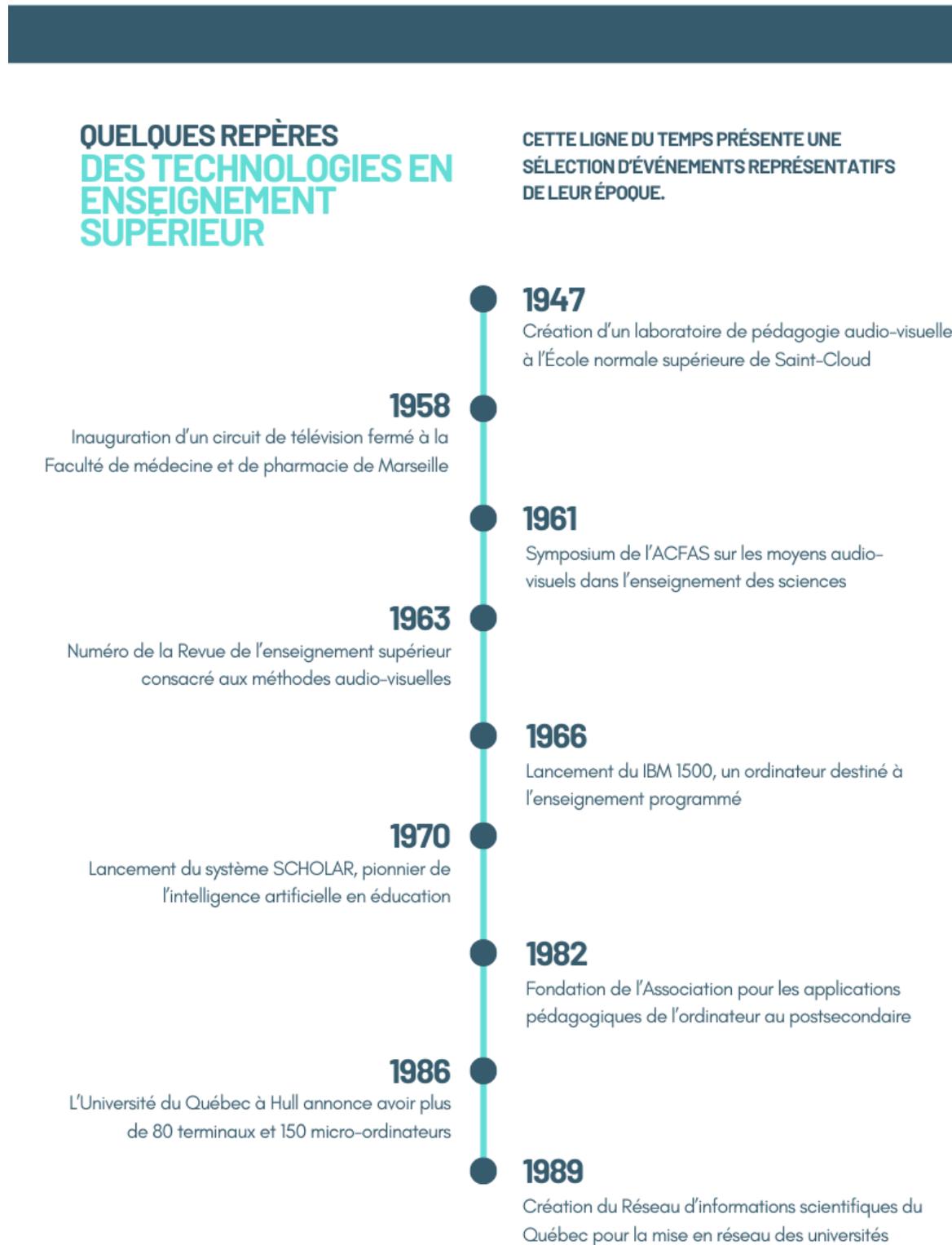
Le second événement marquant du début de cette décennie est la sortie de ChatGPT en novembre 2022. Dit d'IA générative, ChatGPT est le premier outil accessible au grand public capable de générer des réponses inédites à des questions complexes et ce, dans plusieurs domaines de connaissances. Depuis, des médias de masse, comme La Presse, Le Devoir et Radio-Canada au Québec, abordent fréquemment le sujet de l'IA, y compris dans le domaine de l'éducation (p. ex. La Presse titrait « L'électrochoc de l'IA [en éducation] » un dossier du 26 mars 2023), survolant une panoplie d'usages de l'IA dont l'aide à l'évaluation ou à la création. Si l'arrivée de ChatGPT peut être entendue comme une nouvelle innovation au potentiel disruptif, il demeure qu'elle est rendue possible par le cumul des technologies qui l'ont précédée. D'ailleurs, dans la décennie qui a précédé la sortie de ChatGPT se sont multiplié les recherches dans le domaine des *Learning Analytics* (Chen et al., 2020). Les agents conversationnels étaient déjà en plein essor. Par exemple, en 2021, le Collège de Rimouski et le Cégep de Chicoutimi avaient lancé le robot conversationnel Ali pour le soutien psychosocial des étudiant · e · s (Cégep de Chicoutimi, 2021). Les outils d'IA et les usages pédagogiques qu'ils laissent entrevoir s'inscrivent en continuité avec les motivations qui ont supporté le recours à l'audiovisuel externe, à l'enseignement programmé ou au système PLATON, soit la recherche d'une personnalisation de l'expérience d'apprentissage et un gain d'efficacité.

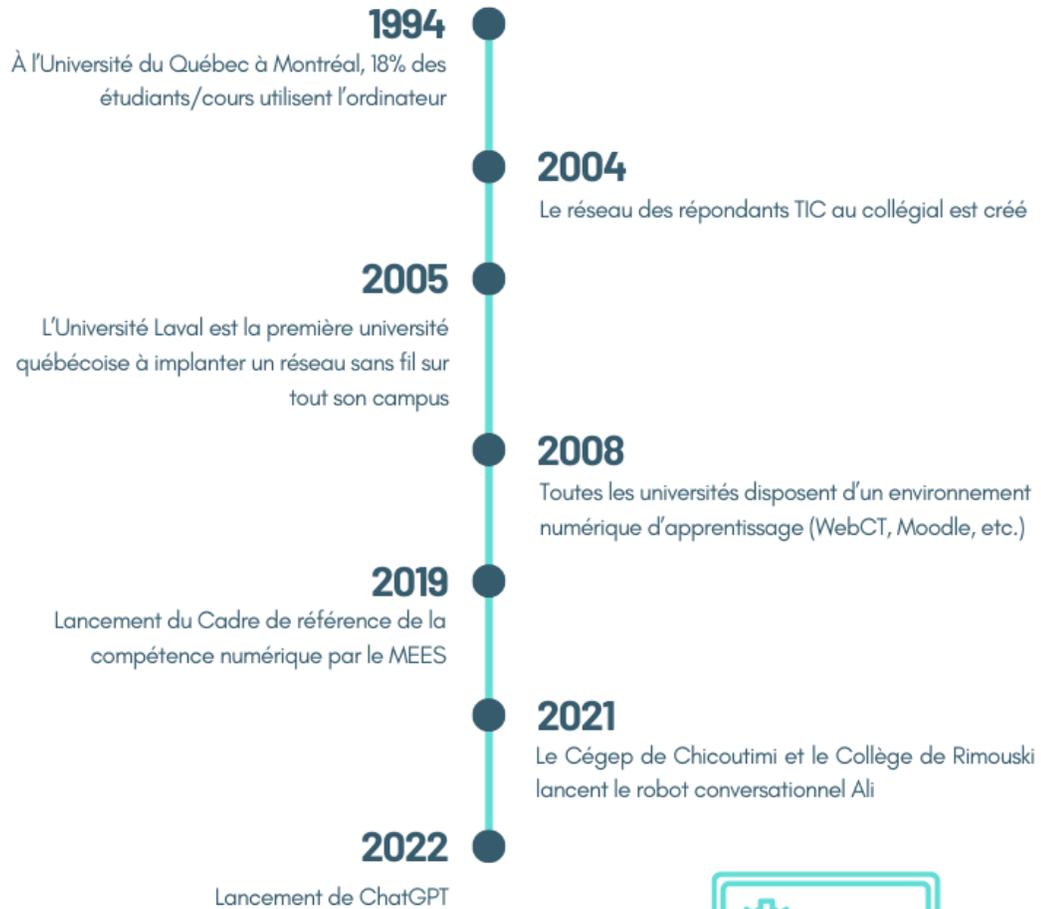
1.6. Synthèse de l'historique

Un résumé des principaux éléments de l'historique des TICE est présenté dans la figure 3. S'il est une constante dans toutes les technologies utilisées dans l'enseignement supérieur, c'est bien la présence des enseignant · e · s pour en faire usage à toutes les époques. Des méthodes audiovisuelles aux appareils mobiles, en passant par le micro-ordinateur et Internet, ils ont dû apprendre à faire usage de ces technologies. À toutes ces époques, on s'est inquiété du remplacement des enseignant · e · s, mais l'historique dressé montre bien qu'ils sont demeurés et ont adapté leur rôle pour exploiter les outils disponibles au bénéfice des apprenant · e · s. Toutefois, on ne saurait réfuter la thèse du remplacement du personnel enseignant par l'IA en se basant seulement sur une dialectique de la répétition. La photographie, le cinéma, la télévision, l'ordinateur : toutes présentaient des caractéristiques disruptives par rapport aux technologies qui les ont précédées, appelant à des usages plus complexes et redéfinissant les rôles éducatifs. L'émergence de l'IA, à son tour, laisse à faire toute la réflexion sur la redéfinition des rôles et responsabilités éducatives.

Ce chapitre en était un de mise en contexte. Il ressort que, dans le domaine des TIC en enseignement supérieur, l'introduction de nouvelles technologies donne lieu à une reconfiguration du rôle des enseignant · e · s. Pour étudier cette reconfiguration, il convient alors de se poser la question suivante : qu'est-ce qui a été dit au sujet du rôle des enseignant · e · s dans le domaine de l'IAED ? Le prochain chapitre présente une recension des écrits qui porte précisément sur le sujet.

Figure 3. Quelques repères des technologies en enseignement supérieur





2. Premier article : Une recension des écrits de 1970 à 2022 sur les rôles de l'enseignant et de l'intelligence artificielle dans le domaine de l'IA en éducation²

Dans le chapitre précédent, nous nous sommes intéressés à l'évolution des technologies éducatives depuis l'apparition du cinéma. À l'occasion, des indices relevés ont fait émerger un questionnement quant au rôle de l'enseignant · e · s ou à l'éventualité de son remplacement par la machine. Le concept d'IA est particulièrement éloquent sur cette question, car il sous-entend carrément le remplacement, ou de façon atténuée, l'imitation de l'être humain. La question du remplacement ne peut donc être ignorée ou discréditée en invoquant qu'il s'agit d'un mythe. Le présent chapitre vise précisément à clarifier de quelle manière le rôle de l'enseignant · e · a été conceptualisé dans le domaine de l'IA en éducation depuis 1970, date de la première mention que nous avons pu relever par Carbonell (1970), auteur du système SCHOLAR et considéré comme la première application de l'IA en éducation. Le chapitre a été réalisé sous forme de recension systématique des écrits publié dans la revue *Médiations et médiatisations*.

² La rédaction de cet article n'est pas épïcène pour être fidèle à l'article publié.

Une recension des écrits de 1970 à 2022 sur les rôles de l'enseignant et de l'intelligence artificielle dans le domaine de l'IA en éducation

A review of the literature from 1970 to 2022 on the roles of teachers and artificial intelligence in the field of AI in education

Una revisión de los escritos de 1970 a 2022 sobre los roles del profesor y la inteligencia artificial en el campo de la IA en la educación

Alexandre Lepage, doctorant en sciences de l'éducation

Université de Montréal, Canada

alexandre.lepage.2@umontreal.ca

Normand Roy, professeur

Université de Montréal, Canada

normand.roy@umontreal.ca

Lepage, A., & Roy, N. (2023). Une recension des écrits de 1970 à 2022 sur les rôles de l'enseignant et de l'intelligence artificielle dans le domaine de l'IA en éducation.

Médiations et médiatisations, 16. <https://doi.org/10.52358/mm.vi16.304>

Résumé : Cet article présente une recension des écrits sur la façon dont les rôles de l'enseignant et de l'intelligence artificielle (IA) sont abordés dans le domaine de l'intelligence artificielle en éducation (IAED) depuis 1970. Quarante-sept documents, théoriques pour la plupart, ont été analysés à partir des passages relatifs aux tâches confiées à une IA en lien avec les apprenants, les enseignants, les savoirs ou la classe (p. ex. le soutien à la motivation ou la rétroaction personnalisée). Les passages qui discutent du rôle de l'enseignant en lien avec ces différentes composantes ont aussi été analysés (p. ex. le pilotage des interactions en classe ou l'évaluation des apprenants). Les principaux résultats montrent que les développements dans le domaine de l'IAED couvrent un large spectre des attributions de l'enseignant et que, même si inatteignable sur un horizon prévisible, l'ambition scientifique du domaine semble être d'automatiser de plus en plus de tâches de l'enseignant. Il ressort que le rôle de l'enseignant est très peu discuté dans le domaine, et encore moins les interactions attendues entre enseignants et IA. La discussion propose de réemployer le tétraèdre des TIC en éducation de Faerber (2003), lui-même appuyé sur le triangle didactique de Houssaye (1988), pour conceptualiser le rôle de l'IA en éducation en interaction avec ceux de l'enseignant et de l'apprenant.

Mots-clés : intelligence artificielle, éducation, enseignant, intelligence artificielle en éducation, TIC

2.1. Introduction

L'intelligence artificielle en éducation (IAED) est un domaine de recherche dont les débuts se situent dans la décennie 1971-1980 (Self, 2016). Depuis, de nombreuses recherches ont été menées et ont conduit au développement d'une variété d'outils numériques parmi lesquels les systèmes tutoriels intelligents, les agents conversationnels ou bien, plus récemment, les tableaux de bord de la réussite éducative. Le domaine s'inscrit en continuité avec celui du *Computer-aided instruction* puis du *Intelligent Computer-aided instruction* (Robertson, 1976) dont l'objectif était de permettre l'apprentissage de connaissances à l'ordinateur, avec des exercices fournissant des rétroactions automatiques. Selon Wenger (1986), contrairement à ces deux domaines, le domaine de l'IAED visait alors à développer des systèmes capables de prendre eux-mêmes des décisions pédagogiques plutôt que d'appliquer des décisions programmées par avance. En 1987, Romiszowski balisait le domaine de l'IAED disant que ses applications pouvaient servir soit l'enseignant ou l'élève, sur l'un ou l'autre de ces trois axes : en tant que tuteur (apprentissage assisté par ordinateur), en tant qu'outil (utilisation de systèmes experts) ou en tant qu'objet d'apprentissage (apprendre à programmer un système). Plus récemment, Lameris et Arnab (2021) ont réalisé une recension des écrits pour la période 2008-2020 et ont identifié que le domaine de l'IAED pouvait se décliner en cinq sous-domaines, soit (1) la préparation et la transmission de contenu, (2) l'aide aux étudiants dans l'application des connaissances, (3) l'engagement des étudiants dans les tâches, (4) l'évaluation et la rétroaction et (5) l'aide à l'autorégulation par les apprenants.

Les changements dans le domaine de l'IAED ont été nombreux depuis ses débuts, à commencer par la multiplication des sources de données disponibles pour personnaliser les apprentissages selon les individus (Bull et Kay, 2016). Cette personnalisation, objectif central des recherches dans le domaine (Dede *et al.*, 1985), s'appuie désormais sur une plus grande quantité de paramètres déterminés par des traces numériques de plus en plus complexes, et par des modèles prédictifs établis par des données massives provenant d'une multitude d'apprenants ou de cas d'utilisation. La frontière de plus en plus poreuse entre

les espaces numériques et les espaces physiques (Dillenbourg, 2016) amène aussi à envisager le domaine de l'IAED comme de moins en moins hermétique, les usages de l'IA en éducation pouvant s'étudier via des situations d'enseignement-apprentissage complexes dans le contexte de la classe, en présence ou virtuelle, ou bien via d'autres disciplines comme l'évaluation ou le design pédagogique. De plus, les techniques employées pour le fonctionnement des systèmes d'IAED ont évolué. Romiszowski (1987) associait étroitement l'IAED aux systèmes experts qu'il définissait ainsi : « An expert system should help a novice, or partly experienced, problem-solver to match acknowledged experts in the particular domain of problem solving that the system is designed to assist » (p. 96). Aujourd'hui, le domaine de l'IAED est marqué par le recours croissant à une IA dite connexionniste (voir Minsky, 1991), via l'apprentissage automatique, donnant lieu à de nouveaux usages comme la prédiction de la réussite scolaire ou le déploiement d'agents conversationnels hautement performants.

Le rôle de l'enseignant a été peu abordé dans le domaine de l'IAED (du Boulay, 2021), les recherches se concentrant principalement sur les interactions entre apprenants et savoirs par la médiation de systèmes tutoriels intelligents qui peuvent prendre la forme d'assistants pour la résolution de problèmes, de mentors, d'assistants de laboratoire ou de consultants experts (Sleeman et Brown, 1982). Pourtant, les enseignants sont centraux dans le processus d'intégration pédagogique du numérique et tout transfert des nouvelles technologies à l'intérieur de la classe passe d'abord par eux. De plus en plus de systèmes visent à soutenir les interactions entre enseignants et apprenants (Timms, 2016), ce qui appelle à définir le rôle de l'enseignant par rapport à l'utilisation de l'IA. Tout comme d'autres technologies numériques, l'intégration pédagogique de l'IA en éducation n'est possible que s'il y a d'abord adoption par les enseignants. Ensuite, c'est par l'intégration technopédagogique, aujourd'hui étudiée par des cadres spécifiques comme le modèle T-PACK (Koehler et Mishra, 2009), que l'enseignant déterminera ce qui est fait avant, pendant et après l'utilisation d'une technologie numérique, avec ou sans IA. Il déterminera également les attentes vis-à-vis de l'apprenant à chacune de ces étapes, et pourra combiner

plusieurs logiciels pour atteindre un objectif pédagogique de plus grande portée que ce qui a été pensé au moment de la conception de la technologie. Le déploiement de systèmes d'IAED dans le contexte de la classe passe donc nécessairement par les enseignants. Or, qu'attend-on d'eux vis-à-vis des systèmes d'IA ? Quel est leur rôle ? Ces logiciels empiètent-ils sur des tâches des enseignants ? Sont-ils meilleurs ou pires que l'enseignant pour certaines tâches ? Quelles nouvelles responsabilités incombent aux enseignants lors de l'utilisation de systèmes d'IA ?

Cet article trouve sa pertinence principalement dans la peur, fondée ou non, selon laquelle l'IA pourrait remplacer l'enseignant. Selon Renz et Vladova (2021), cette peur du remplacement de l'enseignant a ralenti la progression de l'IA en éducation par rapport à d'autres domaines. Pour plusieurs, les enseignants sont nécessaires pour gérer des situations particulières non anticipables (Holmes *et al.*, 2021), prendre des décisions pédagogiques dans l'intérêt de l'élève et non du secteur *Edtech* (Saltman, 2020) ou tout simplement pour préserver les interactions humaines (Renz et Vladova, 2021). Pour ceux-là, le rôle de l'IA en éducation doit plutôt être de supporter l'enseignant dans ses actions (p. ex. Bulger, 2016; Marrich *et al.*, 2021). Mais la distinction entre remplacement de l'enseignant et support à l'enseignant n'est pas si claire dans le cas d'une technologie dont l'ambition est de reproduire une partie de l'intelligence humaine. Comme le soulignent Mubin *et al.* (2013), la division du travail entre les robots éducatifs et les enseignants doit être clarifiée en dépassant la dichotomie stérile portée par l'idée de remplacement. L'objectif de la recherche est d'analyser comment les rôles de l'enseignant et de l'IA ont été décrits dans le domaine de l'IAED entre 1970 et 2022. L'atteinte de cet objectif permettra éventuellement d'identifier les zones d'interaction entre enseignants et IA, de même que les espaces vides à combler en matière de rôle auprès des apprenants.

2.2. Méthode

La méthode sélectionnée est celle de la recension systématique en s'appuyant sur les étapes suggérées par Rhoades (2011) : l'identification des critères d'inclusion et d'exclusion, le

balayage des titres et résumés pour exclure les études non pertinentes, l'ajout de références jugées manquantes, l'analyse détaillée des études pertinentes, l'extraction des données, la synthèse et la conclusion. Une analyse inductive (Corbin et Strauss, 2015) a été réalisée en établissant une grille de codes, stabilisée après les 10 premiers documents, avec le logiciel MaxQDA. Le balayage des titres et résumés a été effectué par un des auteurs, de même que la codification des documents. La grille de codes a été ajustée et validée par les deux auteurs.

2.2.1. Bases de données consultées

Les bases de données suivantes ont été consultées le 1^{er} novembre 2022 : Web of Science (71 résultats), ACM Digital Library (6), Science Direct (8), Erudit (3), Academic Search Premier et Education Source (39), Taylor and Francis (4), ainsi que 11 ajouts manuels, car jugés manquants (p. ex. via les références des documents consultés ou suggérés lors de la révision par les pairs). La recherche n'a donné aucun résultat dans CAIRN et OpenEditions. La recherche brute a donné 142 résultats. Après retrait des doublons (n=17), application des critères d'exclusion (Tableau 1, n=76), retrait des documents inaccessibles (n=2), le corpus final comporte 47 documents (Figure 4). Les documents faisant partie du corpus sont marqués d'un astérisque dans la liste des références à la fin.

2.2.2. Critère d'inclusion et d'exclusion des textes

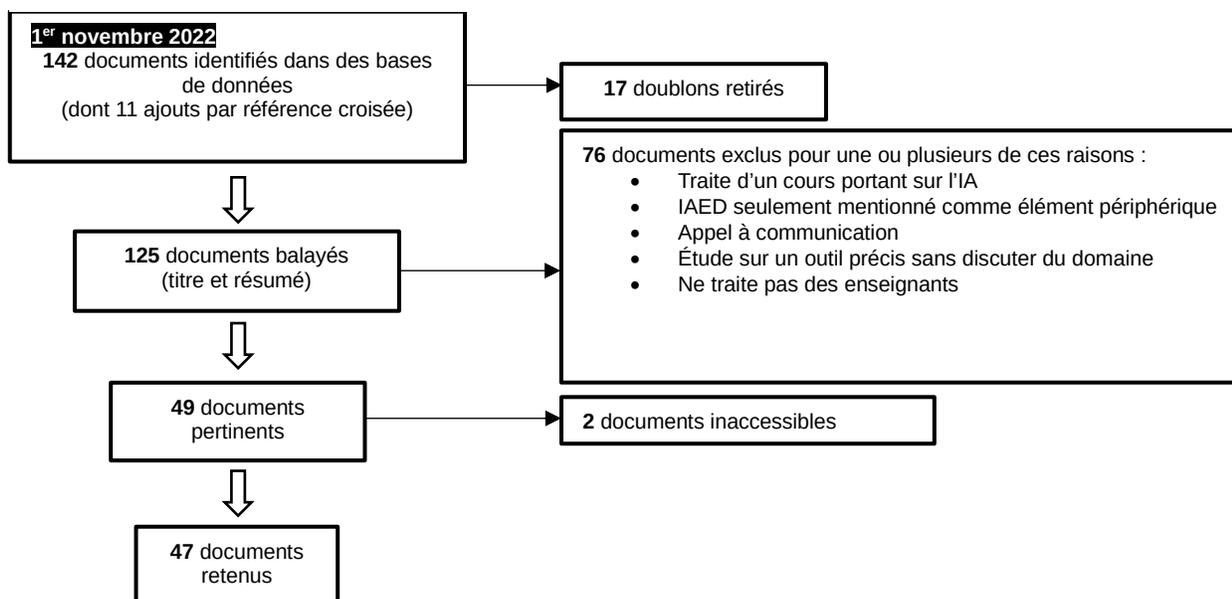
Comme la recension vise spécifiquement à identifier les publications se situant dans le domaine de l'IAED et traitant du rôle des enseignants, l'expression exacte « artificial intelligence in education » et le mot « teacher* » ont été identifiés comme principaux critères d'inclusion.

Tableau 1. Critères d'inclusion et d'exclusion de la recension

Critère de recherche	Valeurs
Critères d'inclusion	
Année de publication	1970 ... 2022
Domaine de l'intelligence artificielle en éducation	Titre, résumé ou mots-clés contient : « artificial intelligence in education » OU « AIED » OU

	« intelligence artificielle en éducation »
Rôle de l'enseignant	Titre et résumé contiennent : teacher* OU enseignant*
Exclure les autres définitions de l'acronyme IAED (<i>autoimmune inner ear disease</i>)	Titre et résumé ne contiennent pas : « disease »
Critères d'exclusion (balayage des titres et résumés)	
Langue de l'article	N'est pas en anglais ou français
Type d'article	Éditoriaux, politiques de collecte de données ou appels à communication
Sujet	Traite de médecine ou santé, traite d'un outil précis sans discuter du domaine de l'IAED
Enseignants	Ne traite pas du rôle de l'enseignant dans le domaine de l'IAED

Figure 4. Processus de sélection des documents du corpus



2.3. Résultats

Cette section vise à présenter les résultats en lien avec l'objectif de recherche, soit de présenter la manière par laquelle les rôles de l'IA et de l'enseignant sont abordés dans le domaine de l'IAED. Une première partie présente une description du corpus, ensuite les rôles de l'IA et de l'enseignant sont abordés tour à tour. Pour chacun, les résultats sont

séparés en fonction des interactions (p. ex. rôle de l'IA ou de l'enseignant auprès des enseignants, des apprenants, des savoirs et de la classe). La dernière section présente les résultats spécifiques par rapport à l'idée explicite de remplacement de l'enseignant.

2.3.1. Description du corpus

Au total, 65 catégories de codage ont été constituées et sont présentées dans le tableau 2 avec le nombre de passages correspondants ainsi que le nombre de documents pour lesquelles cette catégorie a été employée au moins une fois. Le rôle de l'IA en éducation est abordé au moins une fois dans 46 documents et le rôle de l'enseignant dans 29 documents. La majorité des documents sont des articles théoriques publiés dans des revues avec révision par les pairs ($n = 25$).

Tableau 2. Grille de codage avec le nombre de segments et le nombre de documents³

Catégorie	Segments	Documents
Rôle de l'IA	519	46
Rôle auprès des enseignants	106	26
Fournir de l'information aux enseignants sur les apprenants	45	22
Modéliser le travail des enseignants	23	6
Aider à la prise de décisions	19	12
Fournir aux enseignants de l'information sur leur pratique	15	4
Faciliter la collaboration ou la formation entre enseignants	4	3
Rôle auprès des apprenants	273	43
Fournir de la rétroaction précise	56	27
Modéliser l'apprenant	55	25
Personnaliser les apprentissages	40	21
Soutenir la métacognition	38	18
Évaluer les apprenants	20	15
Soutenir la motivation	16	11
Détecter les émotions	15	10
Construire une relation avec l'apprenant	12	3
Choisir des stratégies d'enseignement	9	7
Orienter vers de bonnes stratégies d'apprentissage	7	6
Détecter le plagiat	3	2
Identifier les élèves à risques	2	2
Rôle en lien avec les savoirs	105	31
Modéliser un domaine de connaissances	49	19

³ Segments codés au 3e niveau. Les niveaux 1 et 2 sont des sous-totaux. Les documents sont ceux avec au moins 1 passage.

Choisir des contenus et activités	20	14
Transmettre des connaissances	18	14
Produire ou enrichir des ressources éducatives numériques	15	7
Proposer des exercices de type « Drill & practice »	3	3
Rôle auprès de la classe	34	11
Soutenir le travail collaboratif	17	8
Gestion de la classe et des comportements	8	1
Alimenter la discussion entre enseignants et apprenants	7	4
Modéliser les espaces physiques d'apprentissage	2	2
Rôle de l'enseignant	132	29
Rôle auprès de l'IA	47	18
Participer à l'élaboration des systèmes d'IA	22	10
Interpréter les informations données par l'IA	9	5
Saisir des données	8	7
Bonifier ou corriger les représentations de l'IA	5	3
Choisir des outils d'IA	3	3
Rôle auprès des apprenants	36	17
Soutenir la motivation des apprenants	9	6
Se représenter et connaître les apprenants	8	7
Poser des diagnostics d'apprentissage précis	6	4
Fournir des rétroactions aux apprenants	4	3
Évaluer les apprenants	3	3
Orienter vers de bonnes stratégies d'apprentissage	3	2
Sélectionner des tâches individualisées	2	2
Soutenir la métacognition des apprenants	1	1
Rôle en lien avec les savoirs	21	11
Planifier l'enseignement	11	6
Créer des ressources éducatives numériques	4	3
Déterminer des stratégies d'enseignement élaborées	3	3
Transmettre des connaissances	3	3
Rôle auprès de la classe	28	14
Interpréter une situation éducative unique et inédite	8	3
Entrer en relation avec le groupe	7	4
Piloter des échanges ou du travail collaboratif	6	5
Créer et maintenir un climat de classe sain	3	3
Réaliser des actions périphériques non orientées vers un but	3	2
Négocier avec les élèves	1	1
Remplacement de l'enseignant	143	38
Transformation du rôle de l'enseignant	47	24
Avantages de l'IA vis-à-vis l'enseignant	40	18
Triangle enseignants-IA-apprenants	24	9
Avantages de l'enseignant vis-à-vis l'IA	22	13
Différences entre un tuteur intelligent et un enseignant	10	7

Les figures 5 à 7 présentent la répartition des documents par type, par pays du premier auteur et par année. Les résultats sont présentés dans l'ordre d'importance du nombre de passages codés : rôle de l'IA (n=539) et rôle de l'enseignant (n=130).

Figure 5. Nombre de documents par pays du premier auteur

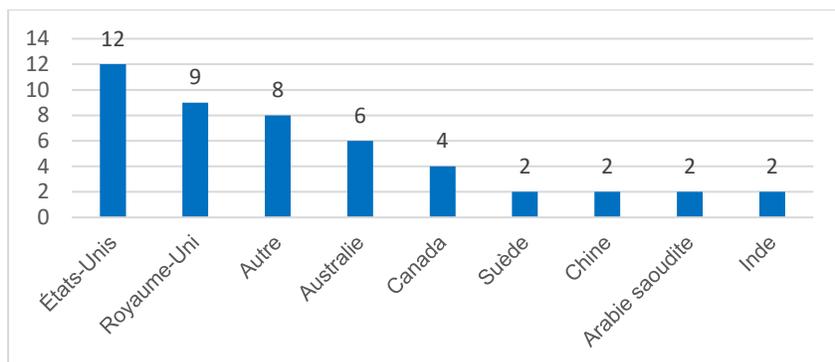


Figure 6. Nombre de documents par type de documents

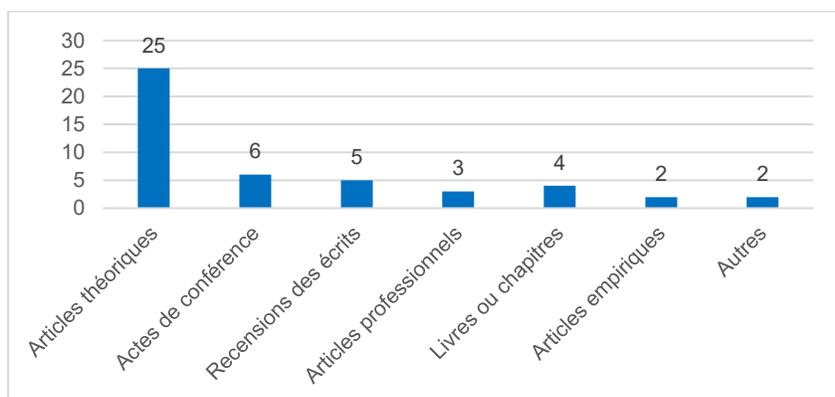
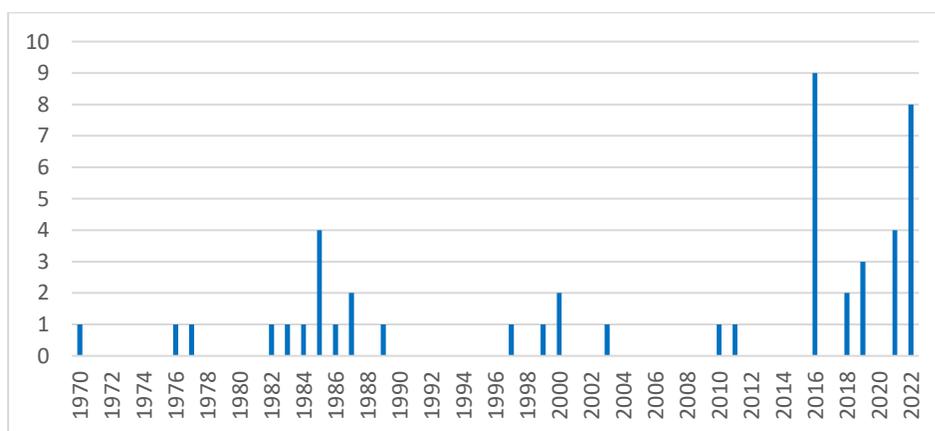


Figure 7. Nombre de documents par année de publication



2.3.2. Rôle de l'IA

2.3.2.1. Rôle de l'IA auprès des enseignants

Les principaux résultats relatifs au rôle de l'IA concernent l'aide à la prise de décisions et la modélisation du travail des enseignants.

Premièrement, l'IA peut servir à aider les enseignants à prendre des décisions. Une dizaine de documents abordent l'aide à la prise de décisions, mais la plupart ne donnent pas davantage de détails sur les tâches qui peuvent être l'objet de cette aide. Il peut s'agir d'aide au design pédagogique ou à la sélection de ressources éducatives (Celik *et al.*, 2022), mais aussi d'aide au diagnostic des difficultés d'apprentissage (Colbourn, 1985) ou d'aide dans l'ensemble des tâches quotidiennes. À ce titre, Timms (2016) emploie le concept de « educational cobot » (p. 703) pour décrire un assistant intelligent qui augmenterait les capacités de l'enseignant. Pour alimenter la prise de décisions, les systèmes d'IA peuvent avoir pour fonction d'augmenter l'information disponible aux enseignants. Colbourn (1985) propose que les systèmes d'IA peuvent aider les enseignants à détecter des difficultés d'apprentissage. Plus récemment, plusieurs auteurs abordent l'idée que l'IA permet de colliger des données qu'il aurait été impossible d'obtenir autrement (paradigme du *Big data*, Cox et Brna, 2016). Dans le domaine de l'analytique de l'apprentissage, des tableaux de bord à destination des enseignants permettent de visualiser de l'information cumulée sur les traces d'apprentissages des apprenants individuellement ou en groupe (Lajoie, 2021). Les outils de prédiction de la réussite servent aussi à fournir de l'information supplémentaire aux enseignants pour les appuyer dans leur prise de décisions (Dillenbourg, 2016; Yuskovych-Zhukovska *et al.*, 2022). Selon Humble et Mozelius (2019), un système tutoriel intelligent « needs not to be intelligent but rather designed intelligently to amplify the human tutors already existing intelligence » (p. 5, en s'appuyant sur Baker, 2016).

Deuxièmement, l'IA est aussi employée pour modéliser le travail des enseignants dans le but de reproduire plus fidèlement leurs actions. À ce titre, des articles récents affichent une intention de dépasser la simple modélisation du rôle de tuteur que peut avoir un

enseignant et de considérer aussi l'aspect relationnel avec les apprenants. Par exemple, Celik *et al.* (2022) relatent des études où il a été tenté d'analyser la communication verbale des enseignants ou leurs mouvements à partir d'enregistrements vidéos afin de modéliser leur comportement en classe. Ces usages peuvent servir à mieux comprendre les gestes des enseignants afin de les faire reproduire par un tuteur intelligent, mais pour le moment ils servent surtout à aider les futurs enseignants à développer un recul réflexif sur leur pratique (Porayska-Pomsta, 2016). Dans cette idée de recul réflexif sur la pratique, du Boulay (2021) propose que des systèmes pourraient servir à aider les enseignants à constater les écarts entre leur planification de classe et le pilotage tel qu'il s'est vécu en classe.

2.3.2.2. Rôle de l'IA auprès des apprenants

Les principaux rôles de l'IA vis-à-vis des apprenants qui seront présentés sont, dans l'ordre, la modélisation de l'apprenant, la personnalisation des apprentissages, la rétroaction et la construction d'une relation avec l'apprenant.

Premièrement, les systèmes d'IAED sont composés d'un modèle de l'apprenant, d'un modèle du domaine de connaissances et d'un modèle d'enseignement (Crovello, 1985; Dede *et al.*, 1985). Le modèle de l'apprenant sert à stocker une représentation des connaissances de l'apprenant (Halff, 1986) et à la mettre à jour au fur et à mesure qu'il apprend avec le système. Le modèle de l'apprenant est alors juxtaposé au modèle de connaissances ou au modèle d'un expert et permet d'inférer les connaissances manquantes ou erronées de l'apprenant (Brown, 1977; Burton et Brown, 1982). Si l'apprenant a bien intégré les connaissances, il devrait produire les mêmes réponses que le modèle de connaissances (Carbonell, 1970). Entre le début du domaine de l'IAED dans les années 1980 et aujourd'hui, les possibilités de modélisation de l'apprenant ont été décuplées notamment par le recours aux outils sur le Web qui permettent de connecter des données de plusieurs apprenants pour créer des modèles plus complexes (Bull et Kay, 2016). De plus, la multiplication des capteurs permettant de collecter des données amène à complexifier la modélisation des apprenants en y intégrant une plus grande variété (Dillenbourg, 2016).

Les modèles des apprenants tendent désormais à intégrer de plus en plus de données sur l'engagement émotionnel des étudiants et non seulement sur l'état de leurs connaissances (du Boulay, 2021), et également des données longitudinales (Pinkwart, 2016). Ces modèles sont à la base de toute intervention qui vise à personnaliser les apprentissages (Kay *et al.*, 2022). Selon Lameras et Arnab (2021), le modèle de l'apprenant devrait comprendre six composantes : les connaissances par rapport au sujet appris, les motivations à apprendre et les attentes vis-à-vis de la situation d'apprentissage, l'expérience préalable des différentes modalités d'apprentissage, les préférences, les habiletés sociales et la confiance à utiliser un système d'apprentissage adaptatif.

Deuxièmement, en s'appuyant sur le modèle de l'apprenant, les systèmes d'IAED visent à personnaliser l'expérience d'apprentissage. Cette personnalisation peut s'opérer sur différents éléments, par exemple sur la navigation dans un logiciel en retirant ou en ajoutant des options (Brusilovsky et Peylo, 2003). Elle peut aussi s'opérer en adaptant les contenus aux intérêts d'une personne (du Boulay, 2021; Khandelwal, 2021) ou bien en ajustant le niveau de difficulté progressivement. Selon du Boulay et Luckin (2016), l'adaptation peut être macro lorsqu'elle vise un groupe de personnes, ou micro lorsqu'elle cible des individus.

Troisièmement, les systèmes d'IAED visent à donner des rétroactions rapides aux apprenants tels que mentionnés par de nombreux auteurs (p. ex. Dede *et al.*, 1985; Humble et Mozelius, 2019; Kann, 1983; Khan *et al.*, 2022; Stubbs et Piddock, 1985), parfois en temps réel au moment de réaliser une procédure. Elles peuvent aussi être constituées d'indices personnalisés, basés sur les erreurs commises par l'apprenant, pour l'aider à ajuster ses actions (Brown, 1977). Ces rétroactions visent à réguler des connaissances, à soutenir la motivation à apprendre (p. ex. Kim et Baylor, 2016; Walker et Ogan, 2016), à encourager la réflexion métacognitive en interrompant l'apprenant pour lui suggérer des réflexions (Dede *et al.*, 1985). Certains systèmes visent plutôt à ce que l'apprenant pilote lui-même les interactions avec le système en lui posant des questions (Jonassen, 2011). Burton et Brown (1982) distinguent le tuteur du « coach » (p. 79) disant que le tuteur

agit plus formellement pour encadrer des apprentissages précis, alors que le coach sert plutôt à favoriser l'apprentissage dans un environnement informel où l'élève a plus d'initiative (p. ex. un jeu vidéo).

Finalement, plus récemment, des systèmes accordent de la valeur à la construction d'une relation avec l'apprenant. Walker et Ogan (2016) proposent de modéliser ces relations entre tuteur intelligent et apprenant :

We propose that AIED systems include designed relationships, or particular care taken to construct the socio-motivational relationship between the AIED system and the student. As we note above, a growing body of literature suggests that socially-designed interactions with educational technologies can produce similar outcomes as social interactions amongst teachers and students or peer collaborators. (p. 717)

De plus en plus de systèmes visent à détecter les émotions lors de la réalisation d'une tâche. Différentes expérimentations ont lieu, notamment pour évaluer le niveau d'attention global de la classe à partir d'analyse vidéo en temps réel (Raca *et al.*, 2014, cité dans Dillenbourg, 2016), pour la reconnaissance faciale ou bien le suivi oculaire (Timms, 2016), ou la classification des émotions (Lameras et Arnab, 2021).

En résumé, le rôle de l'IA envers les apprenants dans le domaine de l'IAED a principalement été celui de tuteur intelligent pour la personnalisation des apprentissages et la rétroaction rapide lors de la résolution d'un problème. Le domaine consacre de plus en plus d'intérêt aux aspects relationnels et émotifs et tend à étendre la modélisation des apprenants au-delà des aspects cognitifs, ce qui est notamment rendu possible par la multiplication des sources de données.

2.3.2.3. Rôle de l'IA en lien avec les savoirs

Les principaux rôles de l'IA en lien avec les savoirs sont la modélisation des connaissances et la transmission de connaissances qui passe généralement par la production de ressources didactiques.

Premièrement, la modélisation des connaissances est mentionnée dans 19 des 47 documents du corpus, soit un peu moins que la modélisation des apprenants (25 documents). La modélisation des connaissances peut se faire via la création de réseaux sémantiques (Halff, 1986) permettant de relier des concepts entre eux ou bien en extrapolant ou inférant relations à partir d'une base de connaissances (p. ex. Carbonell, 1970). C'est à partir de cette modélisation que les systèmes d'IAED peuvent prendre des décisions pédagogiques sans qu'elles aient été programmées explicitement (Wenger, 1986).

Deuxièmement, cette modélisation des connaissances faite ou supportée par l'IA permet ensuite la transmission des connaissances vers les apprenants. Plus précisément, le rôle de l'IA peut être de choisir les connaissances à transmettre (Brusilovsky et Peylo, 2003) ou de démontrer la façon d'appliquer une technique (Stubbs et Piddock, 1985). Plusieurs documents évoquent la transmission de connaissances indirectement, par exemple Ye *et al.* (2021) en référant à la machine à apprendre de Skinner ou bien des systèmes capables de répondre à des questions de contenus posées par les apprenants (Jonassen, 2011; Stubbs et Piddock, 1985). Trois articles, tous des années 1980, réfèrent à une approche de type « Drill & practice » (Crovello, 1985; Kann, 1983; Stubbs et Piddock, 1985). Les systèmes d'IA peuvent aussi être utilisés pour produire ou enrichir des ressources didactiques. Cela peut consister à produire du matériel pour répondre à des caractéristiques particulières d'un élève (du Boulay, 2021; Porayska-Pomsta, 2016), à traduire du matériel ou à générer des sous-titres automatiquement (Khandelwal, 2021), ou bien à résumer du contenu (Malik *et al.*, 2019).

2.3.2.4. Rôle de l'IA auprès de la classe

Plusieurs documents récents attribuent à l'IA un rôle en lien avec la gestion de la classe. Ces rôles sont de deux ordres, soit le soutien au travail collaboratif ou bien la modélisation des espaces d'apprentissage.

Premièrement, les systèmes d'IA peuvent servir à soutenir la collaboration entre apprenants en structurant les discussions de façon à maximiser leur potentiel (Lameras et

Arnab, 2021) ou bien en calculant des indicateurs d'engagement dans un projet collaboratif. Par exemple, Lajoie (2021) rapporte l'utilisation d'un système de discussions en ligne dans lequel les contributions des apprenants sont analysées et mises en relation avec celles des autres apprenants. Dillenbourg (2016, en s'appuyant sur Bachour *et al.*, 2010) rapporte l'utilisation d'une table avec des voyants lumineux servant d'indicateurs de temps de parole utilisé par les personnes. L'IA peut aussi avoir pour fonction d'alimenter les interactions entre l'enseignant et les apprenants. Les *Open Learner Models* permettent aussi de remplir cette fonction étant donné qu'ils fournissent de l'information sur l'apprentissage et les apprenants (Kay *et al.*, 2022).

Deuxièmement, en lien avec la classe, l'IA pourrait avoir de plus en plus pour fonction de modéliser les espaces physiques d'apprentissage :

[...] while AIED initially aimed at modelling the contents and the learner, a challenge for the future of AIED is to model educational spaces, i.e. the physical space and the diverse actors who inhabit this space, in order to make education more effective. We conceptualised this evolution by defining a third circle of usability (Dillenbourg *et al.*, 2011), where the user is not an individual (first circle) or a team (second circle) but the entire classroom is viewed as a physical and sociological system. (Dillenbourg, 2016, p. 548)

Modéliser la classe revient à dépasser la personnalisation des apprentissages sur une base purement individuelle et à intégrer, comme le souligne Dillenbourg, des connaissances relatives au groupe et à son fonctionnement.

En résumé, le rôle de l'IA auprès de la classe est peu abordé dans le corpus. Néanmoins, il semble que le rôle de l'IA auprès de la classe se développe davantage dans le domaine de l'IAED aujourd'hui qu'à ses débuts (26 des 34 passages codés dans cette catégorie proviennent de documents publiés après 2010), ce qui est cohérent avec l'intérêt grandissant envers les aspects relationnels et affectifs présentés dans la section sur le rôle de l'IA envers les apprenants. Ce rôle peut toucher à la structuration des échanges ou à la

modélisation des espaces d'apprentissage autant physiques que numériques (Dillenbourg, 2016).

2.3.3. Rôle de l'enseignant

2.3.3.1. Rôle de l'enseignant auprès de l'IA

Le rôle de l'enseignant auprès de l'IA est assez peu abordé dans le corpus (47 passages répartis dans 18 documents). Lorsqu'il l'est, c'est essentiellement à deux égards : soit à titre d'utilisateur passif des systèmes, soit à titre d'utilisateur actif invité à paramétrer un système ou saisir des données.

À titre d'utilisateur passif des systèmes d'IAED, l'enseignant peut être amené en premier lieu à interpréter des informations fournies par l'IA : « teachers need to understand the results of intelligent analysis based on teaching situations and pedagogical theories, compare the gap between students' achievements, identify students learning needs, predict risks at academic failure, and even discovering new rules for AIEd » (Liu et Li, 2022, p. 39). Ce rôle peut être plus ou moins rempli selon le niveau de littératie des données de l'enseignant (Howard *et al.*, 2022). À ce titre, même une utilisation passive peut impliquer que les enseignants aient à développer des connaissances pour intégrer l'utilisation de l'IA dans leur pratique d'enseignement (Liu et Li, 2022; Pinkwart, 2016).

À titre d'utilisateur actif, l'enseignant peut être amené à contribuer à produire ces données. Bull et Kay (2016) affirment que le modèle de l'apprenant peut être soit contrôlé entièrement par le système, soit contrôlé conjointement par l'enseignant et le système. Ainsi, en plus d'interpréter des données, l'enseignant pourrait être lui-même amené à en saisir ou en modifier pour complexifier ou corriger le modèle de l'apprenant (Bull et Kay, 2016), notamment des informations relatives aux comportements qui échapperaient aux traces numériques (Celik *et al.*, 2022). Selon Liu et Li (2022), les enseignants ont également une responsabilité éthique vis-à-vis de l'IA : « Teachers need to have the correct value judgment in deploying intelligent technology to promote students' learning and well-

beings, understand the potential risks of AIEd, and handle the ethical issues in a prudent and responsible manner. » (p. 37).

2.3.3.2. Rôle de l'enseignant auprès des apprenants

Dans le domaine de l'IAED, le rôle de l'enseignant auprès des apprenants est peu discuté et lorsqu'il l'est, c'est souvent pour illustrer l'écart entre ce que font les systèmes d'IAED et tout ce qu'il resterait à faire pour imiter voire remplacer l'enseignant. Les principaux rôles de l'enseignant auprès des apprenants sont le soutien à la motivation, le diagnostic précis des embûches à la compréhension et la connaissance des apprenants.

Premièrement, l'enseignant est présenté comme un acteur essentiel pour soutenir la motivation des apprenants. Liu et Li (2022) évoquent que le travail émotionnel de l'enseignant est essentiel pour créer une atmosphère positive encourageant le plaisir d'apprendre et le dépassement de soi. Pour construire cette atmosphère, Timms (2016) évoque l'importance que l'enseignant démontre un intérêt réel et personnel envers les apprenants au-delà de la matière à apprendre.

Deuxièmement, plusieurs auteurs ont aussi évoqué le rôle de l'enseignant pour identifier des embûches à l'apprentissage dans des situations complexes ou avec de l'information fragmentaire, désordonnée et partielle (Les *et al.*, 1999), idée évoquée aussi par (Carbonell, 1970) : « Human teachers sometimes try to understand the nature of their students' confusions and problems, but at least as often, they go into explanatory and remedial sequences without a full understanding of the reasons for the students' errors. » (p. 198-199). Du Boulay (2021) souligne l'importance de l'enseignant pour le soutien à la métacognition afin de consolider les apprentissages.

Finalement, pour accomplir ces rôles de soutien à la motivation et d'identification des embûches, les enseignants doivent connaître les apprenants et entretenir des représentations mentales à leur égard (Goodyear *et al.*, 1989). Cet aspect est nommé par plusieurs auteurs depuis les débuts du domaine, p. ex. Crovello (1985) évoquant que

l'enseignant doit détenir des connaissances à propos de chaque apprenant en particulier. Cumming *et al.* (1997) évoquent des connaissances cognitives, affectives et sociales, certaines dynamiques qui changent selon les situations et d'autres qui s'inscrivent dans la durée (p. ex. des traits de personnalité des apprenants). Kay *et al.* (2022) parlent du « model of the learner in the mind of the teacher » et du « model of a set of learners » (p. 5).

En résumé, le rôle de l'enseignant auprès des apprenants est essentiellement de l'ordre relationnel, et c'est à partir de cette base que sont réalisées les tâches en lien avec le soutien aux apprentissages.

2.3.3.3. Rôle de l'enseignant en lien avec les savoirs

Le rôle de l'enseignant en lien avec les savoirs le plus abordé est la planification de l'enseignement. Ahmad *et al.* (2022) parlent du développement de curriculum ou de la création des plans de cours, Liu et Li (2022) considèrent même que « human teachers play irreplaceable roles in curriculum and creative professional practice compared with AI teachers » (p. 35). Les enseignants sont amenés à créer des ressources vidéos et à préparer des cours magistraux (Khandelwal, 2021) et à développer des ressources à l'aide d'outils d'IAED (Yuskovych-Zhukovska *et al.*, 2022). Les enseignants sont également responsables de la transmission de connaissances et du pilotage en temps réel d'activités d'apprentissage élaborées, aspect qui était jusqu'à récemment négligé dans le domaine de l'IAED selon (Dillenbourg, 2016) : « The role of teacher during runtime did not receive much attention for two decades, but this changed a lot over the last decade, with the growing interest for the orchestration of computer-enhanced learning activities » (p. 555).

2.3.3.4. Rôle de l'enseignant en lien avec la classe

Quelques passages relatifs aux apprenants décrivaient le travail de l'enseignant en lien avec un groupe plutôt qu'avec des individus. L'enseignant entre en relation avec un groupe en

faisant appel à des compétences de communication qui ne sont pas nécessairement spécifiques à l'enseignement :

While there are some specialized tactics that human teachers apply effectively, good teaching derives from the conversational and social interactive skills used in everyday settings such as listening, eliciting, intriguing, motivating, cajoling, explaining, arguing, persuading, enthralling, leading, pleading and so on. (du Boulay et Luckin, 2016, p. 396)

Dans le même sens, Porayska-Pomsta (2016) évoque la nécessité d'une « agile adaptation » (p. 685) aussi décrite comme « teacher immediacy » par Walker et Ogan (2016, p. 716-717), laquelle comprend des gestes spontanés comme le sourire, le contact visuel, la gesticulation ou bien l'emploi de références communes.

2.3.4. Remplacement de l'enseignant

Étant donné que cette recension des écrits trouve sa pertinence dans les craintes, fondées ou non, à l'effet que l'IA pourrait remplacer l'enseignant, il nous est apparu utile de coder les passages du corpus qui discutaient précisément de cette idée.

Les mentions en lien avec l'idée de remplacement sont en général très courtes, par exemple Robertson (1976) qui affirme que « the idea is that such systems may make conventional teaching methods more effective, not that they should replace them » (p. 437). À l'inverse, Brusilovsky et Peylo (2003) affirment, en parlant du domaine de l'instruction assistée par ordinateurs, que ces systèmes « were intended to replace all or part of traditional classroom instruction » (p. 163). Colbourn (1985, p. 521) affirme que dans certains cas le système se comporte comme un enseignant, mais que dans la plupart des cas, il agit comme un tuteur pour accompagner l'apprenant dans la découverte d'informations ou de lois pour lui-même. Dede *et al.* (1985) se prononcent plus directement en parlant du « potential for direct substitution of teacher activities » (p. 89) et en se demandant si l'avenir du domaine sera marqué par une intention d'automatisation ou d'accompagnement des activités de l'enseignant. Kann (1983) affirme que les programmes développés en IAED tentent de

reproduire les caractéristiques des meilleurs enseignants, par exemple s'engager dans une communication bi-directionnelle avec l'apprenant et tenir compte de son intérêt pour poursuivre ou non certains apprentissages. Plus récemment, Edwards et Cheok (2018) parlent de l'IAED comme d'une solution pour pallier la pénurie de main-d'œuvre dans le domaine. Malgré de telles formulations qui affichent l'intention de remplacer l'enseignant dans certaines de ses activités, Dillenbourg (2016) affirme : « despite a few discording voices ('neo-Illich' gurus), educational technology researchers have never believed that their technology would suppress the need for teachers in formal education » (p. 555). Selon lui, toutefois, la place des enseignants a été peu étudiée dans les systèmes développés dans le domaine de l'IAED. Humble et Mozelius (2019) posent directement la question : l'objectif de l'IAED est-il de supporter l'enseignant ou de le remplacer ?

Plusieurs auteurs évoquent la transformation du rôle de l'enseignant, celui-ci étant amené à intervenir davantage au niveau du pilotage des activités à haut niveau (du Boulay, 2021). Le temps passé auprès des élèves et son rôle pourraient aussi être amenés à changer (du Boulay, 2021). Ils peuvent aussi passer du temps à participer au co-design des systèmes d'IAED (Porayska-Pomsta, 2016). Selon Yuskovych-Zhukovska *et al.* (2022),

[...] AI is consistently and confidently changing the role of teachers. AI can perform tasks such as assessment, can help learners improve learning, and can even replace real learning. AI systems can be a source of expertise to which students can direct their questions, or even take the teachers' place for the basic materials of the course. However, in most cases, AI will only change the role of the teacher to the role of facilitator. (p. 350)

En résumé, l'idée de remplacement de l'enseignant ne semble jamais avoir été approfondie dans le domaine de l'IAED. Lorsqu'elle est discutée, c'est surtout de façon périphérique pour affirmer que cela n'est pas possible avec des contradictions au niveau de la finalité poursuivie (remplacer l'enseignant ou non). Quelques auteurs développent tout de même sur l'idée de transformation du rôle de l'enseignant dans le contexte où l'IAED se développe de façon accélérée.

2.4. Discussion

Il ressort de l'analyse des résultats que les rôles attribués l'IA dans le domaine de l'IAED sont des rôles qui relèvent normalement de l'enseignant. Ainsi, même si l'expression *remplacement de l'enseignant* apporte un lot de craintes et que cet objectif est, pour l'heure, inatteignable, il demeure qu'il semble s'agir d'une des ambitions scientifiques du domaine – ambition d'autant plus difficile à déceler que le contraire est parfois énoncé. Cela transparait dans les propos de plusieurs auteurs qui cherchent notamment à modéliser au mieux le rôle de l'enseignant, incluant son travail émotionnel et en lien avec la gestion des interactions sociales, pour mieux concevoir les systèmes d'IAED. Face à ce constat et face au manque de développement des réflexions relatives à la transformation du rôle de l'enseignant dans le contexte où l'IAED est de plus en plus complexe et répandue, il nous apparaît essentiel que les systèmes éducatifs clarifient les interactions souhaitées entre les différents acteurs que sont l'IA, l'enseignant et l'apprenant. À défaut, il y a un risque que de nouvelles actions nécessaires à la régulation des apprentissages ne soient posées ni par l'IA, ni par l'enseignant, et que des actions informelles qui étaient jusqu'à présent posées par l'enseignant soient abandonnées par la délégation progressive à des systèmes d'IAED.

Quelques auteurs ont proposé d'employer un triangle enseignant-apprenant-IA pour conceptualiser les rôles et leurs interactions à commencer par Cumming *et al.* (1997). Selon du Boulay (2021), l'étude des interactions entre ces trois composantes a conduit à prendre la réelle mesure de l'importance de l'enseignant dans l'environnement éducatif. Humble et Mozelius (2019), en s'appuyant sur plusieurs sources, évoquent un problème de valeurs qui peut potentiellement entraver le bon déploiement de l'IAED, par exemple lorsque les valeurs qui supportent le développement d'une IA forte sont désalignées de celles des personnes qui doivent l'utiliser et à cet égard évoquent l'importance de « human-compatible AI » (p. 2). Celik *et al.* (2022) ont proposé une boucle d'interactions entre enseignants et IA dans laquelle les enseignants établissent des critères d'évaluation, révisent les décisions de l'IA, documentent les problèmes techniques, alimentent les systèmes en données sur les apprenants, et l'IA réalise des évaluations, suit la progression

des étudiants et alimente l'enseignant pour sa planification. Comme la recension a fait émergé des relations entre IA, enseignants, apprenants, et savoirs, nous proposons aussi de conceptualiser ces interactions à partir du triangle didactique de Houssaye (1988), publié à l'origine en 1988, largement mobilisé dans le domaine de l'éducation.

Le triangle didactique a déjà été revisité plusieurs fois pour intégrer les TIC ou l'ordinateur, mais jamais à notre connaissance pour y intégrer spécifiquement l'IA. Faerber (2003) a été le premier, à notre connaissance, à proposer une actualisation du triangle didactique en intégrant un pôle technologique. Essentiellement, il part du constat que les relations identifiées par Houssaye (1988) sont modifiées lorsque l'enseignement-apprentissage s'opère par le biais d'un environnement virtuel : « l'environnement virtuel d'apprentissage est un intermédiaire à la fois fonctionnel, matériel, logiciel entre les pôles » (p. 202). Selon Yassine (2010), le rôle de l'ordinateur dans le triangle didactique dépend de l'usage qui en est fait. Il peut agir comme « ordinateur enseigné », dans lequel cas c'est l'élève qui programme l'ordinateur comme cela était déjà le cas dans le cadre des études de Papert avec l'environnement d'apprentissage LOGO. Il peut aussi être « tuteur », c'est-à-dire qu'il amène les apprenants « à suivre un nombre d'étapes où essais et erreurs se succèdent pour [les] aider à reconnaître leurs lacunes et acquérir des savoirs sans l'intervention de l'enseignant » (par. 4.1.2). Et il peut aussi être « outil », c'est-à-dire instrumentalisé par l'enseignant comme support à certains apprentissages, par exemple pour présenter de l'information. Selon ces différentes façons d'envisager l'ordinateur, son rôle est plus ou moins actif dans le triangle didactique. Nous proposons que l'IA telle qu'elle est conceptualisée aujourd'hui, et en continuité avec la recherche dans le domaine de l'IAED, vise à occuper un rôle de plus en plus actif à l'intérieur même du triangle didactique. D'ailleurs, nous avons observé un glissement progressif entre les écrits du début du domaine et ceux d'aujourd'hui, les premiers parlant davantage de systèmes d'IA ou de logiciels utilisant l'IA, alors que les derniers parlent de façon plus générale de « l'intelligence artificielle » donnant presque l'impression d'une personnification. L'IA est de moins en moins envisagée comme passive et instrumentale étant donné la complexité

des décisions qu'elle peut prendre. Ceci, d'ailleurs, fait écho à une distinction de Wenger (1986) entre le *Computer-aided instruction* (CAI) et l'IAED : les systèmes développés dans le domaine de l'IAED peuvent prendre des décisions pédagogiques sans avoir été spécifiquement programmés pour cela, contrairement à ceux développés dans le domaine du CAI.

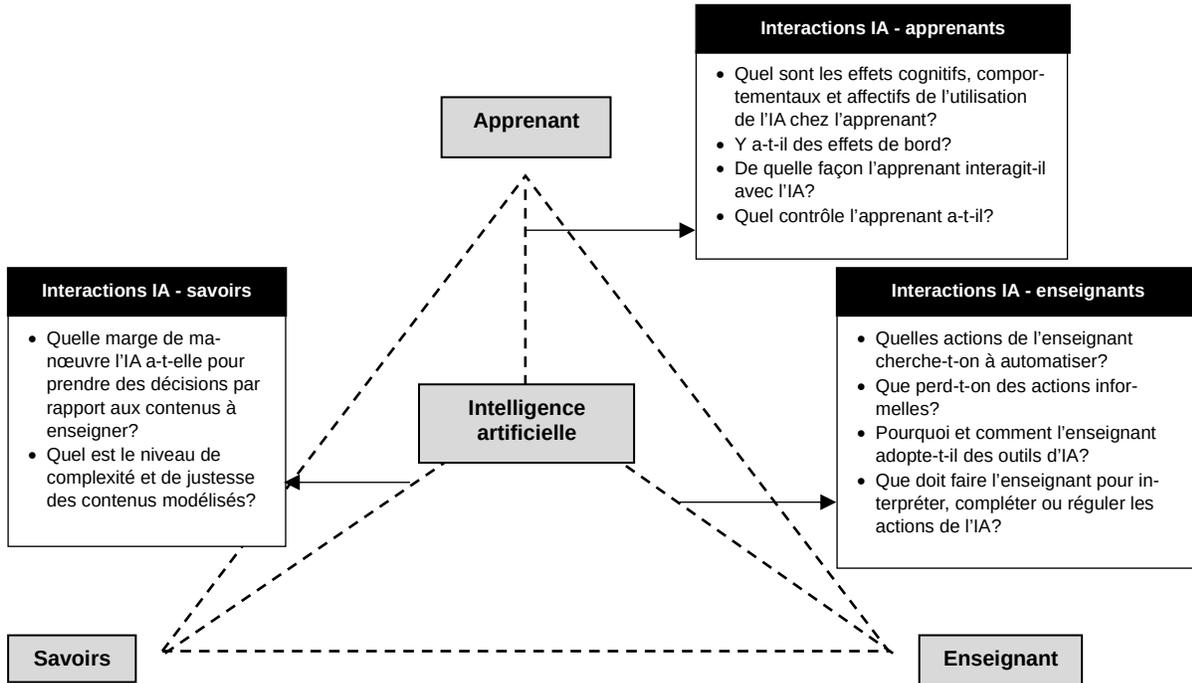
Le triangle didactique a aussi été revisité par Lombard(2007) pour développer le tétraèdre des TIC. Selon Lombard, « le maître en classe est très souvent ignoré ou son rôle minimisé » (par. 30). Selon lui, plusieurs technologies éducatives comme des jeux éducatifs sont souvent conçus sans égard au rôle de l'enseignant et plutôt dans la perspective de faire à sa place quelque chose qui lui revient normalement. Dans ce cas, les usages sont de l'ordre de « l'alternance [entre le professeur] et le dispositif cyber-prof » (par. 37) et ne relèvent pas de l'intégration pédagogique. Même s'il n'est pas question spécifiquement d'outils d'IAED, la même réflexion peut se poser pour ces derniers : est-ce qu'il devrait simplement y avoir alternance entre l'enseignement dispensé par l'enseignant et celui dispensé par l'IA, ou bien devrait-il y avoir intégration pédagogique de l'IA par l'enseignant ? Une absence de réflexion sur les interactions souhaitées entre un dispositif technologique et l'enseignant peut conduire à « des conflits sournois » (par. 45), par exemple la diminution de la qualité de la relation pédagogique voire son abandon par l'introduction d'un intermédiaire. Sur la collaboration enseignants-dispositif, Lombard affirme que « les – plutôt rares – usages des technologies où une collaboration efficace s'établit entre les 2 pôles pédagogiques que nous avons pu observer, semblent majoritairement des usages où le [dispositif] joue un rôle très peu intrusif sur le plan de la relation pédagogique » (p. 23).

Nous proposons donc de réemployer le tétraèdre des TIC en éducation de Faerber (2003) et rediscuté par Lombard(2007) pour interroger la nouvelle réalité qui se pose par la permutation grandissante de l'IA dans la situation éducative. À la différence de Lombard (2007), nous proposons que le tétraèdre ne devrait pas, ou plus, s'emmêler à étudier de la même façon les usages de l'ordinateur où celui-ci est instrumentalisé par l'enseignant ou

l'apprenant et ceux où une IA transforme activement la situation d'apprentissage. À tout le moins, de tels usages seraient mieux étudiés sur les arêtes du tétraèdre pour la médiation qu'ils opèrent sur les acteurs ou entre eux, mais ne devraient pas occuper un sommet à part entière. D'ailleurs, Faerber (2003) disait explicitement « [ne pas avoir conféré à l'environnement virtuel] un statut de pôle au même titre que l'apprenant ou le savoir » (p. 202). Intégrer explicitement l'IA sur le sommet du tétraèdre dévolu à ce que Lombart appelle le « Dispositif Cyber-prof » permet de poser de nouvelles questions de recherche qui n'ont traditionnellement pas fait partie du domaine de l'IAED. Ces questions, qui touchent directement à l'idée d'interaction entre enseignants et IA, et à l'idée confrontante de remplacer les enseignants par une machine, doivent être posées et étudiées pour que des réponses satisfaisantes orientent les efforts des enseignants et plus généralement des systèmes éducatifs. L'enseignant ne devrait pas continuer à faire ce qu'une IA fait mieux, et l'IA ne devrait pas être utilisée pour faire ce qu'on ne comprend pas encore du rôle de l'enseignant.

La figure 8 présente des questions qui, selon nous, devraient alimenter la conception des systèmes d'IAED de même que la recherche dans le domaine. Un tel positionnement invite aussi à ne plus envisager les systèmes d'IAED comme des outils d'aide à l'enseignement et l'apprentissage, mais comme des acteurs à part entière dans le processus, changement qui est selon nous essentiel en regard des avancées dans le domaine et pour préparer celles à venir.

Figure 8. Proposition de cadre de réflexion sur les interactions IA-enseignant-apprenant basée sur le tétraèdre des TIC en éducation de Faerber (2003)



2.5. Limites

Malgré nos efforts pour inclure un maximum de documents en cherchant dans plusieurs bases de données et en intégrant des références croisées, il est possible que certains documents pertinents, notamment les documents non indexés dans des bases de données numériques, n'aient pas été trouvés. La codification des documents a été réalisée par un seul des auteurs, mais la grille a été ajustée par les chercheurs lors de rencontres de travail pendant le processus d'analyse. Soulignons finalement que, comme les articles sont principalement théoriques, les rôles de l'IA et de l'enseignant sont d'abord des rôles anticipés plus que des rôles constatés.

2.6. Conclusion

Cette recension des écrits s'est appuyée sur un corpus de 48 documents évoquant le rôle de l'enseignant dans le domaine de l'IAED. Par une analyse inductive, elle a permis de faire émerger les relations entre enseignant, apprenant, IA et savoirs telles qu'elles sont véhiculées dans le domaine. Il ressort principalement que le rôle de l'enseignant et de

l'apprenant sont peu abordés dans le domaine en comparaison avec celui de l'IA. Malgré des affirmations répétées selon lesquelles l'IA ne vise pas à remplacer l'enseignant, les actions qui lui sont déléguées tendent à montrer que les objectifs sont d'automatiser des tâches qui reviennent normalement à l'enseignant (p. ex. évaluer les apprenants, soutenir la motivation, fournir de la rétroaction précise), même si cette ambition n'est pas atteignable dans un horizon prévisible. Vu les avancées dans le domaine de l'IA et la complexité grandissante des tâches pouvant être automatisées, il semble essentiel de mieux conceptualiser les rôles afin de s'assurer que des tâches essentielles des enseignants qui sont modélisées de façon incomplète ne soient pas abandonnées à l'IA (p. ex. les actions informelles qui revêtent tout de même une importance). De même, vu les avancées dans le domaine de la détection des émotions voire du monitoring des activités en classe, il apparaît essentiel d'étudier davantage les effets du remplacement de l'enseignant par une IA non seulement sur les aspects cognitifs, mais aussi comportementaux et affectifs. Nous avons proposé, à partir d'une adaptation du triangle didactique de Houssaye (1988) et du tétraèdre des TIC de Faerber (2003), des questions pouvant guider la recherche et la conception dans le domaine de l'IAED en tenant compte des rôles de l'apprenant, de l'enseignant et de l'IA.

2.7. Références⁴

- *Ahmad, S. F., Alam, M. M., Rahmat, M. K., Mubarik, M. S., et Hyder, S. I. (2022). Academic and Administrative Role of Artificial Intelligence in Education. *Sustainability*, 14(3), 1101. <https://doi.org/10.3390/su14031101>
- Baker, R. S. (2016). Stupid tutoring systems, intelligent humans. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 26(2), 600-614.
- *Brown, J. S. (1977). Uses of artificial intelligence and advanced computer technology in education. Dans J. Seidel et L. Rubin (dir.), *Computers and Communications: Implications for Education*. Academic Press.
- *Brusilovsky, P., et Peylo, C. (2003). Adaptive and Intelligent Web-based Educational Systems. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 13, 156-159.
- Bulger, M. (2016). Personalized Learning: The Conversations We're Not Having. *Data & Society*, 29.

⁴ Les documents faisant partie du corpus sont marqués d'un astérisque.

- *Bull, S., et Kay, J. (2016). SMILI☺: A Framework for Interfaces to Learning Data in Open Learner Models, Learning Analytics and Related Fields. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 26(1), 293 331.
<https://doi.org/10.1007/s40593-015-0090-8>
- Burton, R. R., et Brown, J. S. (1982). An investigation of computer coaching for informal learning activities. Dans D. Sleeman et J. S. Brown, *Intelligent tutoring systems* (p. 79 98). Academic Press.
- *Carbonell, J. (1970). AI in CAI: An Artificial-Intelligence Approach to Computer-Assisted Instruction. *IEEE Transactions on Man Machine Systems*, 11(4), 190 202.
<https://doi.org/10.1109/TMMS.1970.299942>
- *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/10.1007/s11528-022-00715-y>
- *Colbourn, M. J. (1985). Applications of artificial intelligence within education. *Computers & Mathematics with Applications*, 11(5), 517 526.
[https://doi.org/10.1016/0898-1221\(85\)90054-9](https://doi.org/10.1016/0898-1221(85)90054-9)
- Corbin, J. M., et Strauss, A. L. (2015). *Basics of qualitative research: Techniques and procedures for developing grounded theory* (4^e éd.). SAGE.
- *Cox, R., et Brna, P. (2016). Twenty Years on: Reflections on “Supporting the Use of External Representations in Problem Solving”.... *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 26(1), 193-204. <https://doi.org/10.1007/s40593-015-0054-z>
- *Crovello, T. J. (1985). Computers, education and artificial intelligence. *ACM '85: Proceedings of the 1985 ACM annual conference on The range of computing: mid-80's perspective: mid-80's perspective*.
- *Cumming, G., Cropp, S., et McDougall, A. (1997). Learner Modelling: Lessons from Expert Human Teachers. Dans B. du Boulay et R. Mizoguchi (dir.), *Proceedings of the 8th World Conference on Artificial Intelligence in Education—Knowledge and Media in Learning Systems (AI-ED 97)* (p. 577 579). IOS Press.
- *Dede, C. J., Zodhiates, P. P., et Thompson, C. L. (1985). *Intelligent Computer-Assisted Instruction: A Review and Assessment of ICAI Research and Its Potential for Education*. Educational Technology Center.
- *Dillenbourg, P. (2016). The Evolution of Research on Digital Education. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 26(2), 544 560.
<https://doi.org/10.1007/s40593-016-0106-z>

- *du Boulay, B. (2021). Jim Greer's and Mary Mark's Reviews of Evaluation Methods for Adaptive Systems: A Brief Comment about New Goals. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 31(3), 622-635.
<https://doi.org/10.1007/s40593-020-00198-z>
- *du Boulay, B., et Luckin, R. (2016). Modelling Human Teaching Tactics and Strategies for Tutoring Systems: 14 Years On. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 26(1), 393-404.
<https://doi.org/10.1007/s40593-015-0053-0>
- *Edwards, B. I., et Cheok, A. D. (2018). Why Not Robot Teachers: Artificial Intelligence for Addressing Teacher Shortage. *Applied Artificial Intelligence*, 32(4), 345-360. <https://doi.org/10.1080/08839514.2018.1464286>
- Faerber, R. (2003). Groupements, processus pédagogiques et quelques contraintes liés à un environnement virtuel d'apprentissage. *Environnements informatiques pour l'apprentissage humain*, 200-210.
- *Goodyear, P., Oosthoek, H., et Vroeijenstijn, T. (1989). Experts systems and intelligent tutoring—Some issues in the engineering of pedagogic knowledge. Dans *Higher Education and New Technologies* (p. 45-51). Pergamon.
- *Halff, H. M. (1986). Instructional Applications of Artificial Intelligence. *Educational Leadership: Journal of the Department of Supervision and Curriculum Development*, 24-31.
- Holmes, W., Porayska-Pomsta, K., Holstein, K., Sutherland, E., Baker, T., Shum, S. B., Santos, O. C., Rodrigo, M. T., Cukurova, M., Bittencourt, I. I., et Koedinger, K. R. (2021). Ethics of AI in Education: Towards a Community-Wide Framework. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*.
<https://doi.org/10.1007/s40593-021-00239-1>
- Houssaye, J. (1988). *Le triangle pédagogique*. Peter Lang.
- *Howard, S. K., Swist, T., Gasevic, D., Bartimote, K., Knight, S., Gulson, K., Apps, T., Peloché, J., Hutchinson, N., et Selwyn, N. (2022). Educational data journeys: Where are we going, what are we taking and making for AI? *Computers and Education: Artificial Intelligence*, 3, 100073.
<https://doi.org/10.1016/j.caeai.2022.100073>
- *Humble, N., et Mozelius, P. (2019). Artificial Intelligence in Education—A Promise, a Threat, or a Hype? *Proceedings of the European Conference on the Impact of Artificial Intelligence and Robotics*, 149-156, Oxford, Royaume-Uni.
- *Humble, N., et Mozelius, P. (2019). Teacher-supported AI or AI-supported teachers? *Proceedings of the European Conference on the Impact of Artificial Intelligence and Robotics*, Oxford, Royaume-Uni.

- *Jonassen, D. H. (2011). Ask Systems: Interrogative access to multiple ways of thinking. *Educational Technology Research and Development*, 59(1), 159-175.
<https://doi.org/10.1007/s11423-010-9179-9>
- *Kann, L. (1983). Artificial intelligence and its implications for education. *Canadian journal of educational communication*, 12(3).
- *Kay, J., Bartimote, K., Kitto, K., Kummerfeld, B., Liu, D., et Reimann, P. (2022). Enhancing learning by Open Learner Model (OLM) driven data design. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, 3, 100069.
<https://doi.org/10.1016/j.caeai.2022.100069>
- *Khan, M. A., Khojah, M., et Vivek. (2022). Artificial Intelligence and Big Data: The Advent of New Pedagogy in the Adaptive E-Learning System in the Higher Educational Institutions of Saudi Arabia. *Education Research International*, 2022, 1-10. <https://doi.org/10.1155/2022/1263555>
- *Khandelwal, K. (2021). Application of AI to Education during the Global Crisis. *Review of international geographical education*, 7, 3204-3212.
<https://rigeo.org/menu-script/index.php/rigeo/article/view/2583>
- *Kim, Y., et Baylor, A. L. (2016). Research-Based Design of Pedagogical Agent Roles: A Review, Progress, and Recommendations. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 26(1), 160-169. <https://doi.org/10.1007/s40593-015-0055-y>
- Koehler, M. J., et Mishra, P. (2009). What Is Technological Pedagogical Content Knowledge? *Contemporary Issues in Technology and Teacher Education*, 9(1), 11.
- *Lajoie, S. P. (2021). Student Modeling for Individuals and Groups: The BioWorld and HOWARD Platforms. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 31(3), 460-475. <https://doi.org/10.1007/s40593-020-00219-x>
- *Lameras, P., et Arnab, S. (2021). Power to the Teachers: An Exploratory Review on Artificial Intelligence in Education. *Information*, 13(1), 14.
<https://doi.org/10.3390/info13010014>
- *Lelouche, R. (2000). The various benefits of education from computers: An integrative review. *Proceedings International Workshop on Advanced Learning Technologies. IWALT 2000. Advanced Learning Technology: Design and Development Issues*, 7-7. <https://doi.org/10.1109/IWALT.2000.890550>
- *Les, J., Cumming, G., et Finch, S. (1999). Agent systems for diversity in human learning. Dans S. P. Lajoie et M. Vivet (dir.), *Artificial intelligence in education—Open Learning Environments: New Computational Technologies to Support Learning, Exploration and Collaboration* (p. 13-20).

- *Liu, X., et Li, Y. (2022). Redefining Teacher Qualification in the Artificial Intelligence Era: A Professional Capital Perspective. *Proceedings of the 5th International Conference on Big Data and Education*, 35 39.
<https://doi.org/10.1145/3524383.3524405>
- Lombard, F. (2007). Du triangle de Houssaye au tétraèdre des TIC : comprendre les interactions entre les savoirs d'expérience et ceux de recherche. Dans B. Charlier et D. Peraya (dir.), *Transformation des regards sur la recherche en technologie de l'éducation* (p. 137 154). De Boeck Supérieur; Cairn.info.
<https://doi.org/10.3917/dbu.charl.2007.01.0137>
- *Malik, G., Tayal, D. K., et Vij, S. (2019). An Analysis of the Role of Artificial Intelligence in Education and Teaching. Dans P. K. Sa, S. Bakshi, I. K. Hatzilygeroudis, et M. N. Sahoo (dir.), *Recent Findings in Intelligent Computing Techniques* (Vol. 707, p. 407 417). Springer Singapore.
https://doi.org/10.1007/978-981-10-8639-7_42
- Marrhich, A., Lafram, I., Berbiche, N., et El Alami, J. (2021). Teachers' Roles in Online Environments: How AI Based Techniques Can Ease the Shift Challenges from Face-to-Face to Distance Learning. *International Journal of Emerging Technologies in Learning (IJET)*, 16(24), 244 254. <https://doi.org/10.3991/ijet.v16i24.26367>
- *McLaren, B. M., et Scheuer, O. (2010). Supporting Collaborative Learning and E-Discussions Using Artificial Intelligence Techniques. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 20(1).
<https://doi.org/10.3233%2FJAI-2010-0001>
- Minsky, M. (1991). Logical Versus Analogical or Symbolic Versus Connectionist or Neat Versus Scruffy. *AI Magazine*, 12(2), 34 51.
- Mubin, O., Stevens, C. J., Shahid, S., Mahmud, A. A., et Dong, J.-J. (2013). A review of the applicability of robots in education. *Technology for Education and Learning*, 1(2013), 1 7.
<https://doi.org/10.2316/Journal.209.2013.1.209-0015>
- *Naughton, J. (1987). Artificial intelligence and education and training. Dans *Artificial Intelligence* (p. 77-82). Elsevier. <https://doi.org/10.1016/B978-0-08-034112-5.50012-7>
- *Pervez, S., et Alandjani, G. (2018). 21st Century Educational Requirements and Teaching Strategies for Competing with the Cyborgs. *International E-Journal of Advances in Social Sciences*, 4(11), 10.
- *Pinkwart, N. (2016). Another 25 Years of AIED? Challenges and Opportunities for Intelligent Educational Technologies of the Future. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 26(2), 771 783.
<https://doi.org/10.1007/s40593-016-0099-7>

- *Porayska-Pomsta, K. (2016). AI as a Methodology for Supporting Educational Praxis and Teacher Metacognition. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 26(2), 679-700.
<https://doi.org/10.1007/s40593-016-0101-4>
- Renz, A., et Vladova, G. (2021). Reinvigorating the Discourse on Human-Centered Artificial Intelligence in Educational Technologies. *Technology Innovation Management Review*, 11(5), 5-16. <https://doi.org/10.22215/timreview/1438>
- *Richer, M. H. (1985). Applications of artificial intelligence in education—A personal view. *The Physiologist*, 28(5), 428-431.
- Rhoades, E. (2011). Literature reviews. *The Volta Review*, 111(3), 353-368.
- *Robertson, M. (1976). Artificial intelligence in education. *Nature*, 262, 435-437.
- Romiszowski, A. J. (1987). Artificial Intelligence and Expert Systems in Education: Potential Promise or Threat to Teachers? *Educational Media International*, 24(2), 96-104. <https://doi.org/10.1080/0952398870240208>
- *Salem, A.-B. M. (2000). The Potential Role of Artificial Intelligence Technology in Education. *Proceedings of the International Conference on Technology in Mathematics Education*, 178-185.
- 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). <https://files.eric.ed.gov/fulltext/EJ1297432.pdf>
- Self, J. (2016). The Birth of IJAIED. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 26(1), 4-12. <https://doi.org/10.1007/s40593-015-0040-5>
- *Sleeman, D., et Brown, J. S. (1982). *Intelligent tutoring systems*. Academic Press.
- *Stubbs, M., et Piddock, P. (1985). Artificial Intelligence in Teaching and Learning: An Introduction. *PLET: Programmed Learning & Educational Technology*, 22(2), 150-157. <https://doi.org/10.1080/1355800850220207>
- *Timms, M. J. (2016). Letting Artificial Intelligence in Education Out of the Box: Educational Cobots and Smart Classrooms. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 26(2), 701-712.
<https://doi.org/10.1007/s40593-016-0095-y>
- *Walker, E., et Ogan, A. (2016). We're in this Together: Intentional Design of Social Relationships with AIED Systems. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 26(2), 713-729.
<https://doi.org/10.1007/s40593-016-0100-5>
- *Wenger, E. (1986). *Artificial intelligence and tutoring systems: Computational approaches to the communication of knowledge*. Morgan Kaufmann.

Yassine, J. (2010). Le triangle didactique vu sous la lumière de l'introduction des TIC. *EpiNet*, 128.

<https://edutice.archives-ouvertes.fr/edutice-00560705/file/a1011e.htm>

*Ye, R., Sun, F., et Li, J. (2021). Artificial Intelligence in Education: Origin, Development and Rise. Dans X.-J. Liu, Z. Nie, J. Yu, F. Xie, et R. Song (dir.), *Intelligent Robotics and Applications* (Vol. 13016, p. 545 553). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-030-89092-6_49

*Yuskovych-Zhukovska, V., Poplavska, T., Diachenko, O., Mishenina, T., Topolnyk, Y., et Gurevych, R. (2022). Application of Artificial Intelligence in Education. Problems and Opportunities for Sustainable Development. *BRAIN. Broad Research in Artificial Intelligence and Neuroscience*, 13(1Sup1), 339 356. <https://doi.org/10.18662/brain/13.1Sup1/322>

Partie II – Problématique, cadre conceptuel et méthode

3. Problématique

À l'heure actuelle, en 2023, le déploiement de l'IA se fait à grande vitesse dans plusieurs secteurs de l'économie et devrait continuer à s'accélérer dans les prochaines décennies selon l'OCDE (2023). Pour la période 2023-2027, ce sont 75% des organisations qui disent avoir l'intention d'adopter l'IA (Forum économique mondial, 2023). Cette adoption massive devrait avoir un impact important sur le marché de l'emploi, faisant disparaître certains métiers et créant une plus grande demande pour d'autres (le FEM estime une perte nette de 14 millions d'emplois). Tout le monde est donc concerné par l'IA.

Selon l'étude du FME, les enseignants de l'enseignement supérieur devraient voir leur effectif augmenter d'environ 10% et ne sont pas à risque de remplacement par l'IA (contrairement, par exemple, aux commis de services postaux ou de banque dont le nombre devrait diminuer d'environ 50%). Malgré tout, cela ne signifie pas que la révolution de l'IA n'aura pas d'impact sur leur rôle. Même s'ils ne seront pas remplacés, ils pourraient être amenés à abandonner certaines tâches et à en réaliser de nouvelles tel que révélé dans la recension des écrits sur le rôle de l'enseignant dans le domaine de l'IAED. L'automatisation de certaines tâches des enseignants est aussi anticipée selon le Guide pour les décideurs au sujet de l'IA en éducation (UNESCO, 2021) et il est essentiel de déterminer « comment [les enseignants] pourraient se préparer à travailler dans des environnements éducatifs riches en IA » (p. 35). Considérant ces changements technologiques à venir dans tous les secteurs de l'économie, il y a lieu de se questionner : les enseignants sont-ils prêts pour exercer leur rôle avec des outils d'IA ? Ont-ils les compétences nécessaires pour comprendre ce rôle et s'y engager avec confiance ?

En s'appuyant sur l'historique et la recension des écrits présentés dans les chapitres précédents, ce chapitre a pour objectif de poser clairement la problématique qui alimentera les deux recherches empiriques. En premier lieu, le rôle actuel des enseignants du postsecondaire sera présenté (3.1). Nous expliquerons ensuite que les enseignants sont les premiers concernés par l'IA en enseignement supérieur, car ce sont eux qui adoptent

puis utilisent les TIC (3.2). À ce titre, nous soulignerons aussi la difficulté que pose l'étude de l'adoption en l'absence de connaissances sur la littératie de l'IA auprès de cette population. Ensuite, les différents usages de l'IA qui visent à réaliser une partie de ce rôle, en remplaçant ou en supportant l'enseignant · e, seront présentés (3.3). Finalement, sur la base des nombreux enjeux éthiques associés à l'IA, il sera proposé que ces usages ne peuvent pas être traités comme ceux faits des TIC présentés dans le chapitre 1 (3.4).

3.1. Le rôle complexe de l'enseignant ou de l'enseignante au postsecondaire

Il est difficile de s'intéresser à la manière dont l'IA pourrait soutenir ou remplacer l'enseignant · e dans certaines de ses tâches sans d'abord tenter de définir le rôle de ce dernier. Beard (1976) a proposé deux visions au postsecondaire : une dite philosophique, où le rôle serait d'ouvrir l'esprit de ses étudiant · e · s en agissant comme ami critique et scientifique (Badley et Habeshaw, 1991), et l'autre dite scientifique, où il agit comme référence par rapport à un corpus de connaissances spécialisées. Elle est aussi influencée par la façon dont l'enseignant · e se représente sa discipline et l'importance qu'il accorde au contenu dans le cadre de l'enseignement (Dall'Alba, 1994). Les tâches précises dépendent donc de la vision adoptée par ce dernier et peuvent varier selon son intention (Conroy, 2014), mais la notion d'accompagnement est essentielle autant pour la socialisation des étudiant · e · s à une profession (Tralongo, 2017) que pour leur intégration dans la culture d'une discipline (Annoot, 2014). Selon les disciplines, l'enseignant · e peut être amené à collaborer à des niveaux variables avec ses pairs, car certaines activités de recherche sont plus individuelles que d'autres (Fave-Bonnet, 2011).

Traditionnellement, les professeur · e · s universitaires partagent leur temps entre quatre grandes fonctions : l'enseignement, la recherche, la participation à la vie universitaire et le service à la collectivité (Conseil supérieur de l'éducation, 1982). Les professeur · e · s disposent d'une grande liberté quant à l'organisation du temps passé sur chacune de ces fonctions, et, ainsi, leur occupation peut varier substantiellement selon leurs intérêts et leurs aptitudes (Conseil supérieur de l'éducation, 1982). Selon Badley et Habeshaw (1991),

les tâches classiques qui incombent à un · e professeur · e sont la planification des cours, l'enseignement, la supervision des thèses et projets, le tutorat, l'évaluation, l'administration et le maintien de l'expertise par rapport à la discipline. L'importance accordée à chacune de ces tâches peut varier selon Badley et Habeshaw (1991), avec une priorisation marquée pour le maintien de l'expertise par rapport à la discipline. En tant qu'expert · e, l'enseignant · e doit faire le pont entre la recherche et l'enseignement, afin que les étudiant · e · s aient accès à des savoirs de pointe (Conseil supérieur de l'éducation, 1982). Contrairement aux enseignant · e · s du primaire et du secondaire, ces savoirs ne sont pas préétablis par avance, il revient aux enseignant · e · s de les créer ou de les synthétiser (via la recherche) puis d'en faire une transposition didactique (Fave-Bonnet, 2011). En milieu universitaire, l'enseignement peut être assuré par des chargé · e · s de cours dont la tâche se concentre sur les activités d'enseignement, de la planification à l'évaluation en passant par l'encadrement. En 2021, il y avait 17 000 professeur · e · s et chargé · e · s s de cours universitaires au Québec (Gouvernement du Québec, 2021). Le fonctionnement est similaire ailleurs. Par exemple, en France, les personnes qui enseignent à l'université sont des enseignant · e · s-chercheur · se · s, une catégorie qui peut comprendre deux sous-types : les maîtres de conférences et les professeur · e · s des universités. Tous deux font à la fois de la recherche et de l'enseignement, mais les professeur · e · s d'universités doivent détenir une habilitation à diriger des recherches (Ministère de l'Enseignement supérieur et de la Recherche, 2021).

Au niveau collégial, au Québec, selon la convention collective 2020-2023 de la Fédération nationale des enseignantes et enseignants du Québec (FNEEQ), les enseignant · e · s doivent préparer et dispenser l'enseignement, préparer et corriger les évaluations, participer aux journées pédagogiques et aux rencontres départementales (Comité patronal de négociation des collèges, 2022). Ils sont aussi tenus à l'encadrement pédagogique des étudiant · e · s. À cela, pour certains peuvent s'ajouter des tâches de coordination départementale qui impliquent la gestion de budgets (p. ex. liés aux ressources matérielles), l'encadrement des activités pédagogiques ou bien la répartition des tâches d'enseignement

dans le département. Sur une base volontaire, les enseignant · e · s peuvent aussi s'engager dans des activités de recherche, mais cela constitue une activité supplémentaire pour laquelle ils n'ont pas toujours de temps dégagé (Fonds de recherche du Québec, 2019).

Les tâches enseignantes au postsecondaire vont donc de la planification à l'évaluation des apprentissages, en passant par les prestations d'enseignement et l'encadrement. À l'université, ces tâches s'inscrivent en continuité avec celles de production de savoirs via la recherche. La prochaine section mettra en lumière que des outils d'IA sont désormais en mesure d'intervenir en appui ou en remplacement de l'enseignant · e · s pour la plupart de ces tâches d'enseignement.

3.2. Les enseignants et enseignantes, premiers concernés par l'IA en enseignement supérieur

Nous avons évoqué que les enseignant · e · s sont les premiers responsables de l'enseignement, de la planification des apprentissages à l'évaluation. À cet égard, ce sont les premiers concernés par l'IA en enseignement supérieur comme ils l'ont toujours été pour les TIC. C'est à eux que revient la décision d'adopter ou non des outils d'IA, et tous ne sont pas égaux dans ce processus d'adoption. C'est ce dont il sera question dans la première partie de cette section. Ensuite, il sera question des usages pédagogiques que développent les enseignant · e · s, processus qui succède à celui de l'adoption (Baron, 2019; Koehler et Mishra, 2009). Nous nous questionnerons finalement à savoir si le niveau de littératie de l'IA des enseignant · e · s est suffisant pour qu'ils puissent adopter des outils d'IA puis en développer des usages, en plus de relever qu'il n'existe pas d'instrument de mesure de celui-ci.

3.2.1. Les enseignants et enseignantes inégaux dans l'adoption des TIC

Il existe des différences dans l'adoption des TIC par les enseignant · e · s du postsecondaire. Une étude de Collin et al. (2018) a permis d'établir trois profils : les petits, moyens et grands utilisateurs. Plus qu'une question de fréquence d'utilisation, leur étude montre que le type d'outils adoptés et les usages varient selon les profils : les grands utilisateurs font

davantage d'usages créatifs (p. ex. création de pages Web ou création audio et vidéo) ou collaboratifs (p. ex. participation à des wikis ou forums) que les petits utilisateurs. Mais comment expliquer ces différences ? Ben Youssef et Hadhri (2009) ont établi un modèle explicatif de l'usage des TIC dans les universités françaises faisant intervenir plusieurs facteurs : l'âge (l'usage des TIC augmente avec l'âge, jusqu'à atteindre un sommet après 10 ans de carrière), le genre (les hommes utilisent davantage les TIC pour l'enseignement que les femmes sur tous les indicateurs, avec un écart plus marqué entre 30 et 35 ans), et l'intensité de l'activité de recherche (plus la personne est active en recherche, plus elle utilise les TIC à des fins d'enseignement). De plus, les enseignants dont une partie des cours se déroule en ligne utilisent davantage les TIC, probablement en raison de la facilité d'accès (Ben Youssef et Hadhri, 2009). En début de carrière, ils utilisent moins les TIC, possiblement en raison de la nécessité de se concentrer sur le dossier de publications plutôt que sur l'enseignement (Ben Youssef et Hadhri, 2009). Les professeurs semblent les utiliser davantage que les chargés de cours. Raby (2004), dans une étude réalisée auprès d'une population analogue, les enseignants du primaire, a aussi relevé des facteurs comme l'utilisation personnelle des TIC, le leadership de l'établissement scolaire et la collaboration avec des pairs. D'après une étude de Mujallid (2021), la compétence à faire des usages pédagogiques du numérique est légèrement plus élevée pour les enseignants dans des disciplines STIM⁵ en comparaison aux autres disciplines.

D'autres études ont relevé que le sentiment de compétence à l'ordinateur en général a un impact sur l'attitude générale envers les TIC en enseignement (Yeşilyurt et al., 2016) et éventuellement sur l'adoption de celles-ci (p. ex. Islam, 2016). Les habiletés technologiques de base peuvent aussi avoir un impact sur les stratégies de collaboration en ligne des enseignants (Hatlevik, 2017). De manière générale, une attitude favorable envers les technologies contribue à l'usage pédagogique auprès des élèves (Tondeur et al., 2018).

⁵ Sciences, technologie, ingénierie et mathématiques

3.2.2. L’usage des TIC par les enseignants et enseignantes, un phénomène complexe

Pour adopter des outils d’IA, les enseignants doivent d’abord être capables d’envisager des usages pédagogiques potentiels. Si certains usages semblent aller de soi pour certaines technologies (un télescope pour observer les étoiles), d’autres sont à construire surtout lorsqu’il est question de technologies dites universelles comme l’ordinateur (Cartier, 2001). Le même tableau de bord pour la réussite affichant des prédictions peut autant servir à offrir du soutien supplémentaire à des étudiants en difficulté (Rets et al., 2023) qu’à les inciter à abandonner leurs cours pour augmenter le taux de diplomation (Svrluga, 2016). Selon le modèle T-PACK (Koehler et Mishra, 2009), pour développer des usages pédagogiques pertinents, les enseignants doivent être capables d’articuler des connaissances en lien avec la technologie, la pédagogie et leur discipline. Ces connaissances leur permettent notamment de percevoir des affordances (Gibson, 1979; Crompton et al., 2022) et de réaliser une véritable appropriation (Jouët, 2000). Avant de parvenir à développer des usages d’une technologie (Fitouri, 2010), les personnes doivent d’abord parvenir à se les représenter comme des instruments (Rabardel et Pastré, 2005).

3.2.2.1. Les enseignants et enseignantes devraient se représenter les outils d’IA comme des instruments

En s’appuyant sur Rabardel et Pastré (2005), le développement d’usages de l’IA par les enseignants pourrait exiger d’eux qu’ils parviennent à les envisager comme des instruments. Selon ces auteurs, une technologie fait l’objet de différents usages qui la reconfigurent constamment dans l’action en tant qu’instrument par un processus nommé instrumentalisation. Rabardel (2005) distingue ce processus d’instrumentalisation de celui d’instrumentation par lequel une personne en vient à modifier ses représentations d’une situation en fonction de l’artéfact qui lui est proposé. Ces deux phénomènes sont importants selon Rabardel, car ils conditionnent la capacité d’agir du sujet, « liée aux compétences, aux instruments et à l’ensemble des ressources développées comme moyens potentiellement opératifs dans le monde où ils peuvent être mobilisés et mis en œuvre par

les sujets » (p. 19), et le pouvoir d'agir, qui est lui est une possibilité réelle et immédiate d'agir dans une situation présentant des paramètres favorables.

En guise d'exemple, prenons le cas d'un des types d'usages de l'IA dont nous discuterons à la section 3.3.1, soit la correction automatisée des évaluations complexes. On pourrait dire qu'un enseignant habitué de corriger et d'annoter des productions écrites à la main a développé une compétence certaine, avec ses propres codes et un sentiment d'efficacité personnelle fort. Il dispose d'une capacité d'agir et, tant que la situation le permet, d'un pouvoir d'agir. Si on lui demande soudainement d'utiliser un logiciel pour annoter de façon numérique des travaux, il conserve sa capacité d'agir mais perd, du moins momentanément, le pouvoir de le faire étant donné la reconfiguration des artefacts. Il devra, par un processus d'instrumentation, revoir sa représentation de l'action de corriger des productions écrites, et éventuellement par l'instrumentalisation développer de nouvelles façons de faire à l'aide des nouveaux artefacts qui lui sont proposés (les logiciels). Si un outil d'IA parvient à noter automatiquement, voire fournir de la rétroaction, l'enseignant devrait alors parvenir à se représenter cet outil comme l'instrument d'une autre action pour pouvoir en développer des usages.

3.2.2.2. Les enseignants et enseignantes développent des usages pédagogiques

Le concept d'usage est souvent mobilisé pour décrire qualitativement la façon par laquelle le numérique est employé par les enseignants. Dans une perspective de sociologie des usages (Jouët, 2000), étudier les technologies sous l'angle de l'usage est incontournable, car...

... l'usage des médias et des technologies est un espace de créativité culturelle par le biais de « bricolage » avec des marchandises offertes, et par le recours à des « ruses » et des « tactiques » de la part des usagers confrontés à l'univers aliénant de la consommation quotidienne et aux stratégies d'occupation des producteurs. (Fitouri, 2010, par. 5)

On ne peut donc pas se contenter de s'intéresser aux technologies (y compris celles d'IA) pour comprendre leur potentiel, leurs limites et leurs effets sur l'enseignement supérieur et l'apprentissage des étudiant·e·s. Il faut absolument s'intéresser aux usages qu'en font les enseignant·e·s, et ceux-ci font preuve de créativité pour agencer des technologies de manière à répondre à des situations précises. Face à des outils similaires, les enseignant·e·s déclarent des usages diversifiés en fonction de leurs besoins et de leurs compétences (Collin et al., 2018). Pour Fitouri (2010), l'usage des technologies peut être compris comme une actualisation du phénomène de bricolage (Lévi-Strauss, 1962) qui consiste à utiliser un ensemble d'outils à disposition pour résoudre des problèmes uniques de manière créative. L'informatique, par nature, donne accès à des ressources virtuelles nombreuses et diversifiées, facilement accessibles, utilisables, partageables, voire remixables, et a toujours été un environnement propice au bricolage (Papert, 1980; Yeshno et Ben-Ari, 2001).

On peut distinguer trois axes d'usages du numérique en éducation selon Baron (2019). Le premier concerne les usages relevant de la technologie éducative, c'est-à-dire ceux s'appuyant sur des outils numériques conçus à des fins didactiques. C'est le cas, par exemple, de didacticiels présentant des démarches pas-à-pas ou bien de jeux éducatifs conçus spécialement pour permettre certains apprentissages. Il y a ensuite les usages d'instruments numériques non conçus spécifiquement pour l'apprentissage, mais pouvant être utilisés à cette fin (p. ex. les tableurs comme Microsoft Excel qui ne s'adressent pas spécifiquement au domaine de l'éducation, mais peuvent être utilisés à des fins d'apprentissage). Finalement, le troisième axe concerne le numérique en tant qu'objet d'apprentissage, c'est-à-dire le développement de compétences ou l'acquisition de connaissances touchant par exemple à la programmation informatique, à la gestion des données, à l'utilisation d'un ordinateur ou d'un appareil mobile. Le concept d'usage peut être mobilisé pour expliquer les trois axes, mais il prend davantage de sens pour comprendre le deuxième axe, celui des instruments génériques qui ne sont pas conçus spécifiquement à des fins d'apprentissage. Les usages peuvent aussi être décrits du point

de vue de la tâche de l'apprenant · e, certains relevant de la consommation passive ou de la création de contenu, voire de la cocréation de connaissances par un groupe d'apprenant · e · s (Romero et al., 2016).

Selon Fitouri (2010), « l'usage se construit dans le temps à travers l'apprentissage et l'appropriation de la technique » (par. 8). Il renvoie donc non seulement à ce qu'une technologie est censée faire, mais aussi à ce que les usager · ère · s finissent par en faire au fur et à mesure qu'ils se l'approprient. À cet égard, il est difficile d'étudier la pertinence d'une technologie d'IA pour répondre à un objectif pédagogique sans considérer la panoplie d'usages qui pourraient en être faits par les enseignants et les enseignantes. Baron (2019) exprime aussi l'importance de considérer le contexte dans lequel une technologie est déployée :

Il est maintenant bien admis que la prise en compte de médias et d'instruments au sein d'institutions éducatives a un caractère systémique (c'est-à-dire qu'on les étudie au sein de systèmes bien régulés) et qu'il est réducteur (quoique pas toujours inintéressant) de se concentrer uniquement sur les outils ou sur les acteurs qui les utilisent. Tout dépend des contextes. Par exemple, un même dispositif informatique d'expérimentation assistée par ordinateur en biologie aura des effets différents selon qu'il est mis en œuvre dans une classe d'option ou bien dans un enseignement de tronc commun. (par. 19-20)

À présent, nous avons évoqué que les enseignant · e · s œuvrent à la planification des apprentissages, à la prestation de l'enseignement, à l'évaluation et à l'encadrement. Nous avons évoqué que pour parvenir à exercer leur rôle, appuyés par ces outils, les enseignant · e · s devraient d'abord parvenir à se les représenter comme des instruments. Est-ce que ces derniers sont capables, à l'heure actuelle, de réaliser ce processus d'instrumentation ? Ont-ils les connaissances technologiques et technopédagogiques nécessaires pour affirmer leur place dans le tétraèdre didactique enseignant · e – apprenant · e – savoir – IA tel que présenté dans le premier article ? La prochaine section s'intéresse à la littérature de l'IA des enseignant · e · s du postsecondaire dont il n'existe aucune mesure.

3.2.3. La littératie de l'IA des enseignants et enseignantes du postsecondaire, une inconnue

S'intéresser⁶ au rôle des enseignant·e·s vis-à-vis de l'IA implique de se questionner sur le niveau de connaissances qu'ils doivent avoir du fonctionnement des outils qui leur sont proposés. Le fonctionnement de l'IA est une expertise à part entière qu'il serait irréaliste, et peut-être inutile, de vouloir développer à parts égales chez tout le monde. Néanmoins, il semble essentiel, nous le verrons, de comprendre certains fondamentaux pour saisir les enjeux et son rôle. Dans un premier temps, nous nous intéresserons à la pertinence d'étudier l'adoption de l'IA en interaction avec le niveau de littératie que peuvent en avoir les personnes. Ensuite, le concept de littératie de l'IA sera défini plus formellement, puis seront présentées quelques études qui s'intéressent à la littératie de l'IA auprès de la population générale ou d'enseignant·e·s du primaire et du secondaire, faute d'études portant sur les enseignant·e·s du postsecondaire. Finalement, quelques instruments de mesure existants seront présentés ainsi que leurs limites pour un usage auprès de la population des enseignant·e·s du postsecondaire.

3.2.3.1. Pertinence de la littératie de l'IA pour étudier l'adoption

Un haut niveau de littératie de l'IA de la part des enseignant·e·s leur permettrait de s'impliquer activement dans les décisions de conception et de donner « leur point de vue sur les technologies d'IA [pour] décider de la manière dont l'IA doit être déployée dans les environnements d'apprentissage » (UNESCO, 2021, p. 44). Comme décrit dans la section précédente, cela est aussi essentiel pour qu'ils parviennent à se représenter les outils d'IA comme des instruments et qu'ils en développent des usages pédagogiques en adéquation avec le contenu de leur discipline et leurs connaissances pédagogiques. Ce faisant, nous nous sommes intéressés au niveau de littératie de l'IA de ces derniers.

⁶ Un effort a été fait pour limiter les redites au maximum, mais certaines phrases ont été reprises dans le cadre conceptuel de l'article 2.

De plus, une bonne littératie de l'IA permettrait aux enseignants d'interpréter de manière plus juste les informations fournies par des systèmes d'IA en éducation. Selon Gras (2019), le recours à l'apprentissage automatique et à l'apprentissage profond implique des erreurs de prédiction potentielles que les personnes devraient comprendre. Pour comprendre les erreurs de classification ou de prédiction (Zeide, 2019), il faut saisir les concepts de biais ou d'erreurs aléatoires. Pour saisir l'importance du consentement (Corrin et al., 2019) ou les risques de surveillance (Berendt et al., 2020; Jones et al., 2020), il faut être familiarisé avec la valeur des données massives et de leur réutilisation. Enfin, pour saisir pleinement son rôle d'enseignant, une personne doit être au fait que les informations utilisées en IA sont une réduction de la réalité et que des décisions ont été prises au moment de la conception (Holstein et Doroudi, 2021), décisions nécessaires, mais qui orientent le fonctionnement des applications d'IA (par exemple en faisant des choix quant aux indicateurs qui supportent des prédictions de la réussite, voir Lawson et al., 2016; Romero, 2019). Selon Corrin et al. (2019), il est impératif que les enseignants soient capables de comprendre leur rôle dans des environnements d'IA afin que l'étudiant reçoive le support auquel il a droit.

3.2.3.2. Le concept de littératie de l'IA

Au cours des dernières années, quelques définitions de la littératie de l'IA ont été introduites (p. ex. Long et Magerko, 2020; Ng et al., 2021). Ce concept s'inscrit en continuité avec ceux de littératie et de littératie numérique qu'il convient de présenter succinctement. Le concept de littératie réfère à « la capacité de comprendre, d'évaluer, d'utiliser et de s'engager dans des textes écrits pour participer à la société, pour accomplir ses objectifs et pour développer ses connaissances et son potentiel » (OCDE, 2013, p. 66). Elle se mesure de différentes façons selon les caractéristiques du public cible, soit par des tâches (p. ex. Thomas et al., 2021) ou par des questionnaires (p. ex. Boughton et al., 2022). La littératie numérique est en quelque sorte l'équivalent de la littératie dans le contexte des environnements numériques. Selon Gerbault (2012), ce concept est l'intégration d'autres concepts qui « se sont succédé ou chevauché au fil des années » (par. 19), par

exemple les concepts de littératie informatique, littératie informationnelle et littératie multimédia. La littératie, selon elle, a une dimension fonctionnelle importante, c'est-à-dire qu'elle vise à rendre une personne capable de fonctionner dans le monde, ici numérique. Gerbault (2012) énonce que cette littératie « doit être moins du domaine des outils à proprement parler et davantage des manières de penser et de voir » (par. 24). Il existe une panoplie de littératies, assez proches les unes des autres (Michelot, 2020), dont la littératie visuelle, la littératie médiatique et la littératie critique. Faire l'inventaire dépasse largement le contexte de la thèse, mais il demeure que la littératie de l'IA en est une de plus parmi l'ensemble et qu'il y a lieu de se demander à quoi elle réfère plus précisément.

La littératie de l'IA est définie par Ng et al. (2021) comme étant composée des habiletés nécessaires pour vivre, apprendre et travailler dans le monde numérique à travers des outils propulsés par l'IA. En continuité avec la définition de la littératie puis de la littératie numérique, la littératie de l'IA peut être définie comme un ensemble de compétences qui permet aux individus d'évaluer, de manière critique, les technologies de l'IA, de communiquer et de collaborer efficacement avec l'IA, et d'utiliser l'IA comme outil en ligne à la maison et au travail (Long et Magerko, 2020, p. 2). Long et Magerko (2020) ont été parmi les premiers à proposer une liste de connaissances ou habiletés principales à partir d'une recension des écrits (voir le tableau 3).

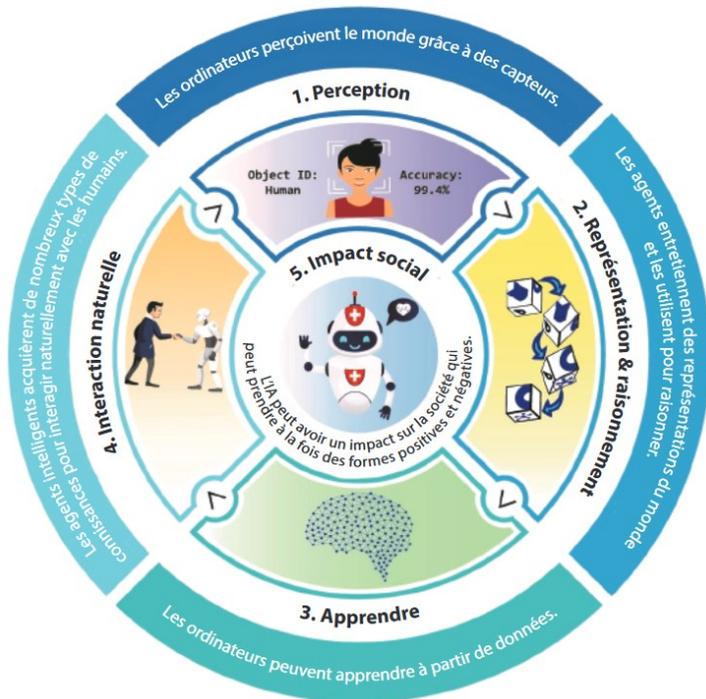
Tableau 3. Connaissances et habiletés de l'IA selon Long et Magerko (2020)

Connaissances	Connaissances (suite)
1. Reconnaître l'IA	10. Rôle de l'humain dans l'IA
2. Comprendre l'intelligence	11. Littératie des données
3. Interdisciplinarité	12. Apprentissage à partir de données
4. IA générale vs IA spécifique	13. Interprétation critique des données
5. Forces et limites de l'IA	14. Principe d'action et réaction [des systèmes]
6. Imaginer de nouvelles applications de l'IA	15. Capteurs
7. Représentations [des connaissances]	16. Éthique
8. Prise de décision [par les ordinateurs]	17. Comprendre que les agents sont programmables
9. Étapes de l'apprentissage automatique	

Note : les connaissances ont été traduites en français.

Touretzky et al. (2019) ont développé cinq grandes idées autour de l'IA avec lesquelles, selon eux, tout le monde devrait être familier. Ces idées sont au cœur du curriculum AI4K12 développé en 2020 par l'Association des enseignants d'informatique aux États-Unis. La figure 9 présente ces cinq grandes idées.

Figure 9. Les cinq grandes idées de l'IA selon Touretzky et al. (2019)



Ces composantes recoupent en partie celles relevées par Cetindamar et al. (2022) dans une analyse bibliométrique des articles scientifiques traitant de littérature de l'IA en contexte professionnel, mais ces dernières sont organisées différemment, par types d'habiletés : technologiques (p. ex. analyser des données), professionnelles (p. ex. interactions entre IA et équipes de travail), d'interactions entre humains et machines (p. ex. augmentation des capacités humaines par l'IA), et d'apprentissage (p. ex. capacité d'apprendre pour accroître son expertise).

Pour Ng et al. (2021), le développement de la littératie de l'IA passe plutôt par l'atteinte d'objectifs taxonomiques de bas niveau, soit la connaissance et la compréhension de concepts d'IA. Selon eux, différents niveaux de littératie de l'IA peuvent correspondre à la taxonomie de Bloom. Par exemple, au niveau de l'évaluation et de la création, les personnes devraient être en mesure de concevoir des solutions d'IA et de justifier le recours à l'IA dans un projet, alors qu'au niveau de la connaissance, les personnes devraient simplement mémoriser certaines définitions de concepts comme l'apprentissage automatique.

3.2.3.3. Des instruments de mesure peu adaptés

Il n'a été possible d'identifier aucune étude s'affairant à mesurer le niveau de littératie des enseignants du postsecondaire par rapport à l'IA et ciblant à la fois des connaissances et des comportements. Certaines études apparentées pourraient toutefois servir de point de départ, nous en présenterons trois : Zhao et al. (2022), Wang et al. (2022) et Karaca et al. (2021).

La première étude, de Zhao et al. (2022), consiste en l'élaboration d'un instrument de mesure de la littératie de l'IA auprès d'enseignants du secondaire. L'échelle cible des actions en lien avec l'IA dont certaines spécifiques au métier d'enseignant (p. ex. « I know where educational AI can help me »). Quatre facteurs sont proposés, chacun avec une bonne cohérence interne (α de Cronbach $> 0,93$) : connaître et comprendre l'IA, appliquer l'IA, évaluer l'IA, et éthique de l'IA. Une des limites de cette échelle est que le facteur des connaissances en lien avec l'IA ne cible en réalité que des attitudes et des comportements (p. ex. « I think teachers should actively learn to use intelligent technology to assist in education teaching » ou « I feel comfortable when using educational AI products »).

La seconde étude, de Wang et al. (2022), visait à élaborer un instrument de mesure de la littératie de l'IA destiné à la population générale. Un questionnaire a été élaboré à partir de quatre facteurs : conscience de l'IA (*awareness*), usage, évaluation et éthique. Comme

il s'adresse à la population générale, ce questionnaire n'intègre pas d'items spécifiques au contexte pédagogique. Les connaissances qui y sont mesurées sont simples et pourraient ne pas convenir pour une population éduquée dont une partie se spécialise d'ailleurs dans le domaine de l'IA (p. ex. « I can distinguish between smart devices and non-smart devices »).

Le dernier instrument de mesure de la littératie de l'IA que nous avons relevé est celui de Karaca et al. (2021). Il s'agit d'une échelle de mesure du niveau de préparation à l'IA chez les médecins. Cette échelle a été validée auprès de 568 étudiant·e·s en médecine dans une analyse factorielle exploratoire et a permis d'identifier quatre facteurs : cognition, habileté, vision et éthique. Les énoncés du facteur cognition ciblent des connaissances en lien avec l'IA, dont certaines spécifiques au domaine médical, par exemple « Je peux analyser des données obtenues par l'IA dans le domaine de la santé ». Ceux issus du facteur habileté ciblent des usages, par exemple la capacité à utiliser l'IA pour prodiguer des soins de santé. La vision cible la capacité réflexive sur les usages actuels et futurs de l'IA, par exemple la capacité à entrevoir des possibilités et risques de l'IA. Finalement, le facteur éthique est concentré sur les aspects déontologiques de la pratique médicale, par exemple le respect des lois en vigueur. La seule limite de ce questionnaire, dans notre contexte, tient à sa spécificité pour le domaine de la santé.

Il n'existe donc aucun portrait du niveau de littératie de l'IA des enseignant·e·s du postsecondaire, ni de leur niveau d'appréhension face aux usages de l'IA qui font intervenir de nombreux enjeux éthiques.

La problématique se construit donc d'abord autour de la littératie de l'IA des enseignant·e·s du postsecondaire, et de manière plus spécifique sur l'opérationnalisation de sa mesure. Ce choix est appuyé par l'idée que la compréhension du potentiel, des limites et des risques doit reposer sur une compréhension minimale du fonctionnement de l'IA. Ensuite, la problématique s'articule sur l'adoption de l'IA par cette même population, à l'heure où nous ignorons si elle leur attribue une utilité réelle et si elle saisit les

transformations de son rôle qui pourraient survenir dans les prochaines décennies. Nous ignorons si ces personnes sont intéressées par les différents outils d'IA en enseignement supérieur et si de tels outils les aideraient dans la réalisation de leurs tâches quotidiennes. Nous ignorons s'ils comprendraient leur rôle dans une triade apprenant · e – enseignant · e – IA évoquée dans le premier article, où une part des décisions qui leur revenaient est automatisée.

3.3. Des usages de l'IA en tension avec le rôle de l'enseignant et de l'enseignante

Dans le chapitre 2, nous avons conclu les outils d'IA se démarquent des TIC décrites dans le chapitre 1 en raison de leur capacité à prendre des décisions complexes en lien avec les savoirs ou les apprenant · e · s. Cette section vise à clarifier plus précisément dans quels contextes et à quelles fins sont prises ces décisions pédagogiques.

Deux recensions des écrits ont été consultées pour identifier les principaux usages de l'IA en enseignement supérieur : celle de Zawacki-Richter et al. (2019) et celle de Lameris et Arnab (2021). Le rapport intérimaire de l'Institut pour l'éthique de l'IA en éducation (Seldon et al., 2020), même s'il concerne plus particulièrement le primaire et le secondaire, a aussi été consulté. Le tableau 4 présente les principaux types d'usages.

Tableau 4. Types d'usages de l'IA en enseignement supérieur

Types d'usages	Zawacki-Richter et al. (2019)	Seldon et al. (2020)	Lameris et Arnab (2021)
Corriger des évaluations complexes à la place de l'enseignant · e (p. ex. productions écrites, résolution de problèmes élaborées)		<ul style="list-style-type: none"> • Notation automatique des productions écrites 	
Fournir des rétroactions automatisées aux apprenant · e · s	<ul style="list-style-type: none"> • Rétroaction • Diagnostic des forces • Recommander du contenu 		<ul style="list-style-type: none"> • Aide aux apprenant · e · s par la rétroaction et l'évaluation

Détecter le plagiat ou la tricherie	<ul style="list-style-type: none"> • Intégrité académique 	
Créer ou adapter du matériel didactique (p. ex. plan de cours, notes de cours, questions d'examen, mises en situation, capsules vidéo)	<ul style="list-style-type: none"> • Épuration du matériel de cours • Enseigner du contenu de cours • Représentation des connaissances 	<ul style="list-style-type: none"> • Préparation et transmission du contenu
Fournir à l'enseignant · e de l'information supplémentaire sur ses apprenant · e · s (p. ex. prédiction de réussite ou d'échec)	<ul style="list-style-type: none"> • Prédiction de l'abandon et rétention 	<ul style="list-style-type: none"> • Prédiction de la réussite et de l'échec

3.3.1. Corriger des évaluations complexes à la place de l'enseignant ou de l'enseignante

La correction des évaluations complexes comprend principalement la notation automatique des productions écrites, un domaine de recherche à part entière. Le recours à l'IA permettrait entre autres de répondre au défi du ratio enseignant · e · s/élèves qui ne permet pas, réalistement, de fournir une correction étayée à chaque apprenant · e en tout temps (Wiley, 2017). L'IA pourrait alors être une avenue intéressante pour accroître la qualité de l'étayage des notes et la vitesse à laquelle elles sont délivrées. Si les premiers systèmes de notation automatique des productions écrites s'appuyaient principalement sur des propriétés lexicales comme la taille des mots ou le nombre d'occurrences (Lagakis et Demetriadis, 2021) pour prédire les notes octroyées par des humains (Zhang et al., 2015, p. 194), il est désormais possible d'employer des méthodes plus précises comme les réseaux de neurones pour obtenir de meilleures prédictions (Uto et Okano, 2020). Il est aussi possible, par traitement du langage naturel, d'extraire les concepts et relations conceptuelles présentes dans le texte d'un étudiant · e pour ensuite vérifier l'exactitude de ces liens (Wiley, 2017).

Malgré tout, la correction d'évaluations complexes demeure expérimentale en raison de la complexité de la tâche demandée aux étudiant · e · s : un essai demande à l'étudiant · e d'élaborer ses connaissances, de démontrer sa compréhension et, dans une certaine mesure,

d'intégrer différents concepts entre eux (Altoe et Joyner, 2019). Les productions écrites peuvent aussi présenter des cas où les réponses sont inattendues et ne peuvent faire l'objet d'une correction automatisée, car « elles présentent des caractéristiques que le système de notation ne peut traiter » (Zhang et al., 2015, p. 191). Or, il est important de pouvoir identifier ces réponses en vue de leur traitement par un humain, « surtout si la technologie est utilisée comme méthode principale de notation » (p. 191).

3.3.2. Fournir des rétroactions automatisées aux apprenants et apprenantes

D'après une recension systématique de Deeva et al. (2021), la rétroaction automatisée peut poursuivre plusieurs objectifs dont la correction d'une action, la suggestion (conseils, indices), l'information (par l'affichage de données sur la performance), ou la motivation. Deeva et al. (2021) soulignent qu'un système de rétroaction peut poursuivre plusieurs de ces objectifs simultanément, par exemple en donnant de l'information à un apprenant sur sa performance (information) et en lui fournissant des conseils pour l'améliorer (suggestion). Ils ont identifié que la plupart de ces systèmes sont alimentés par des modélisations de domaine et sont des systèmes experts (et non des systèmes basés sur l'apprentissage automatique) et que la plupart fournissent une rétroaction immédiate basée sur les erreurs ou actions réalisées au moment où elles surviennent. Parmi les conclusions de leur recension, les défis principaux des systèmes de rétroaction automatisée sont la personnalisation et la pertinence de la rétroaction, l'utilisation de données d'apprentissage récentes et l'utilisation de tels systèmes pour supporter des apprentissages complexes.

L'étude de Mirchi et al. (2020) est un exemple de ce type d'usage. Ils ont réalisé une étude dans laquelle ils ont tenté d'évaluer la performance d'étudiant·e·s en médecine lors d'une intervention chirurgicale simulée en vue de leur fournir une rétroaction. Pour ce faire, ils ont d'abord déterminé des mesures pouvant servir d'indicateurs de la performance en collaboration avec des expert·e·s, par exemple la force appliquée sur les instruments chirurgicaux et leur position. Ils ont ensuite entraîné un modèle d'apprentissage automatique en colligeant des données lors de l'utilisation du simulateur, avec un scénario de retrait d'une tumeur, et en étiquetant ces données selon qu'elles provenaient d'un·e

expert·e ou d'un·e débutant·e. À la fin, une rétroaction est donnée aux utilisateur·rice·s en leur présentant des comparaisons entre les mesures de leur séance et celles d'expert·e·s, par exemple relativement à la force appliquée ou au niveau de saignement engendré par leur manipulation. Selon Mirchi et al. (2020), un des avantages de cette rétroaction obtenue via un simulateur est qu'une personne observant la tâche serait incapable de la donner aussi rapidement et avec autant de précision, à défaut d'avoir accès à des données si précises sur l'utilisation des instruments. Dans le domaine de la chirurgie, l'analyse de vidéos en temps réel et la modélisation de décisions de chirurgien·ne·s expert·e·s peuvent aussi conduire à produire des outils d'aide à la décision pour indiquer s'il est sécuritaire de réaliser une manipulation ou non (Ward et al., 2021).

Des outils visent aussi à accroître la fréquence, la rapidité ou la qualité des rétroactions offertes aux apprenant·e·s au-delà du domaine médical. Dans une étude quasi-expérimentale, Taskiran et Goksel (2022) ont vérifié s'il y avait des différences dans la performance des élèves à une tâche d'écriture selon s'ils recevaient une rétroaction de l'enseignant·e ou bien une rétroaction automatisée. La rétroaction automatisée était fournie par l'application *Write & Improve* et, aux fins de l'étude, les performances aux tâches d'écriture étaient évaluées par deux observateurs indépendants à partir d'une grille d'évaluation. Il ressort que la rétroaction de l'enseignant·e augmente davantage la performance aux tâches d'écriture en comparaison avec celle offerte par le système. Par contre, la rétroaction automatisée de *Write & Improve* améliore la performance en comparaison avec l'absence de rétroaction.

3.3.3. Détecter le plagiat et la tricherie

L'utilisation d'outils numériques pour la détection du plagiat n'est pas nouvelle. Le logiciel de détection du plagiat Turnitin, employé dans bon nombre d'universités, a été lancé en 1998 (Turnitin, 2022). Parmi les solutions potentielles pour détecter et limiter le plagiat, des systèmes ont recours à l'IA. Dans une recension des écrits sur le sujet, Deeva et al. (2021) ont identifié plus précisément que l'IA pouvait être utilisée pour identifier

l'existence de textes dans de vastes banques de données, pour la surveillance des conditions d'évaluation (p. ex. par vidéo) ou pour la génération de questionnaires adaptatifs basés sur des banques de questions, permettant de générer des évaluations uniques. Essentiellement, les usages visant à détecter le plagiat avec l'IA s'inscrivent, selon Deeva et al. (2021), dans une approche technologique et non dans une approche pédagogique. Finalement, la difficulté de détecter le plagiat semble s'accroître alors que les outils d'IA permettant la création de textes sont de plus en plus performants. À ce sujet, Abd-Elaal et al. (2022) appellent le milieu académique à une plus grande vigilance par rapport à des situations où de faux articles scientifiques, rédigés par des systèmes d'IA, sont parvenus à duper un processus d'évaluation par les pairs (et les cas ne semblent pas isolés, les auteurs rapportent que l'éditeur Springer aurait retiré des centaines d'articles pour cette raison dans les 15 dernières années). Ces progrès rapides tiennent essentiellement à l'entraînement de modèles hautement performants basés sur l'apprentissage profond comme GPT-2, développé par la compagnie OpenAI (Abd-Elaal et al., 2022).

3.3.4. Créer ou adapter du matériel didactique

En 2003, Brusilovsky et Peylo disaient de la présentation adaptative et de l'adaptation de la navigation qu'il s'agissait de « deux technologies majeures explorées par les systèmes adaptatifs » et que leur but est « d'adapter le contenu présenté dans chaque hypermédia aux objectifs de l'étudiant, à ses connaissances et à d'autres informations enregistrées dans le modèle de l'apprenant » (p. 160). Cette adaptation peut prendre la forme de mises en garde, de contenus complémentaires, de niveaux de vulgarisation différents ou de changements dans l'apparence de l'interface (p. ex. en allégeant les possibilités de navigation pour rendre plus évidente la navigation suggérée; Brusilovsky et Peylo, 2003). Il est possible d'ajouter à cette catégorie des outils plus récents prenant en charge la présentation des contenus en lieu et place d'une transmission par l'enseignant · e. Par exemple, l'application Synthesia permet la création de vidéos dans laquelle des personnages de synthèse, à l'apparence humaine, font la narration d'un texte fourni⁷. Dans le même

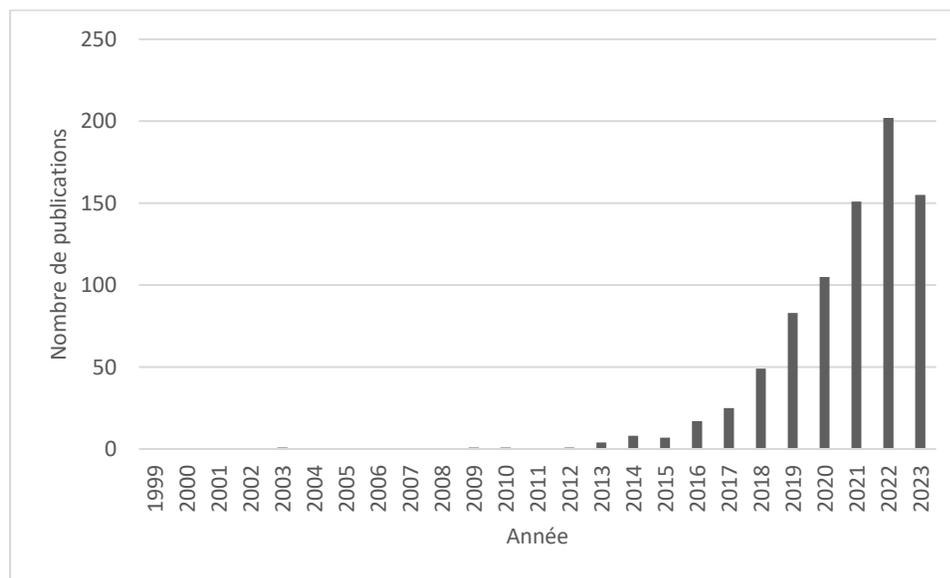
⁷ Voir <https://www.synthesia.io/>

style, l'application HeyGen⁸ permet de créer de toute pièce des vidéos de synthèse, à partir de vidéos existantes (p. ex. pour une traduction automatisée), ou bien à partir d'avatars créés à partir d'images inanimées. Dans une certaine mesure, les robots conversationnels peuvent aussi agir pour la création de matériel didactique comme des mises en situation, des exercices d'apprentissage, des tuteurs intelligents ou agir comme source d'information ou d'inspiration (Jahic et al., 2023).

3.3.5. Fournir à l'enseignant ou à l'enseignante de l'information supplémentaire sur ses apprenants et apprenantes

Ce type d'usages est particulièrement répandu dans le domaine de l'IAED aujourd'hui. Il vise à prédire le décrochage scolaire ou son corollaire, la réussite et la diplomation. Quatre études visant ce type de prédiction ont été consultées, mais il en existe abondamment comme en témoigne la figure 10 (voir p. ex. Martinho et al., 2013; Moseley et Mead, 2008; Oreshin et al., 2020; Sekeroglu et al., 2019).

Figure 10. Nombre de publications utilisant l'IA pour prédire le décrochage scolaire dans le Web of Science, par année (1999-2023)



⁸ Voir <https://www.heygen.com/>

À partir d'une recherche dans le Web of Science le 17 octobre 2023 avec les termes « dropout prediction », « at-risk », « dropping out » et « machine learning », « artificial intelligence ».

Cette catégorie comprend non seulement les usages de l'IA pour prédire le décrochage, mais aussi les usages de l'IA pour fournir de l'information à l'enseignant·e sur l'engagement des étudiant·e·s dans un cours ou une activité (Gardner et al., 2020). Par exemple, l'application Engageli⁹, plateforme de classes virtuelles, collecte et analyse des données sur les interactions des étudiant·e·s pendant une classe virtuelle comme le temps de parole, les réponses aux sondages interactifs, le temps de présence en direct ou en différé (Brunetto et Cangioti, 2022).

Les prédictions de réussite ou de risques de décrochage peuvent se faire à partir de données disponibles dans un système académique (p. ex. Moseley et Mead, 2008), ou à partir de jeux de données publiques (p. ex. Sekeroglu et al., 2019). Dans leur étude visant à prédire le décrochage scolaire dans des collèges de technologies au Brésil, Martinho et al. (2013) ont collecté des données supplémentaires spécifiquement pour leur étude à l'aide d'un questionnaire socioéconomique dans lequel certaines questions sont d'emblée identifiées comme pouvant prédire le décrochage (p. ex. genre, âge, ethnicité, statut conjugal). Dans une approche de forage de données éducatives (Rienties et al., 2020), d'autres comme Oreshin et al. (2020) vont collecter aussi des données sans modèles théoriques a priori comme le nombre d'ami·e·s sur un réseau social, le nombre de mentions « J'aime » ou de publications.

Le principal avantage qui se dégage de l'utilisation des approches basées sur l'apprentissage automatique pour prédire l'abandon scolaire ou la réussite est qu'elles permettent d'obtenir des hauts taux d'exactitude avec peu de filtrage des données (Sekeroglu et al., 2019). Par exemple, Martinho et al. (2013) parviennent à prédire correctement 95,1% des abandons sur la période 2004-2010, et 94,4% des abandons faits lors de la première année d'étude. Oreshin et al. (2020), en comparant quatre types d'analyse, obtiennent des taux

⁹ Voir <https://www.engageli.com/>

d'exactitude variant de 84% à 91%. Moseley et Mead (2008) réussissent à prédire 94% des cas de décrochage scolaire, mais mettent en garde : dans leur étude, le taux de décrochage était de 16% (et le taux de réussite de 84%). Dans ce cas-ci, selon eux, le système pourrait donner un haut taux de prédictions exactes, mais ne pas détecter les abandons, ce qui le ferait passer complètement à côté de son objectif. Le rapport entre la qualité des résultats et les ressources nécessaires semble, a priori, excellent, mais doit être contrebalancé par d'importantes limites.

Moseley et Mead (2008) se montrent très prudents par rapport aux prédictions d'abandon réalisées à l'aide de l'apprentissage automatique. Les hauts taux d'exactitude des prédictions peuvent dissimuler des erreurs systématiques de prédiction qui feraient en sorte que l'objectif n'est pas atteint. Pour cette raison, ils insistent sur l'importance de ne pas se concentrer que sur l'exactitude globale, mais aussi sur les taux spécifiques à une catégorie (p. ex. quel est le taux d'étudiant · e · s ayant abandonné pour lesquels la prédiction était exacte ?). Ces techniques ne donnent que des modèles prédictifs, qui même s'ils sont très efficaces, ne disent rien sur les liens de causalité (Moseley et Mead, 2008). En cas de résultats absurdes, il est impossible de comprendre le chemin par lequel l'algorithme est passé pour engendrer une prédiction plutôt qu'une autre (Molnar, 2020). Finalement, Moseley et Mead (2008, p. 472) rappellent que la capacité à décrire les expériences passées, même avec un modèle simple, n'est pas garante de la capacité à prédire le futur. Cela justifie, selon eux, l'importance d'avoir, en plus de données d'entraînement, des données de test pour valider (et non bonifier) les modèles issus de l'apprentissage automatique.

3.3.6. Autres usages

D'autres usages existent, mais sont hors de portée de la thèse, car ils ne relèvent pas de l'enseignant · e en première instance, mais plutôt des établissements d'enseignement. C'est le cas de l'utilisation de l'IA pour les décisions d'admission, de la gestion des horaires et de l'évaluation de l'enseignement (Zawacki-Richter et al., 2019). Les usages qui s'adressent d'abord à l'étudiant · e ont aussi été exclus de la thèse, par exemple la recommandation

de ressources éducatives personnalisées (Lameras et Arnab, 2021), ou bien les usages non adaptés à l'enseignement supérieur comme les jouets intelligents (Seldon et al., 2020). Les usages de la reconnaissance faciale, par exemple pour monitorer l'attention en classe (Renawi et al., 2022) ou détecter les émotions (Li et Pan, 2023), ont aussi été exclus car considérés trop vastes et de nature incomparable sur le plan du rôle de l'enseignant · e.

3.4. Des enjeux éthiques importants

Tous les usages présentés dans la section précédente ont en commun de réaliser une partie du rôle de l'enseignant · e tel que nous l'avons décrit. La création de matériel didactique par l'IA et les prédictions de réussite font partie de la planification de l'enseignement; la correction des évaluations complexes et la détection du plagiat participent à l'évaluation des apprentissages; la rétroaction automatisée fait partie de l'encadrement. Pourquoi, dans ce cas, l'IA n'est-elle pas adoptée massivement par tous les enseignant · e · s ? Selon Schiff (2021), le principal défi à venir de l'IA en enseignement supérieur est le déploiement à grande échelle des innovations pertinentes. Dans une étude réalisée auprès de 1 051 futurs enseignant · e · s d'une université européenne, Gómez-Trigueros (2023) a observé un faible niveau de connaissance des principes éthiques pouvant guider l'utilisation de ressources numériques dans un contexte d'apprentissage. Cette section vise à mettre en évidence que l'IA, lorsque vient le moment de la déployer à grande échelle, ne peut être traitée comme les autres technologies éducatives en raison d'enjeux éthiques inédits ou d'une nouvelle ampleur. Un enjeu éthique, c'est « une mise en tension d'actions, de règles, de valeurs ou d'éléments d'un réservoir de sens qui animent une personne ou un groupe de personnes » (Fortin et Parent, 2004, par. 3). Les principaux enjeux qui concernent les enseignant · e · s, c'est-à-dire ceux qui remettent en question leur rôle ou les placent dans des situations où l'introduction de l'IA met en tension certaines valeurs, seront présentés. Ces enjeux sont : la transformation du rôle de l'enseignant · e, l'imputabilité des décisions prises par l'IA, la confiance envers les systèmes d'IA, la transparence et l'explicabilité et l'autonomie des personnes.

3.4.1. Remplacement de l'enseignant ou de l'enseignante

Dans l'article 1 portant sur le rôle de l'enseignant · e dans le domaine de l'IAED, nous avons présenté explicitement ce que plusieurs auteur · rice · s ont dit de la crainte du remplacement de l'enseignant · e (section 2.3.4, p. 54). Fondée ou non, cette crainte existe et doit être prise en compte dans la façon de repenser le rôle de l'enseignant · e. Le Consensus de Beijing (UNESCO, 2019) exprime explicitement que le but du développement de l'IAED ne devrait pas être le remplacement des enseignant · e · s :

Garder à l'esprit que, si l'IA offre des possibilités de soutenir les enseignants dans l'exercice de leurs responsabilités éducatives et pédagogiques, l'éducation doit continuer de reposer essentiellement sur l'interaction et la collaboration humaines entre les enseignants et les apprenants. Être conscients que les enseignants ne peuvent être remplacés par des machines, et veiller à protéger leurs droits et leurs conditions de travail. (p. 18)

Le rôle de l'enseignant · e ne risque pas moins de s'en voir transformé. Dès 2000, Aiken et Epstein croyaient « [qu']un enseignement en classe entière ne sera qu'occasionnel » et que « délivrés de l'obligation de faire cours, les enseignants se consacreront à une tâche de conseils personnalisés déterminants pour la réussite scolaire » (p. 246). Parmi les transformations du rôle de l'enseignant · e figure l'introduction de nouvelles actions qui étaient auparavant impossibles. Par exemple, certains types d'usages de l'IA comme les tableaux de bord pour la réussite engagent de facto l'enseignant · e dans une logique de réaction face à des données (Knox, 2017). L'enseignant · e qui est confronté à des prédictions de la réussite ou de l'échec doit désormais prendre une décision : agir ou non, et, s'il choisit de le faire, comment agir. Il pourrait aussi avoir à répondre à l'étudiant · e qui, confronté à ces prédictions, chercherait à en comprendre les motifs et les conséquences (Roberts et al., 2017). Cette équation peut sembler positive, mais il y a un risque que, alors que l'IA agit sur des éléments de plus en plus liés à l'encadrement comme la motivation et l'engagement, le rôle de l'enseignant · e ne s'effrite au profit d'outils qui sont insuffisamment performants ou qui donnent l'illusion de l'être suffisamment (Schiff, 2021).

3.4.2. Imputabilité des décisions prises par l'IA

Lorsqu'il est question d'enjeux critiques comme l'évaluation des apprentissages ou le profilage des personnes, les conséquences peuvent être importantes en cas d'erreur de classification ou de notation (Romero, 2019). L'humain, lui, peut aussi faire des erreurs, bien sûr, mais dans le cas de l'IA se pose la question de l'imputabilité : qui est responsable en cas d'erreur (Holmes et al., 2021) ? L'opacité des modèles d'apprentissage automatique et leur manque d'explicabilité (Molnar, 2020) rendent encore plus difficile l'identification de la responsabilité en cas d'erreur (Southgate, 2020). Pour répondre à cet enjeu, il est important de prévoir des mécanismes d'appel clairs ainsi que le moment où l'humain doit intervenir (Holstein et Doroudi, 2021), et de clarifier la propriété des données et la responsabilité des acteurs (Holmes et al., 2021). De plus, les établissements d'enseignement supérieur et les entreprises qui conçoivent des systèmes d'IA devraient prévoir une documentation transparente qui explique les actions prises pour protéger les données et réduire l'impact des biais dans celles-ci (Smuha, 2020).

3.4.3. Confiance envers les systèmes d'IA

Lors de l'utilisation de systèmes d'IA, les enseignant·e·s pourraient avoir tendance à trop faire confiance aux informations qui leur sont présentées et ne pas les traiter comme des indicateurs partiels d'une réalité plus complexe (Williamson et al., 2020). Plusieurs auteur·rice·s soulignent aussi le risque de la prophétie autoréalisante lorsqu'il est question de prédiction de la réussite ou de l'échec : la présentation de cette information aux étudiant·e·s ou aux enseignant·e·s pourrait avoir pour effet de modifier leur comportement de manière à ce que la prédiction se réalise (Corrin et al., 2019; Madaio et al., 2021). Traditionnellement, selon Madaio et al. (2021), ce phénomène a eu des effets négatifs sur les étudiant·e·s déjà marginalisés, modifiant le comportement des enseignant·e·s à leur égard. Or, ne pas présenter cette information à l'enseignant·e ou à l'étudiant·e alors qu'elle est disponible relèverait alors d'un problème de transparence (Gras, 2019).

Le niveau de confiance envers les systèmes est important en raison des conséquences qui en découlent, lesquelles sont différentes selon les personnes (Scholes, 2016). Par exemple, des interventions spécifiques ou des opportunités pourraient être proposées à un · e étudiant · e en fonction de métriques analysées par un système d'IA. Or, ne pas offrir ces opportunités à tous, sous le couvert de la personnalisation et de la différenciation, est une forme de discrimination (Scholes, 2016) de laquelle l'enseignant · e qui utilise le système devrait pouvoir répondre. Conjugué au problème d'imputabilité, ce problème est difficile à résoudre : qui est responsable si l'on prive un · e étudiant · e de ressources ou d'opportunités en raison de profilage fait par une IA ?

3.4.4. Transparence et explicabilité

La transparence est un principe central qui est énoncé par plusieurs documents de référence comme le Consensus de Beijing (UNESCO, 2019) ou la Déclaration de Montréal (Université de Montréal, 2018). Cette transparence est toutefois difficile à atteindre. Rubel et Jones (2016) évoquent un obstacle à la transparence envers les usager · ère · s, celui de l'interprétabilité des décisions prises ou suggérées par l'IA. Par leur nature, certaines techniques d'IA comme les réseaux de neurones donnent des résultats peu interprétables (Molnar, 2020). Gras (2019) se positionne même contre tout usage de techniques non interprétables pour l'analytique de l'apprentissage. La quantité de données que l'IA traite est si importante qu'il est impossible, pour un humain, de refaire le processus pour comprendre l'origine du résultat. Les décisions ou informations générées par l'IA sont alors des boîtes noires (Rubel et Jones, 2016). Molnar (2020), dans un ouvrage dédié à l'interprétabilité des outils basés sur l'apprentissage automatique, donne l'exemple fictif d'un monde où les décisions de l'IA ont été suivies sans être d'abord interprétées par des êtres humains. Nous pouvons transposer cet exemple au monde de l'enseignement supérieur en imaginant qu'un étudiant · e, au terme d'un semestre, soit placé en situation d'échec. Si l'outil qui l'a évalué est basé sur des techniques d'apprentissage automatique et sur des données massives, un · e enseignant · e qui souhaiterait comprendre le résultat

n'y arriverait pas. À moins, selon Molnar (2020), que des mécanismes aient été prévus à cet effet dans la conception du système.

La transparence vis-à-vis l'utilisateur ·rice, souhaitable en principe, est parfois difficile à appliquer en pratique en raison du contexte. Kitto et Knight (2019) soulignent qu'il est pratiquement impossible de prévoir l'utilisation des données qui sera faite au moment de leur collecte. Les opportunités de l'IA apparaissent souvent en se questionnant sur la nature des données existantes et la façon de les exploiter, et il est difficile de demander un consentement rétroactif. Pour Kitto et Knight (2019), ce serait même absurde de demander un tel consentement dès qu'il y a changement à l'utilisation prévue. Ils ajoutent « [qu'ils] n'ont eu vent d'aucun enseignant qui franchit cette étape surréaliste, avec ou sans [intelligence artificielle] » (p. 2 861).

Outre la transparence quant à la compréhension des systèmes d'IA, il y a aussi la transparence quant à la présence ou l'absence d'agents intelligents, ou bien quant à la collecte de traces numériques à des fins d'analyse (Romero, 2019). Souvent, les étudiant ·e ·s ne sont pas informés de l'utilisation de tels systèmes (Hakimi et al., 2021). Selon plusieurs auteur ·rice ·s (p. ex. Remian, 2019; Roberts et al., 2017), il faut prendre des décisions à savoir à quels moments les étudiant ·e ·s devraient être informés qu'ils interagissent avec une IA plutôt qu'une personne (par exemple si c'est un agent intelligent qui répond aux messages sur un forum de discussion).

3.4.5. Autonomie et agentivité des personnes

Un autre enjeu est celui de l'autonomie et de l'agentivité¹⁰. L'agentivité, selon Engeström et Sannino (2013), « est une recherche volontaire de transformation de la part du sujet » (p. 7). Cet enjeu n'est pas spécifique à l'enseignement supérieur, mais concerne

¹⁰ Nous discuté de cet enjeu de façon plus détaillée dans [Lepage et Collin \(2023\)](#).

toutes les sphères d'activité où les données massives sont employées comme le soulignent Regan et Jesse (2019) :

The analytics powered by big data challenge individual autonomy, the individual's ability to govern his or her life as that individual thinks best. Big data algorithms jeopardize autonomy by leading or nudging people in certain directions—to buy certain items, try certain routes or restaurants—and in a certain way challenge the self as defined throughout much of Western philosophy. (p. 172)

Les enseignant·e·s exercent leur agentivité de plusieurs façons au quotidien et l'IA peut diminuer les occasions de le faire, surtout si son usage vient à diminuer la fréquence et la durée des interactions entre enseignant·e·s et apprenant·e·s (Bulger, 2016; Holmes et al., 2021). Un système d'IA qui suggère des actions à l'enseignant·e pourrait inhiber d'autres actions dont l'enseignant·e aurait eu lui-même l'idée (Lepage et Collin, 2023). Pour les étudiant·e·s, la personnalisation des recommandations de contenu peut empêcher les personnes de découvrir certaines ressources (Berendt et al., 2020) et les enfermer dans des chambres d'écho (Regan et Jesse, 2019).

L'autonomie des personnes peut aussi être entravée si le droit à l'oubli n'est pas respecté (Kitto et Knight, 2019). En contexte d'IA en enseignement supérieur, les données utilisées par les systèmes d'IA comprennent souvent des données historiques d'une personne et peuvent être intéressantes pour établir des profils. Or, ces mêmes données peuvent devenir un fardeau pour les personnes desquelles elles proviennent et agir comme une sanction dont il est impossible de se détacher (Berendt et al., 2020).

3.4.6. Qualité des ressources pédagogiques

Un dernier enjeu à présenter est celui de la qualité des ressources pédagogiques produites à l'aide de l'IA générative. Selon Remian (2019), même si l'enjeu est présent dans d'autres domaines, il est encore plus important en éducation étant donné les conséquences qui pourraient découler de la diffusion de fausses informations. Naffi et al. (2021) ont discuté des risques importants posés par les hypertrucages non seulement sur la qualité de

l'information, mais sur les processus démocratiques et la vie citoyenne. Dans certaines disciplines, confier la création de matériel pédagogique à une IA peut poser certains risques d'endoctrinement, de recul démocratique, de non-respect des droits humains (Smuha, 2020). De même, un biais culturel est possible avec une prévalence de certaines représentations au lieu de certaines autres en fonction de la manière dont ont été entraînés les modèles (Holstein et Doroudi, 2021; Karumbaiah et Brooks, 2019; Mayfield et al., 2019). Malgré des progrès rapides dans la précision et la fiabilité des informations des modèles de langage, il demeure que les systèmes d'IA ne comprennent pas véritablement le sens des informations et sont moins performants que des humains pour départager le vrai du faux (Monteith et al., 2023).

En résumé, les usages de l'IA en enseignement supérieur font intervenir des enjeux éthiques comme celui de la transformation (ou le remplacement) du rôle de l'enseignant·e, l'imputabilité des décisions prises, la confiance envers l'IA, la transparence et le respect de l'autonomie des personnes. Pour saisir pleinement ces enjeux et leurs répercussions sur les enseignant·e·s et les étudiant·e·s, il faut avoir une compréhension de base du fonctionnement de l'IA (Atenas et al., 2023). Les enseignant·e·s devraient donc, avant d'adopter des outils d'IA, avoir un niveau de littératie de l'IA suffisant pour saisir ces enjeux. Or, il n'en existe aucune mesure.

3.5. Objectifs de recherche

Rappelons d'abord la question de recherche générale annoncée en introduction : considérant la croissance des usages de l'IA au postsecondaire qui entrent en tension avec le rôle de l'enseignant·e, quels sont ceux qui sont les plus à même d'être adoptés par ces derniers, en tenant compte de leur niveau de littératie de l'IA ? Le premier article a permis de recenser ce qui s'est dit sur le rôle de l'enseignant·e dans le domaine de l'IAED. À présent, la partie empirique à venir vise à répondre aux trois objectifs suivants :

Objectif 1. Élaborer un instrument de mesure de la littératie de l'IA des enseignant·e·s du postsecondaire.

Objectif 2. Décrire le niveau de littératie de l'IA des enseignant · e · s du postsecondaire.

Objectif 3. Expliquer l'adoption des principaux types d'usages de l'IA par les enseignant · e · s du postsecondaire à des fins d'enseignement-apprentissage.

4. Cadre conceptuel

Ce chapitre propose un cadre conceptuel général pour étudier l'adoption de l'IA par les enseignants du postsecondaire. En premier lieu, l'IA et plusieurs concepts reliés seront définis. Ensuite, le concept de littératie de l'IA sera présenté dans l'objectif de parvenir à en opérationnaliser une mesure auprès de la population (objectifs 1 et 2). Les limites des instruments de mesure existants pour mesurer la littératie de l'IA auprès de cette population seront présentées. Le concept d'adoption des technologies sera ensuite présenté pour arriver aux modèles *Technology acceptance model* (TAM) et *Unified Theory of adoption and use of technology* qui ont été utilisés dans la recherche. La section se termine avec l'explicitation des choix qui ont été faits au regard du cadre conceptuel.

4.1. L'intelligence artificielle

Cette section vise à identifier des concepts associés à l'IA, à la situer par rapport aux paradigmes éducatifs et à adopter une définition de l'IA dans le contexte de la thèse. Pour commencer, voici quelques définitions de l'IA qui, ensemble, donnent un portrait élargi de ce dont il s'agit :

We can define artificial intelligence (AI) as computing systems that are able to engage in human-like processes such as learning, adapting, synthesizing, self-correction and use of data for complex processing tasks. (Popenici et Kerr, 2017, p. 2)

Toute technologie de l'information qui exécute des tâches pour lesquelles il faut habituellement faire appel à l'intelligence biologique, comme comprendre le langage parlé, apprendre des comportements ou résoudre des problèmes. (Gouvernement du Canada, 2019)

L'automatisation des processus et comportements que nous, humains, percevons comme intelligents. (Giraudon et al., 2020, p. 32)

Domaine d'étude ayant pour objet la reproduction artificielle des facultés cognitives de l'intelligence humaine, dans le but de créer des logiciels ou des machines capables d'exécuter des fonctions relevant normalement de celle-ci. (Ministère de l'Éducation et de l'Enseignement supérieur, 2018, p. 81)

Make machines use language, form abstractions and concepts, solve kinds of problems now reserved for humans, and improve themselves. (McCarthy et al., 1955, p. 2)

[Domaine dont le] véritable défi s'est avéré être de résoudre les tâches faciles à accomplir pour les gens, mais difficiles à décrire formellement – des problèmes que nous résolvons intuitivement, de façon automatique, comme la reconnaissance de mots parlés, ou de visages dans des images. (Goodfellow et al., 2018, p. 27)

L'étude des processus informatiques qui rendent possibles la perception, la raison et l'action. (Winston, 1992, p. non rapportée, cité dans Russell et Norvig, 2010, p. 2)

Plusieurs de ces définitions prennent appui sur une comparaison avec l'intelligence humaine (Gouvernement du Canada, 2019; McCarthy et al., 1955; Ministère de l'Éducation et de l'Enseignement supérieur, 2018). Elles font également ressortir le caractère abstrait et complexe des problèmes qui peuvent être résolus par l'IA (Goodfellow et al., 2018; Popenici et Kerr, 2017), et la part importante de la compréhension du langage pour y parvenir (McCarthy et al., 1955). Avant de se positionner sur une définition de l'IA dans le contexte de la thèse, il apparaît essentiel d'examiner plus particulièrement son fonctionnement et ses applications potentielles dans le domaine de l'enseignement supérieur. En s'appuyant sur ces définitions, sur la recension des écrits du premier article qui a fait ressortir l'empiètement grandissant des systèmes sur les tâches de l'enseignant et sur le concept d'apprentissage automatique qui fait intervenir de nouveaux enjeux éthiques présentés dans la problématique, l'IA en enseignement supérieur a été définie ainsi dans le contexte de la thèse :

L'utilisation d'outils faisant appel à l'apprentissage automatique afin d'accomplir des tâches pour soutenir ou remplacer l'enseignant dans l'évaluation des apprentissages, la connaissance et le profilage des étudiants, la rétroaction aux étudiants, la détection du plagiat et la création de matériel didactique.

Cette définition permet de centrer la thèse sur les usages de l'IA basés sur des probabilités plutôt que sur les systèmes experts qui font encore partie du domaine de l'IAED. Elle

permet également de baliser les tâches de l’enseignant · e dont il sera question, sachant que son rôle ne s’y résume pas comme décrit dans la problématique.

4.1.1. Apprentissage automatique et apprentissage profond

Plusieurs techniques d’IA existent. Une des plus répandues est l’apprentissage automatique, qui sert à « [analyser] de grandes quantités de données pour identifier des modèles et construire un modèle qui est ensuite utilisé pour extrapoler les données futures » (UNESCO, 2021, p. 12). Il existe quatre catégories d’algorithmes d’apprentissage automatique : supervisé, non supervisé, par renforcement et semi-supervisé (Taulli, 2019). Contrairement à l’apprentissage automatique supervisé, l’apprentissage automatique non supervisé cherche des relations entre des variables sans aucune information initiale sur ce qui est recherché. Par exemple, un algorithme d’apprentissage automatique pourrait chercher à identifier la présence de balles de tennis sur des millions d’images différentes, certaines en contenant, d’autres n’en contenant pas. Ce système pourrait être supervisé si, en phase d’entraînement, des humains ont étiqueté par avance les images en contenant et celles n’en contenant pas, et que l’algorithme utilise cette information pour être guidé. Il pourrait aussi être non supervisé et simplement chercher des récurrences sans aucune guidance, et finir par réussir à isoler les caractéristiques d’une balle de tennis par lui-même. Certains algorithmes d’apprentissage automatique ont recours à l’apprentissage profond, une technique qui s’appuie sur les réseaux de neurones (Taulli, 2019). Un neurone est en quelque sorte une variable intermédiaire qui encapsule de l’information sur les liens mathématiques entre d’autres variables en vue d’affiner la qualité des prédictions (Goodfellow et al., 2018). Finalement, les algorithmes d’apprentissage automatique par renforcement visent à consolider un algorithme par le cumul de succès et d’échecs de prédiction. Des données non étiquetées au départ se voient attribuer des étiquettes de façon automatique (technique appelée *pseudo-labeling*), pour ensuite être traitées par des techniques d’apprentissage supervisé (Taulli, 2019).

Même s’ils ont été exclus de la thèse, il convient de nommer brièvement l’existence des systèmes basés sur des règles logiques et qui peuvent aussi être considérés comme des

manifestations de l'IA (souvent nommées GOFAI pour *Good-Old-Fashioned Artificial Intelligence*, voir UNESCO, 2021). Ces systèmes cherchent à reproduire des décisions humaines, mais en s'appuyant sur des règles préétablies. Ils s'appuient sur des arbres décisionnels qui peuvent être complexes, mais définis en amont par des êtres humains contrairement aux approches d'apprentissage automatique. Des exemples d'applications de ces systèmes à l'éducation peuvent être trouvés dès les années 1980. Par exemple, Lindberg et al. (1983) ont sollicité des experts en rhumatologie pour créer un outil de formation continue des médecins permettant de suggérer des diagnostics médicaux. L'outil permettait de prendre en compte 763 observations liées au patient, 374 hypothèses de diagnostic, et 25 diagnostics (Lindberg et al., 1983). Si les règles logiques sont simples à comprendre à l'unité, l'utilisation de systèmes informatiques pour les appliquer représente un avantage important par rapport à l'être humain étant donné la capacité à traiter rapidement et sans faille des cas complexes de règles cumulatives. Des langages informatiques comme Prolog visent directement à définir ces règles et à résoudre des problèmes logiques.

4.1.2. Données massives

L'apprentissage automatique repose presque inévitablement sur des données massives, ce pour quoi il importe de les définir. Les données massives répondent à trois critères : volume, variété et vitesse (Taulli, 2019). Les seuils ne sont pas consensuels, mais on parle au minimum de téraoctets selon Taulli (1 téraoctet = 1 024 gigaoctets). La variété réfère surtout au fait que les données massives sont, a priori, peu structurées. Elles peuvent provenir de sources différentes, n'avoir aucune signification intéressante sans traitement ou mise en commun. Finalement, la vitesse réfère à la vitesse à laquelle les données se multiplient. Les données massives sont de plus en plus communes, par exemple avec l'augmentation du nombre d'appareils connectés à Internet, phénomène nommé *Internet des objets* (Mohanty, 2015). D'autres parlent aussi de *Internet of people* pour décrire la phénomène de l'augmentation des données disponibles concernant des personnes, supporté par le recours au téléphone portable (Miranda et al., 2015), et depuis peu, de *Internet of*

everything qui forme un tout cohérent entre les personnes, les objets, les données et les processus (Miraz et al., 2015). Ces circonstances donnent lieu à une augmentation des besoins de stockage de données, la quantité de données totale dans le monde étant estimée à environ 35 zettaoctets, soit $1\ 024^5$ gigaoctets (Mohanty, 2015). En raison de leur taille et de la vitesse à laquelle elles sont générées, les données massives posent des défis importants de stockage et d'accès. Leur variété, quant à elle, pose des défis d'analyse et d'interprétation. C'est notamment à ce problème que les techniques d'apprentissage automatique permettent de s'attaquer.

Enfin, une dernière précision concerne la façon d'utiliser les données pour alimenter des systèmes basés sur l'apprentissage automatique. En présence de données destinées à être analysées par apprentissage automatique, massives ou non, il est fréquent de diviser les jeux de données entre données d'entraînement et de test. Les données d'entraînement servent à faire émerger un modèle, et les données de test servent à en valider la qualité prédictive. Il est commun de réserver 70% des données à l'entraînement et 30% au test (Taulli, 2019). Cette découpe est essentielle : les données d'entraînement doivent être suffisantes pour obtenir un modèle intéressant, mais elles ne doivent pas être trop nombreuses en proportion, car elles limiteraient l'adaptabilité du modèle à de nouveaux cas. Moseley et Mead (2008) résument bien le problème, dit d'*overfit* : « À l'inverse, [augmenter le ratio de donnée d'entraînement] pourrait produire une règle pour décrire chacun des étudiants, et ainsi décrire le jeu de données aussi parfaitement que possible avec les variables incluses » (p. 472, traduction libre).

4.1.3. L'IA selon les paradigmes éducatifs

Les technologies d'IA en éducation sont souvent critiquées parce qu'elles ont tendance à être centrées sur l'acquisition de connaissances dans une perspective purement comportementale plutôt que sur le développement de compétences complexes (p. ex. Berendt et al., 2020; Buckingham Shum et Luckin, 2019; Holmes et al., 2021; Knox, 2017). Elles adoptent une vision traditionnelle de l'enseignement et de l'apprentissage dans laquelle l'apprenant doit compléter une séquence de contenus préétablie et ordonnée,

laquelle est ensuite évaluée de façon traditionnelle par une vérification des connaissances (Berendt et al., 2020). Or, cette approche ne fait pas consensus dans le domaine des sciences de l'éducation (Holstein et Doroudi, 2021), car elle s'appuie sur le paradigme béhavioriste et est insuffisante pour expliquer les apprentissages complexes (Knox, 2017). Le béhaviorisme est une approche de psychologie comportementale selon laquelle les comportements s'expliquent par l'association stimulus-réponse, par conditionnement (Pavlov, 1903; Skinner, 1953). Même si elle est efficace pour expliquer des apprentissages simples, c'est une approche qui nie l'activité intellectuelle propre au sujet et son agentivité. Les outils basés sur l'IA, par exemple ceux collectant des données d'utilisation dans des plateformes numériques, assument qu'il y a une association entre les comportements et l'apprentissage. De façon critique, plusieurs auteur·rice·s décrivent l'emploi de pédagogies béhavioristes comme un retour en arrière (p. ex. Buckingham Shum et Luckin, 2019; Holmes et al., 2021; Knox, 2017; Lawson et al., 2016). Ce paradigme s'appuierait sur des postulats problématiques, par exemple qu'il est possible d'inférer la maîtrise d'une compétence à la suite de certaines séquences de bonnes réponses (Holstein et Doroudi, 2021; Romero, 2019).

Ouyang et Jiao (2021) proposent trois paradigmes pour décrire les approches basées sur l'IA : apprentissage dirigé par l'IA (*AI-directed*), apprentissage supporté par l'IA (*AI-supported*) et apprentissage amélioré par l'IA (*AI-empowered*), où l'apprenant dirige le processus. Ils associent ensuite ces trois paradigmes à des paradigmes éducatifs. Le paradigme *AI-Directed* s'appuie sur le béhaviorisme et mise sur un séquençage des contenus et une rétroaction directe et précise, ce qui correspond à la logique de stimuli et réponses précédemment décrite. Ouyang et Jiao (2021) associent le deuxième paradigme, *AI-Supported*, à la fois au paradigme cognitiviste et au paradigme socioconstructiviste. Il consiste à utiliser les traces pour personnaliser l'expérience d'apprentissage et permettre à l'apprenant·e de faire des choix, lesquels sont utilisés pour améliorer sa modélisation. Les usages se situant dans ce paradigme visent une personnalisation de l'expérience d'apprentissage, car ils reconnaissent que l'apprentissage est un processus individuel et

socialement situé (Ouyang et Jiao, 2021). Finalement, dans le troisième paradigme, *AI-Empowered*, l'IA est un outil parmi d'autres dans une situation d'apprentissage, et les interactions sont multiples entre enseignant · e, élève et outils informatiques.

4.2. L'adoption des technologies

Cette section¹¹ vise à donner une définition de l'adoption des technologies, puis à décrire les deux principaux modèles qui serviront à construire le cadre conceptuel, soit le *Technology acceptance model* (TAM) et le *Unified theory of adoption and use of technology* (UTAUT).

Selon Rogers (1983, p. 21), l'adoption d'une technologie est la décision d'en faire une utilisation entière en la considérant comme la meilleure option dans un contexte donné. Les modèles d'adoption des technologies servent à expliquer ce qui motive une personne à prendre cette décision ou, au contraire à opter pour le rejet. Un des premiers modèles s'intéressant à l'adoption des technologies est le modèle de diffusion des innovations de Rogers (1983), principalement pour permettre de départager les utilisateur · rice · s d'une technologie selon le moment où ils l'adoptent. Cette relation suit une courbe gaussienne répartissant les personnes en cinq catégories, allant des innovateur · rice · s, qui cherchent activement de nouvelles technologies, aux retardataires, qui tendent à être suspicieux par rapport à toute innovation ou élément de changements (Rogers, 1983). L'adoption peut après un certain temps conduire à l'abandon d'une technologie si une nouvelle innovation la rend caduque ou si la satisfaction n'y est plus (Rogers, 1983).

Plusieurs modèles se sont intéressés à approfondir la compréhension de l'adoption des technologies, les plus utilisés aujourd'hui étant les modèles TAM et UTAUT. Ces modèles tirent leurs racines dans d'autres modèles comme le *Concerns-based adoption model* (Hall et Hord, 1987) qui stipule que les enjeux de l'adoption évoluent selon le stade d'utilisation

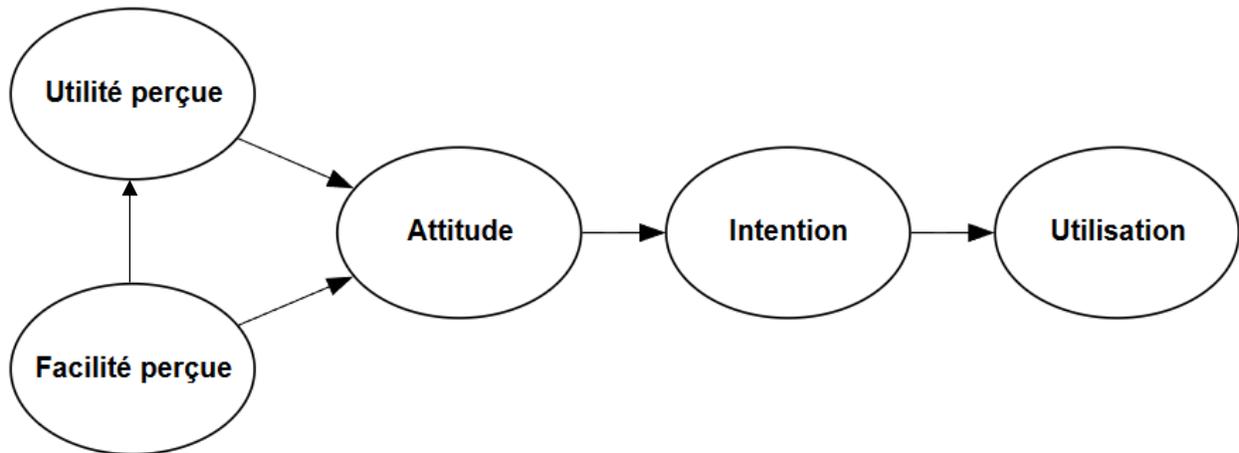
¹¹ Un effort a été fait pour limiter les redites au maximum, mais certaines phrases ont été reprises dans le cadre conceptuel de l'article 3.

d'une technologie auquel se situe une personne (Fievez, 2016), et la théorie de l'action raisonnée, selon laquelle l'individu a des objectifs à atteindre, et qu'il s'engagera dans des actions seulement si elles contribuent à atteindre ses objectifs (Fishbein et Ajzen, 1975).

4.2.1. Le modèle TAM

Le *Technology acceptance model* (TAM) de Davis (1985) applique la théorie du comportement planifié à l'adoption des technologies. L'étude originale de Davis proposait quatre facteurs mesurés à l'aide d'un questionnaire : l'utilité perçue, la facilité d'utilisation perçue, l'attitude et l'intention d'utilisation. Par exemple, un des items du modèle TAM pour mesurer l'utilité perçue est « Utiliser [nom de l'outil] dans mon travail me permettrait d'accomplir mes tâches plus rapidement » (Davis, 1989, p. 340). Les résultats obtenus par Davis, et confirmés dans de nombreuses études par la suite, montrent notamment que la facilité d'utilisation perçue (FUP) influence directement l'utilité perçue (UP). Sakarji et al. (2019) soulignent la forte répliquabilité de l'étude de Davis : « La validité de l'instrument conçu par Davis est confirmée à travers plusieurs recherches et celui-ci a été utilisé avec différentes populations et différents logiciels » (p. 19, traduction libre). Le résultat le plus récurrent est que l'UP et la FUP ont un impact direct sur l'attitude vis-à-vis une technologie. Une technologie très utile, mais qui semble compliquée à utiliser, risque de ne pas être adoptée en dépit de la plus-value à laquelle elle pourrait donner accès. Le modèle TAM a deux avantages majeurs : sa validité et sa simplicité. Cependant, le modèle a aussi des limites. Islam (2016) souligne que TAM ne fait aucune place à la compétence d'une personne à l'ordinateur (*computer self-efficacy*), qui pourtant pourrait expliquer la FUP. Cette limite tend à être confirmée par le fait que plusieurs études que nous avons relevées intègrent la compétence à l'ordinateur comme construit inédit (anif et al., 2018; Islam, 2016; Queiri et Madbouly, 2018). Une illustration du modèle est présentée dans la figure 11.

Figure 11. Le modèle TAM



Une première mise à jour du modèle TAM, le TAM 2, a été publiée par Venkatesh et Davis (2000). Cette version conserve les mêmes relations que le TAM (la FUP et l'UP comme principaux prédicteurs de l'intention, elle-même prédictrice de l'usage réel) et ajoute de nouveaux facteurs pour prédire l'UP : la norme subjective (nous y revenons ci-bas), l'image que l'on souhaite projeter dans un groupe, la pertinence en lien avec la tâche, la qualité du résultat observé, la possibilité de démontrer le résultat. La principale différence avec le modèle TAM est l'intégration de la dimension sociale de l'adoption des technologies : plus qu'une affaire d'utilité et de perception individuelle d'une technologie, l'adoption est aussi régie par des processus sociaux qui sont reflétés dans des facteurs comme l'image et la norme subjective. Pour définir la norme subjective, Venkatesh et Davis (2000) s'appuient sur Fishben et Ajzen (1975) et la théorie de l'action raisonnée. Elle stipule que la désirabilité sociale d'un comportement peut faire en sorte que les personnes l'adoptent même si, personnellement, elles n'y adhèrent pas. Ainsi, une technologie très populaire pourrait être adoptée par des gens si son utilisation est perçue positivement par un groupe de référence. Dans l'étude de Venkatesh et Davis (2000), le modèle a été validé à partir de quatre études longitudinales, deux réalisées dans un contexte où l'utilisation de la technologie était obligatoire et deux où elle ne l'était pas (le caractère volontaire est un facteur modérateur dans le modèle). Toutes les études présentaient trois temps de mesure (après une formation initiale, après un mois et après

trois mois), auxquels s'ajoutait un quatrième temps de mesure (après 5 mois) pour mesurer une dernière fois l'utilisation réelle (afin de voir si elle se poursuivait). Le modèle TAM 2 a été utilisé à quelques reprises en enseignement supérieur, par exemple pour mesurer l'adoption de la formation à distance dans le contexte de la pandémie (Viridi et Mer, 2023) ou bien l'adoption des environnements numériques d'apprentissage (ENA) par les enseignants et enseignantes (Khoa et al., 2020). Dans cette dernière étude, le recours à TAM 2 permet d'évaluer des aspects de l'adoption des ENA par les enseignants qui ne relèvent pas directement de la technologie. Par exemple, un des effets observés est que l'image personnelle recherchée par l'enseignant ou l'enseignante a un effet positif significatif sur la perception d'utilité. Ainsi, plus l'adoption d'une technologie semble pouvoir contribuer à projeter une image positive, plus la personne en perçoit une grande utilité (Khoa et al., 2020).

Le modèle TAM 3 (Venkatesh et Bala, 2008) est une autre mise à jour qui s'appuie sur TAM 2. Les facteurs et la structure de TAM demeurent (perception de la technologie), de même que les ajouts de TAM 2 pour tenir compte des aspects sociaux comme la pression des pairs ou l'image à projeter. De nouveaux ajouts visent à expliquer la perception de facilité d'utilisation, par exemple la compétence à l'ordinateur, l'anxiété vis-à-vis de l'ordinateur, la perception de plaisir à utiliser l'ordinateur en général (*computer playfulness*). Une mesure dite de *objective usability* est aussi intégrée au modèle ; elle consiste en un indice de comparaison du temps requis pour faire une tâche entre la personne et un expert. L'intérêt principal de TAM 3 par rapport aux versions précédentes est qu'il intègre des éléments de caractéristiques individuelles liées aux personnes et non seulement à leur perception d'une technologie. Ces caractéristiques permettent d'expliquer la perception de facilité d'utilisation (R^2 entre 0,52 et 0,67), montrant que celle-ci n'est pas aléatoire et qu'elle est influencée par les compétences technologiques d'une personne. Cet aspect est important et nous amène à considérer qu'il serait pertinent de tenir compte du niveau de littératie de l'IA des personnes pour étudier son adoption. Le modèle TAM 3 a été utilisé à quelques reprises en enseignement supérieur, par exemple par Barabadi et

al. (2022) pour mesurer l'adoption et l'utilisation des médias sociaux, et le lien entre l'utilisation et les performances académiques. Parmi les relations significatives, l'anxiété vis-à-vis de l'ordinateur est associée négativement avec la facilité d'utilisation perçue. Cela signifie qu'une plus grande anxiété est associée à une plus faible perception de facilité d'utilisation.

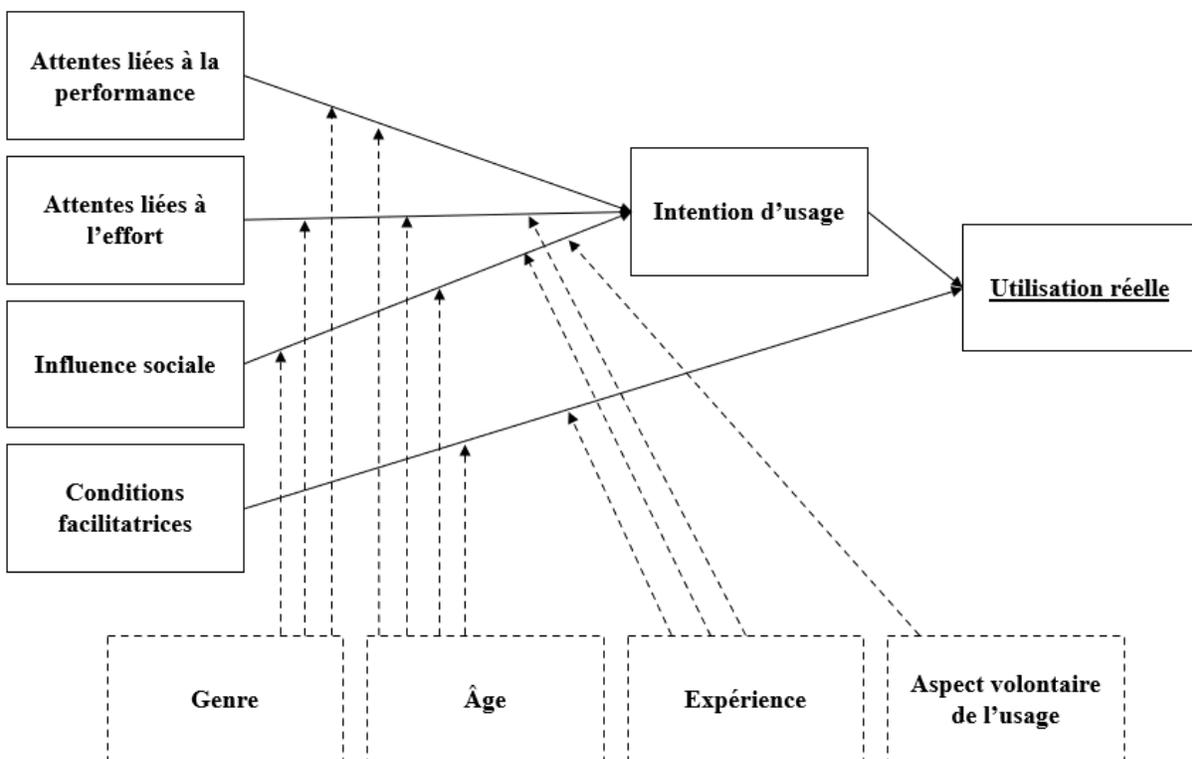
4.2.2. Le modèle UTAUT

Le modèle UTAUT a été introduit par Venkatesh et ses collaborateurs en 2003 et signifie *Unified Theory of Adoption and Use of Technology*. 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), la théorie sociocognitive de Bandura (1986) et la théorie du comportement planifié (Ajzen, 1991). Tout comme TAM, UTAUT cherche à expliquer l'intention d'utiliser ou non une technologie.

Dans un premier temps, Venkatesh et al. (2003) ont identifié les variables de chacun des modèles. Par exemple, pour la théorie de l'action raisonnée, les deux variables sont l'attitude envers le comportement (d'utilisation de la technologie) et la norme subjective. La théorie du comportement planifié sert à ajouter la variable de perception de contrôle. Pour le modèle motivationnel, les variables sont les motivations extrinsèques et intrinsèques. Le modèle d'utilisation du PC intègre quant à lui des variables en lien avec la nature de l'outil comme l'adéquation avec la tâche à effectuer (*job-fit*), la complexité, et des variables comme les conditions facilitantes, les facteurs sociaux, les conséquences de l'utilisation à long terme. Ensuite, Venkatesh et al. (2003) proposent un modèle avec quatre facteurs explicatifs de l'intention d'utiliser : l'effort perçue pour l'utilisation, 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.

UTAUT met en lumière plusieurs relations entre les différentes variables dont il est composé, parfois avec des variables modératrices. Par exemple, la performance attendue prédit bien l'intention d'utiliser, mais de façon plus importante pour les hommes et les jeunes. L'effort perçu prédit aussi bien l'intention, mais cette fois l'effet est plus prononcé pour les femmes, pour les personnes plus âgées, et pour les personnes ayant peu d'expérience. Les conditions facilitantes ont un effet sur l'utilisation de la technologie, accentué chez les personnes plus âgées. Selon Venkatesh et al. (2003), les futures études sur l'adoption devraient se concentrer sur les éléments que l'on ne connaît pas de l'adoption (p. ex. découvrir ce qui explique l'effort perçu). Une illustration du modèle UTAUT est présentée dans la figure 12.

Figure 12. Le modèle UTAUT



4.2.3. Études sur l'adoption de l'IA par les enseignants et enseignantes

La littérature spécifique sur l'adoption de l'IA par le personnel enseignant en est encore à ses balbutiements. Une recherche dans le Web of science a permis d'identifier cinq études

pertinentes sur le sujet¹². Le tableau 5 présente les études repérées qui concernent directement l'adoption par les enseignants · e · s.

Tableau 5. Études portant sur l'adoption de l'IA par des enseignants et enseignantes

Référence	Description de l'étude	Modèles	Principaux facteurs
Choi et al. (2022)	Les auteurs vérifient auprès de 215 enseignant · e · s l'effet des croyances pédagogiques (constructivistes ou transmissives) sur l'utilité perçue, la facilité d'utilisation perçue et la confiance perçue à l'aide d'un modèle d'équations structurelles. Il ressort que les croyances de nature constructivistes ont un effet positif significatif sur ces trois facteurs. Les croyances transmissives n'ont pas d'effet significatif.	TAM	Croyances pédagogiques de nature constructivistes Croyances pédagogiques de nature transmissives Utilité perçue Facilité d'utilisation perçue Confiance perçue
Cojean et Martin (2022)	Étude réalisée auprès de 406 futurs enseignant · e · s au primaire ou au secondaire dans laquelle étaient mesurés différents facteurs d'adoption pour une série de tâches éducatives pour lesquelles l'IA pourrait être utilisée (ex. niveau d'utilité perçue). Les principaux résultats sont que les enseignant · e · s du primaire perçoivent une plus grande performance aux usages de l'IA que ceux du secondaire.	UTAUT	Performance attendue Conditions facilitantes Influence sociale Effort perçu Intention d'utiliser Aisance avec les technologies
Du et Gao (2022)	Les auteurs appliquent une méthode d'analyse hiérarchique multicritères pour déterminer le poids de chaque facteur dans la décision d'enseignant · e · s d'anglais ($n = 17$) d'utiliser des outils basés sur l'IA. Les résultats de la hiérarchisation des facteurs montrent clairement que l'utilité perçue l'emporte sur le reste dans la décision d'adopter. Les autres facteurs apparaissent dans l'ordre suivant : plaisir, technicalité et effort.	Value-based adoption model (VAM)	Utilité Plaisir Complexité et flexibilité perçues Effort
Chatterjee et Bhattacharjee (2020)	Application du modèle UTAUT en contexte d'enseignement supérieur auprès d'enseignant · e · s ($n = 80$), d'étudiants ($n = 205$) et de personnel administratif ($n = 44$). Parmi les résultats (non différencié entre les	UTAUT avec ajouts	Risque perçu Effort perçu Performance attendue Conditions facilitantes Attitude

¹² Les termes recherchés étaient « artificial intelligence », « adoption » et « teachers » dans les résumés des articles. La recherche a été revalidée le 25 juillet 2022. Elle a donné 61 résultats dont cinq ont été retenus pour leur pertinence par balayage manuel.

enseignant · e · s, étudiant · e · s et personnel administratif), il ressort par exemple que le risque perçu influence négativement l'attitude, les conditions facilitantes influencent l'intention d'utiliser et l'effort requis influence l'attitude.

Priya Gupta et Bhaskar (2020)	Méthode d'analyse hiérarchique multicritères pour classer les facteurs d'adoption de l'IA par des enseignant · e · s de l'enseignement supérieur ($n = 32$). Deux analyses : une pour les facteurs inhibiteurs (barrières) et une pour les facteurs motivationnels. En ordre d'importance, les facteurs inhibiteurs sont : les barrières institutionnelles, les barrières technologiques et les barrières personnelles, et les facteurs motivationnels sont la reconnaissance, les bénéfices éducatifs et les bénéfices personnels.	Aucun modèle précis, agrégation de plusieurs sources pour construire un modèle	Barrières institutionnelles Barrières technologiques Barrières personnelles Reconnaissance Bénéfices éducatifs Motivations personnelles
Sánchez-Prieto et al. (2020)	Ce papier ne propose qu'une méthode et ne rapporte pas de résultats. Il s'intéresse à l'adoption de l'IA en contexte éducatif par les enseignant · e · s et classe les usages en trois types : modéliser le comportement en contexte d'enseignement-apprentissage, outils didactiques et outils d'évaluation.	TAM avec ajouts	Utilité perçue Facilité d'utilisation perçue Intention d'utiliser Confiance Avantage relatif Anxiété Norme subjective

À l'exception de l'étude de Sánchez-Prieto et al. (2020), les études présentées dans le tableau 5 ont pour limite de s'intéresser de manière générale à l'adoption de l'IA sans faire de distinction entre les différents usages qui peuvent s'inscrire dans ce domaine au moment de mesurer l'utilité perçue ou l'effort perçu. L'étude de Cojean et Martin (2022) collectait toutefois une mesure supplémentaire concernant l'acceptabilité de différents types d'usages (création de matériel de cours, génération d'exercices, aide dans l'apprentissage d'une langue, aide pour lire et écrire, proposer des exercices adaptés, corriger en temps réel et aide au diagnostic des difficultés). Les résultats qu'ils ont obtenus montrent que l'acceptabilité, mesurée sur une échelle de 0 à 10, varie selon les usages. Par exemple, pour les enseignant · e · s du primaire, l'usage le moins accepté étant la correction en temps réel ($\bar{x} = 4,86$) et le plus accepté étant la génération d'exercices de français ou de mathématiques ($\bar{x} = 6,54$). Ils ont observé aussi des différences significatives entre les enseignant · e · s du primaire et du secondaire. Malgré la pertinence de cette étude,

considérant la variété des usages de l'IA en éducation, il semble pertinent d'étudier de manière différenciée, selon les usages, l'effort perçu et la performance attendue de la part des enseignants. L'effort requis pour utiliser une technologie peut être différent selon qu'il s'agisse de corriger une évaluation sommative à la place de l'enseignant ou de suggérer des illustrations pour un diaporama. De même, les appréhensions d'une technologie peuvent être différentes si celle-ci tend à prendre la place de l'enseignant versus si elle le supporte de manière transparente.

4.3. Littératie de l'IA

Dans cette section, les concepts de littératie sont présentés (littératie, littératie numérique, littératie multimodale, littératies multiples et translittératie) afin d'y inscrire celui de littératie de l'IA. Nous concluons à deux façons de conceptualiser la littératie de l'IA, selon les besoins : spécifique à un domaine de connaissances, comme cela a été fait dans la thèse, ou transformatrice des autres littératies sous le prisme de la translittératie et en proposant l'idée de nébuleuse des littératies. Cette dernière perspective sera développée dans la section 4.3.2.

4.3.1. Les concepts liés à la littératie

Littératie

Le concept de littératie réfère à « la capacité de comprendre, d'évaluer, d'utiliser et de s'engager dans des textes écrits pour participer à la société, pour accomplir ses objectifs et pour développer ses connaissances et son potentiel » (OCDE, 2013, p. 66). Elle est parfois réduite à sa dimension fonctionnelle et désigne la capacité à lire et écrire les éléments qui composent le quotidien (des panneaux de signalisation, journaux, relevés bancaires, etc.), mais son utilisation en éducation englobe le plus souvent des dimensions interprétatives liées à la sémiotique (Lancy, 1994). Selon Grossmann (1999), c'est en raison du caractère trop général du concept que sont apparues des littératies multiples appliquées à des domaines comme la littératie numérique ou la littératie des médias. Ces littératies multiples sont aussi le reflet, selon lui, des exigences toujours croissantes du monde

contemporain vis-à-vis de la littératie. Le « seuil minimal » (p. 141) pour être fonctionnel serait ainsi continuellement rehaussé.

Littératie numérique

Gilster (1997) a défini la littératie numérique comme la capacité à comprendre et utiliser de l'information dans plusieurs formats et de plusieurs provenances via un ordinateur (p. 1). D'autres définitions comme celle de l'UNESCO (2018) vont plus loin et renvoient à la capacité d'utiliser des technologies numériques pour toute la chaîne de consommation et production d'information (accès, gestion, compréhension, intégration, évaluation, création).

Littératie multimodale

La littératie multimodale est un concept apparu au début du XXI^e siècle pour mieux conceptualiser les interactions entre les modes de communication de plus en plus complexes (Lebrun et al., 2012). Ce concept permet d'aborder la littératie au-delà de la capacité à lire et écrire, une partie des messages étant désormais encodée dans des objets multimédias reliés entre eux et composés principalement d'écrits, de sons ou de musique, d'images (Kress et Van Leeuwen, 2001). Contrairement à la translittératie, la littératie multimodale n'englobe la dimension historique des modes de communication et s'arrête à la production, la réception et l'interprétation de messages multimodaux (Thomas, 2007). Selon Kress et Van Leeuwen (2001), les différents modes d'un message multimodal doivent se renforcer les uns les autres, ainsi l'image qui accompagne un texte doit-elle être cohérente par exemple.

Littératies multiples

Le concept de littératies multiples est apparu un peu avant celui de littératie multimodale pour désigner la multiplications des contextes et domaines dans lesquels s'exerce la littératie (Cervetti et al., 2006), surtout depuis l'apparition des TIC et encore plus d'Internet. Depuis une vingtaine d'années, on voit apparaître des littératies de plus en plus spécialisées comme la littératie de l'environnement (Scholz et Binder, 2011), de la santé

(Ishikawa et Kiuchi, 2010), de la politique (Cassel et Lo, 2007). Chacune est alimentée par des finalités spécifiques à un domaine de connaissances, par exemple la littératie politique vise à accroître la participation civique et démocratique et s'approche de l'éducation à la citoyenneté (Cassel et Lo, 2007).

Translittératie

Le concept de translittératie (Thomas et al., 2007) est un cadre visant à relier entre elles toutes les littératies en incluant les différents motifs et modes de communication. C'est un outil théorique qui permet de décoder l'amalgame de littératies issues de temporalités différentes qui pourtant se côtoient aujourd'hui, certaines vieilles de plusieurs milliers d'années (l'alphabet, la peinture), d'autres plus récentes (p. ex. les réseaux sociaux). En admettant un entrelacement confus entre ces formes de littératie (Thomas et al., 2007), la translittératie permet d'étudier l'apport des unes et des autres à des contextes précis (p. ex. l'écriture dans un blog, héritière du journal intime). Elle permet aussi d'interpréter des situations qui n'auraient pas de sens pour un observateur extérieur (Thomas et al., 2007), par exemple l'enchevêtrement quotidien entre, par exemple, la publication de contenus sur les médias sociaux, l'écoute d'un bulletin de nouvelles, la lecture d'un roman imprimé ou en format numérique, la visite d'un musée.

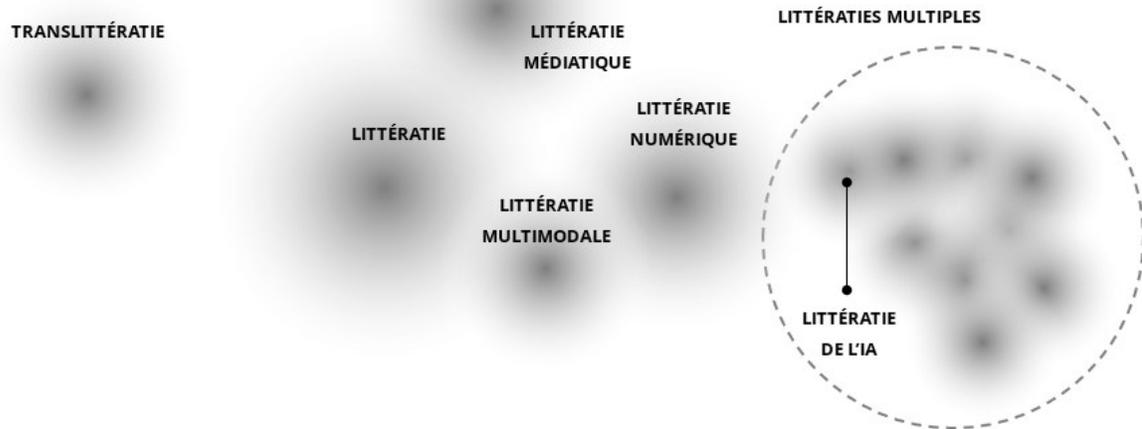
Si l'on résume, la littératie serait d'abord la capacité à lire et écrire. La littératie numérique est cette capacité doublée d'une interaction avec des technologies numériques. La littératie des médias insiste sur l'aspect critique quant au contexte et aux motifs de production de l'information (Thomas et al., 2007). Les littératies multiples sont spécifiques à un domaine de connaissances et réfèrent à la capacité de comprendre et produire des informations liées à un sujet donné (littératie de l'environnement, littératie de la santé, littératie de la politique). La translittératie non seulement accepte mais formalise cet enchevêtrement des différentes littératies qui se manifeste dans des moyens de communication diversifiés, certains anciens d'autres contemporains, certains numériques d'autres non. La littératie multimodale, elle, réfère à la production et compréhension d'un message composite qui

emprunte à l'écrit, à l'image, à l'audio, bref, un message complexe rendu possible par les technologies qui le supportent (dont le numérique).

4.3.2. La nébuleuse des littératies

Étant donné la proximité sémantique des différents concepts, les enchevêtrements, juxtapositions, nous proposons de les envisager comme composantes d'une nébuleuse des littératies en empruntant au concept astronomique de « nébuleuse » qui désigne un « nuage de gaz et de poussières interstellaire » et au sens figuré un « ensemble de choses dont les relations sont imprécises et confuses » (Larousse, s. d.) Selon les objets de recherche, les besoins ou le contexte, on s'inscrira dans un champ plutôt qu'un autre, parfois entre deux, et parfois dans l'ensemble de la nébuleuse des littératies sans distinction aucune. Parmi cette nébuleuse, certaines littératies sont plus fréquemment mobilisées que d'autres dont la littératie médiatique et la littératie numérique. La littératie multimodale se distingue plus clairement aussi étant donné qu'elle est combinatoire par nature. Finalement, la translittératie se démarque aussi des autres concepts étant donné sa nature abstraite : en tant que concept intégrateur qui aborde aussi la dimension historique des littératies et de la sémiotique, elle pourrait tout autant désigner l'ensemble de la nébuleuse ou les liens qui unissent chacune des littératies. Selon le point de vue de l'observateur, différents concepts peuvent apparaître parfois parfaitement alignés, parfois complètement distincts. La figure 13 résume cette nébuleuse, sachant que d'autres littératies pourraient s'y greffer.

Figure 13. La nébuleuse des littératies



Quelle place reste-t-il alors à la littératie de l'IA ? Doit-on la reléguer au rang des littératies multiples, et la considérer comme une nouvelle parmi plusieurs, ou plutôt l'inscrire comme un concept plus large qui englobe ou transforme d'autres littératies ? Les deux approches nous semblent valables, car elles répondent à des besoins actuels. L'instrument de mesure que nous avons développé dans le cadre de l'article 2 (chapitre 6) envisage la littératie de l'IA comme une littératie spécifique, liée à un domaine de connaissances. Dans le futur, vue la croissance de l'IA dans tous les domaines et dans le quotidien des personnes, il semble utile d'envisager aussi une conceptualisation de la littératie de l'IA qui s'intègre à la nébuleuse des littératies en tant que contexte plutôt qu'objet spécifique, il pourrait alors être question de littératie *à l'ère de l'IA*. Cette conceptualisation sera discutée davantage à la section 9.6.2 (p. 234).

4.4. Décisions issues du cadre conceptuel

Sur la base de la définition retenue de l'IA et de l'état des lieux quant à la littératie de l'IA et à son adoption par les enseignants, cette section présente les décisions qui ont été prises pour répondre aux objectifs de la thèse.

4.4.1. Caractéristiques de l'instrument de mesure de la littératie de l'IA

Les questionnaires de littératie de l'IA existants ne sont pas parfaitement adaptés au contexte des enseignant · e · s du postsecondaire. Le questionnaire de Chai et al. (2020) est composé d'items pertinents, mais ces items ciblent seulement des connaissances et non des comportements (composante essentielle de la littératie telle que définie précédemment). Le questionnaire de Kim et Lee (2022) est par moments trop spécifique et trop technique, et s'adresse davantage à des gens qui cherchent à se spécialiser en IA (p. ex. la conduite de projets en IA). Celui de Zhao et al. (2022) cible les enseignant · e · s du secondaire, mais ne comprend pas d'items en lien avec des connaissances sur le fonctionnement de l'IA. Finalement, l'échelle de Wang et al. (2022) s'adresse à la population générale et ne comporte pas d'items de connaissances en lien avec le fonctionnement de l'IA, ni d'items en lien avec les usages pédagogiques de l'IA.

Pour répondre à ces limites, le questionnaire qui a été élaboré dans le cadre de la thèse (article 2) devait permettre de mesurer le niveau de connaissance de certains concepts d'IA (Ng et al., 2021), tout en faisant place à des éléments fonctionnels (Gerbault, 2012), c'est-à-dire à la capacité d'utiliser des systèmes d'IA ou de réaliser des actions avec l'IA. Pour répondre à la spécificité de la population (les enseignant · e · s) et offrir une mesure plus précise qu'un instrument destiné à la population générale comme celui de Wang et al. (2022), il devait comprendre des items en lien avec l'enseignement et l'apprentissage comme ceux qui figurent dans le questionnaire de Zhao et al. (2022). Comme cela est fréquent pour les mesures de littératie, l'instrument a été constitué de mesures autorapportées et non de la réalisation de tâches. Considérant les enjeux éthiques discutés dans la problématique, une mesure du niveau de sensibilisation à ceux-ci a été intégrée au questionnaire de littératie basée sur Wang et al. (2022).

4.4.2. Modèle retenu pour étudier l'adoption

Le modèle retenu pour étudier l'adoption s'appuie sur les facteurs de TAM et UTAUT les plus pertinents en lien avec les objectifs de recherche. Il est important de préciser que la plupart des décisions ont été prises avant la sortie de ChatGPT au moment où plusieurs

usages de l'IA en enseignement supérieur étaient hypothétiques. À cet égard, plusieurs des variables de TAM et UTAUT ont été jugées moins pertinentes, par exemple la pression sociale pour l'adoption d'un outil (qui peut plus ou moins être ressentie pour un outil hypothétique).

4.4.2.1. Variables retenues

Dans le contexte de cette thèse, nous avons étudié deux variables du modèle UTAUT (la performance attendue et l'effort perçu), une variable du modèle TAM (l'attitude) et une variable de l'étude originale UTAUT qui avait été rejetée dans la version finale, l'anxiété. Pour l'effort perçu, nous avons plutôt opté pour le libellé de *facilité d'utilisation perçue* (de TAM) pour que l'échelle varie dans le même sens que celle des autres construits.

Le facteur de performance attendue permet de mesurer, par type d'usages, jusqu'à quel point les enseignants ont le sentiment que l'IA peut bien les aider dans leur travail. Les items de ce facteur touchent au gain de productivité, à la reconnaissance des supérieurs et à l'utilité. En s'appuyant sur la révision du triangle didactique proposée dans l'article 1, ce facteur permettrait d'éclairer la relation IA-enseignants du point de vue des enseignants et aidera à comprendre s'ils envisagent un rapport d'assistance (l'IA qui les assiste).

Le facteur de facilité d'utilisation vise à évaluer jusqu'à quel point les enseignants ont le sentiment que l'IA sera facile à utiliser. Les items s'intéressent à l'apprentissage d'outils d'IA, à la facilité de développer un sentiment de compétence vis-à-vis de ceux-ci, et au niveau de compréhension de leur rôle (comprennent-ils clairement quel serait leur rôle dans l'utilisation de l'IA ?).

Le facteur d'attitude a été retenu dans notre modèle. Présent dans TAM (Davis, 1989), il avait été exclu du modèle UTAUT. Selon Venkatesh et al. (2003), l'attitude n'est un bon prédicteur de l'intention qu'en l'absence des prédicteurs de facilité d'utilisation et de performance attendue, car des considérations affectives interviennent dans la perception de la facilité d'utilisation (il est donc inutile de mesurer en plus l'attitude, car elle est déjà

présente dans la facilité d'utilisation). Cependant, considérant les enjeux éthiques de l'IA en enseignement supérieur, il nous a semblé intéressant de réintégrer ce facteur dans l'éventualité où nous obtiendrions des résultats discordants par rapport à l'explication de l'intention par la facilité d'utilisation et la performance perçues. Reprenant un exemple précédent, serait-il possible qu'une personne trouve une technologie d'IA très facile à utiliser pour corriger des évaluations à sa place, mais qu'elle présente toutefois une attitude très défavorable, connaissant les enjeux éthiques (imputabilité, données personnelles, etc.) et les erreurs de notation possibles ? La réintégration de l'attitude a permis de le vérifier. De plus, l'attitude est un prédicteur important de l'intention d'utilisation dans le modèle TAM (Davis, 1985) et le modèle meta-UTAUT de Dwivedi et al. (2020) propose de la réintégrer. Les items de ce facteur touchent au plaisir à utiliser des outils d'IA, à planifier des activités pédagogiques en utilisant l'IA, ou bien carrément au fait de savoir si cela est une bonne idée ou non d'utiliser l'IA.

Le facteur d'anxiété a aussi été retenu pour mesurer le niveau de préoccupation des enseignants par rapport aux différents usages de l'IA. À l'origine, Venkatesh et al. (2003) ont évacué l'anxiété et l'efficacité personnelle comme déterminant de l'intention étant donné que cela n'apportait pas davantage d'explication par rapport à la facilité d'utilisation (tout comme l'attitude). Sur la base du besoin de clarifier les interactions enseignant · e – IA discuté dans le premier article, le facteur d'anxiété a été réintégré dans le modèle. En effet, comme les systèmes d'IA ont tendance à empiéter de plus en plus sur les décisions pédagogiques autrefois prises par l'enseignant · e, il apparaît intéressant de mesurer le niveau d'anxiété des enseignant · e · s par rapport à différents types d'usages. Il semble prudent de ne pas considérer que l'anxiété est encapsulée dans la facilité d'utilisation et la performance perçus lorsqu'il est question d'outils d'IA en raison des enjeux éthiques particuliers qui s'appliquent, discutés dans la section précédente (p. ex. l'imputabilité pour la correction d'évaluation complexe, la confiance envers un système de prédiction de la réussite, la diminution de l'agentivité si l'enseignant · e laisse une IA fournir de la rétroaction à ses étudiant · e · s).

L'intention d'utilisation, elle, a été mesurée avec un seul énoncé qui a été traité comme une variable ordinale : « Si on me proposait, j'utiliserais un outil d'intelligence artificielle pour [...] ». L'âge, le genre et le nombre d'années d'expérience ont aussi été collectés, car elles sont des variables modératrices de plusieurs relations du modèle UTAUT comme nous l'avons évoqué précédemment.

4.4.2.2. Variables exclues

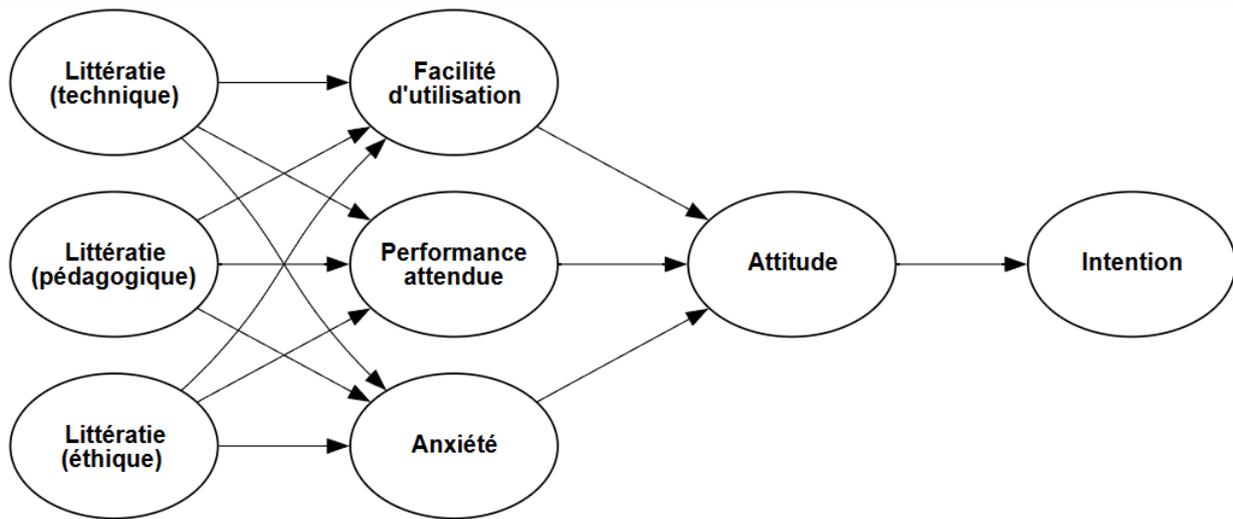
À l'exception de l'utilisation réelle, toutes les variables du modèle TAM ont été retenues (performance perçue, facilité d'utilisation, attitude et intention). L'utilisation réelle ne pouvait pas être mesurée considérant qu'au moment d'établir le devis, peu d'outils d'IA étaient adoptables réellement. Encore en 2024, plusieurs types d'outils d'IA demeurent difficiles à adopter car ils ne sont pas encore déployés largement (p. ex. les tableaux de bord pour la réussite). Dans le modèle UTAUT, deux facteurs ont été exclus : l'influence sociale et les conditions facilitatrices. Tous les deux sont apparus moins pertinents dans le contexte où c'est l'adoption de types d'usages qui est mesurée pour des outils qui n'existent pas encore nécessairement (p. ex. pour faire l'évaluation des apprentissages à la place des enseignants). Le caractère volontaire de l'utilisation (variable modératrice dans UTAUT) ne s'applique pas non plus à des outils hypothétiques.

4.4.2.3. Facteurs de littératie de l'IA

Les trois facteurs de littératie de l'IA (article 2) ont été intégrés au modèle (littératie technique, pédagogique et éthique de l'IA). De manière exploratoire, ils ont été placés comme prédicteurs de la facilité d'utilisation, de la performance attendue et de l'anxiété.

Le modèle de recherche retenu est présenté dans la figure 14.

Figure 14. Le modèle retenu pour l'étude de l'adoption



5. Méthode générale

Ce chapitre présente la méthode qui a été employée pour répondre aux trois objectifs de recherche présentés à la section 3.5.

5.1. Posture épistémologique

Selon Foli et Dulaurans (2013), l'adoption d'une posture épistémologique et d'une méthode cohérente est fondamentale pour toute thèse doctorale. La thèse étant propice à un l'éparpillement, l'adoption d'une posture clairement définie permet de faire des choix ou d'abandonner des idées prometteuses tout en s'assurant de maintenir un haut niveau de scientificité pour l'ensemble du travail (Foli et Dulaurans, 2013). Fourez (2004) définit l'épistémologie disant qu'elle est « la discipline qui étudie la façon dont on connaît » (p. 9). De nature philosophique et non empirique, un choix épistémologique implique d'abord un positionnement ontologique de la part du chercheur, c'est-à-dire une assomption initiale sur la nature du réel.

Cette thèse s'inscrit dans une posture épistémologique pragmatique notamment car elle trouve sa pertinence dans la « nécessité d'agir » (Morandi, 2004, par. 2) face à la croissance des usages de l'IA. Nous nous situons aussi dans le pragmatisme de Dewey (1997) en envisageant l'adoption de l'IA en enseignement supérieur comme un phénomène analogue à l'adoption des technologies éducatives du XXe siècle dont nous avons discuté dans l'introduction. Ainsi, les choix méthodologiques n'ont pas été dictés par une doctrine épistémologique, mais bien par chacun des objectifs pour y répondre de la manière la plus utile et cohérente possible.

Adopter une posture pragmatique revient aussi à accepter un certain « pluralisme épistémologique » (Bourdages-Perreault, 2017, p. 93), c'est-à-dire différentes façons d'étudier et connaître des objets de recherche. Le pluralisme épistémologique est fréquent dans le domaine des technologies éducatives étant donné qu'il fait appel à des disciplines qui s'inscrivent dans des traditions épistémologiques différentes, les TIC et l'éducation (Turkle et Papert, 1990). La posture est aussi pragmatique dans la façon d'envisager le

rôle des enseignants vis-à-vis de l'IA en associant étroitement la théorie éducative et l'action des enseignants (Morandi, 2004), par exemple en les posant comme premiers responsables des usages.

5.2. Résumé de la méthode

Le tableau 6 présente un résumé de la méthode employée pour répondre à chacun des trois objectifs avec l'échantillon, les instruments de mesure et les principales analyses. Toutes les activités de collecte de données ont été approuvées par le Comité d'éthique de la recherche en éducation et en psychologie de l'Université de Montréal (no CEREP-2023-4016).

Tableau 6. Tableau de cohérence entre les objectifs, les instruments et les analyses

Objectif	Concepts	Échantillon	Instruments	Principales analyses
Objectif 1. Élaborer un instrument de mesure de la littératie de l'IA des enseignant · e · s du postsecondaire	Littératie	Élaboration		
	Intelligence artificielle	$n = 6$ (enseignant · e · s de cégeps ou universités dont 1 spécialisé en IA)	Entretiens dirigés de 30 minutes (6 enseignant · e · s de cégeps ou universités dont 1 spécialisé en IA)	Codification émergente (Corbin et Strauss, 2015).
	Apprentissage automatique			
Article 2	Données massives	Prévalidation		
	Enjeux éthiques	$n = 56$ (population générale)	Questionnaire en ligne (43 items)	Analyse factorielle exploratoire Analyse de cohérence interne
		Validation		
		$n = 395$ (enseignant · e · s du postsecondaire)	Questionnaire en ligne (29 items)	Analyse factorielle exploratoire Analyse factorielle confirmatoire Analyse de cohérence interne
Objectif 2. Décrire le niveau de littératie des enseignant · e · s du postsecondaire	Idem	$n = 395$ (enseignant · e · s du postsecondaire)	Questionnaire en ligne (29 items)	Statistiques descriptives par genre, par discipline et par ordre d'enseignement.
Chapitre 7				
Objectif 3. Expliquer l'adoption d'outils d'IA par les enseignant · e · s du postsecondaire à des fins d'enseignement-apprentissage	Types d'usages de l'IA	$n = 127$ (enseignant · e · s du postsecondaire)	Questionnaire en ligne (16 items × 5 types d'usages) basé sur les facteurs UTAUT suivants : attitude, anxiété, performance attendue, facilité d'utilisation et intention.	ANOVA $2 \times 2 \times (5)$ (collégial/universitaire, STIM/Non STIM, 5 types d'usages, variable indépendante : intention d'utiliser).
	Adoption			
	TAM			
Article 3	UTAUT			Modélisations d'équations structurelles par type d'usage de l'IA (cinq types d'usages).

5.3. Méthode pour l'objectif 1

Pour atteindre le premier objectif, soit d'élaborer un instrument de mesure de la littératie de l'IA chez les enseignants, nous avons pour l'essentiel suivi la méthode préconisée par Bernaud (2014), soit une phase de conception, de prévalidation auprès d'un petit échantillon pour nettoyer certains items, puis de validation auprès d'un plus grand échantillon pour « estimer la fidélité et la validité des échelles, si possible en ayant recours à des méthodes confirmatoires » (Bernaud, 2014, par. 4).

Plus spécifiquement, dans notre contexte, quatre activités ont été réalisées : l'élaboration du questionnaire de littératie de l'IA à partir de références scientifiques, la réalisation d'entretiens dirigés auprès d'enseignants à propos de leurs représentations de l'IA et de son potentiel en enseignement supérieur ($n = 6$), la prévalidation du questionnaire auprès d'un échantillon de la population générale ($n = 56$), puis la validation auprès d'un échantillon de la population cible, les enseignants du postsecondaire ($n = 395$).

5.3.1. Élaboration du questionnaire de littératie de l'IA

Selon Loye (2018), l'élaboration d'un instrument de mesure passe les étapes préalables d'analyse et de modélisation du domaine. L'analyse du domaine a été faite dans les chapitres 1 à 3. La modélisation du domaine a été réalisée dans le cadre conceptuel et nous a conduit à identifier trois composantes qui devaient figurer dans un instrument de mesure de la littératie de l'IA : des connaissances sur les usages pédagogiques de l'IA (voir section 3.1), des connaissances sur le fonctionnement de l'IA (voir section 4.1), et des habiletés caractéristiques d'une personne fonctionnelle (suivant les définitions de littératie et de littératie de l'IA, voir section 3.2.2). Ces trois composantes correspondent aux trois blocs de la première version du questionnaire présentée dans l'annexe 1. À partir de références scientifiques, une première série d'énoncés a été construite pour chacun des trois blocs. L'annexe 1 présente le détail des énoncés ainsi que leur provenance (version 1 du questionnaire). Les énoncés initiaux s'appuient des références présentées dans le cadre conceptuel, soit les connaissances de Long et Magerko (2020), le questionnaire de Kim et Lee (2022), celui de Williams et al. (2022), les recensions de Zawacki-Richter et al. (2019),

Seldon et al. (2020) et Lamerias et Arnab (2021), les cinq grandes idées de Touretzky et al. (2019) et des concepts d'IA présentés par Taulli (2019).

5.3.2. Entretiens dirigés auprès d'enseignants et d'enseignantes du postsecondaire

Comme évoqué dans le cadre conceptuel, il n'existe pas d'instrument pour mesurer la littératie des enseignant·e·s par rapport à l'IA. Pour cette raison, il nous a semblé périlleux de soumettre tout de suite notre première version du questionnaire à des enseignant·e·s sans d'abord avoir exploré quelles peuvent être des attentes réalistes en matière de littératie pour ce public. C'est sur cet aspect que les entretiens dirigés ont été utiles. Selon Savoie-Zajc (2018), dans un entretien dirigé, « l'échange est structuré à l'avance et [une] grande uniformité est attendue d'une entrevue à l'autre » (p. 201). Cette formule est apparue idéale étant donné que l'objectif principal des entretiens qui ont été menés était d'aider à la construction d'un instrument de mesure quantitatif. L'objectif n'était pas de demander aux participant·e·s de réfléchir longuement à des questions complexes – quoi que cela pourrait trouver sa pertinence dans un autre contexte – mais plutôt de recueillir succinctement leurs connaissances de l'IA ainsi que les mots qu'ils emploient pour en parler. Six enseignant·e·s de niveau collégial et universitaire ont été recrutés dans l'entourage du chercheur ($n = 6$, 2 femmes et 4 hommes, 2 du collégial et 4 de l'universitaire) de manière à atteindre la « saturation empirique » (Fortin et Gagnon, p. 189), c'est-à-dire le moment où les nouveaux participant·e·s n'amènent plus d'information qui n'ait déjà été évoquée par d'autres participant·e·s. L'entretien ciblait deux thèmes, un premier sur les représentations de l'IA qui s'appuie sur les cinq idées de Touretzky et al. (2019) et un deuxième sur les usages pédagogiques qui s'appuie sur les types d'usages identifiés dans le tableau 4 (p. 84). Le guide d'entretien est présenté dans l'annexe 2.

En s'appuyant sur les entretiens, une version ajustée, dans laquelle les énoncés provenant d'autres instruments ont été modifiés, a été produite de manière à réemployer des termes spontanément employés par les participant·e·s aux entretiens. Cette manière de procéder

nous a permis d'augmenter les chances que les énoncés soient compris par les participant · e · s. L'analyse des entretiens est présentée dans l'annexe 4, et la version ajustée du questionnaire dans l'annexe 1 (version 2). Les entretiens ont été réalisés via la plateforme Zoom ou en personne, et la classification a été faite avec MaxQDA.

5.3.3. Prévalidation du questionnaire de littératie de l'IA

La phase de prévalidation sert, selon Bernaud (2014), à « mobiliser un échantillon de participants pour évaluer l'intelligibilité des situations psychométriques proposées, estimer si la tâche est réalisable dans l'espace de temps envisagé, tester les consignes, améliorer l'ergonomie des formats de réponses » (par. 25). Un échantillon de la population générale ($n = 56$) a été recruté via Facebook pour tester la première version du questionnaire. Une analyse factorielle exploratoire a été réalisée et a permis d'identifier rapidement des énoncés problématiques (p. ex. des énoncés prévus pour mesurer la même chose, mais qui ne corrèlent que faiblement). Le détail de ces analyses est présenté dans l'annexe 5. Pour l'essentiel, les changements tiennent à l'uniformisation des échelles de réponses (échelles Likert de 1 à 6) et l'uniformisation des formulations qui commencent les énoncés. Le questionnaire a aussi été modifié en fonction des commentaires de deux professeurs en sciences de l'éducation.

5.3.4. Validation du questionnaire de littératie de l'IA

La version 3 du questionnaire de littératie de l'IA a fait l'objet d'une validation auprès de la population cible, les enseignant · e · s du postsecondaire ($n = 395$). La validation a été réalisée à l'aide d'analyses factorielles (exploratoire et confirmatoire) et est décrite dans le deuxième article (p. 138). Les données ont été collectées via la plateforme Limesurvey de l'Université de Montréal. Ce processus est décrit en détail dans l'article 2.

5.4. Méthode pour l'objectif 2

Pour l'atteinte du deuxième objectif, celui visant à réaliser un portrait de la littératie de l'IA des enseignant · e · s du postsecondaire, les données issues de la collecte de validation du questionnaire de littératie ont été analysées à l'aide de statistiques descriptives et

d'analyses de variance 2 (STIM ou non) \times 2 (collégial ou universitaire). Afin de préserver la cohérence des articles scientifiques et ne pas les surcharger, ces analyses sont présentées dans le chapitre 7.

5.5. Méthode pour l'objectif 3

Le troisième objectif, celui visant à expliquer l'adoption de l'IA par les enseignants du postsecondaire, a été atteint par un questionnaire construit à partir de la sélection de variables issues du modèle UTAUT présentée dans le cadre conceptuel : l'effort perçu, la performance attendue, et l'intention d'utilisation. Les trois facteurs de littératie de l'IA de l'article 2 (technique, pédagogique et éthique) ont été intégrés au modèle. Le modèle de recherche est présenté dans la figure 24 (p. 183) de l'article 3. Les items UTAUT ont été mesurés pour les cinq types d'usages mentionnés à la section 3.1.

5.5.1. Questionnaire d'adoption

Le questionnaire d'adoption complet est présenté à l'annexe 3. Cette section décrit comment il a été élaboré. Pour mesurer chaque facteur UTAUT retenu (performance attendue, facilité d'utilisation, anxiété et attitude), Venkatesh et al. (2003) ont utilisé quatre items. Lorsque possible, les énoncés originaux ont été conservés au plus près, mais des reformulations ont été nécessaires en raison du contexte de l'étude. Par exemple, un des énoncés du facteur anxiété d'UTAUT stipule que « J'aurais peur de frapper accidentellement la mauvaise touche et de perdre de l'information », ce qui fait peu de sens avec les systèmes à enregistrement en continu en infonuagique avec lesquels les personnes sont habituées de nos jours. De même, les systèmes présentés dans les énoncés de notre questionnaire n'invitent pas nécessairement à saisir de l'information (p. ex. un outil de prédiction de la réussite et de l'échec). Pour la performance perçue, un item d'UTAUT concerne une éventuelle augmentation de salaire. Comme les salaires des enseignants des collèges et universités sont encadrés par des conventions collectives au Québec, cet énoncé ne peut pas s'appliquer et n'a pas été employé. Tous les items ont été rédigés en français et reformulés de manière à ce qu'ils puissent être suivis, à la fin, par le libellé de chaque type d'usages. Nous avons consulté la thèse de Bistodeau (2021), qui

utilisait aussi des items UTAUT en français, pour comparer les termes employés pour les facteurs de performance et de facilité d'utilisation et les formulations sont similaires.

L'intention d'utiliser, la variable dépendante, est à l'origine considérée comme une variable latente mesurée à l'aide de trois énoncés qui s'avèrent inadaptés à notre contexte (« j'ai l'intention d'utiliser cette technologie dans les n prochains mois », « je prévois utiliser cette technologie dans les n prochains mois » et « je prédis que j'utiliserais cette technologie dans les n prochains mois »). Comme tous les usages ne peuvent pas réellement être adoptés à l'heure actuelle, il a été choisi de mesurer l'intention avec un seul énoncé pour chaque type d'usages en invitant à se prononcer sur le choix d'en utiliser un, si l'occasion se présentait.

5.5.2. Échelles de mesure

Les études de psychologie, sociologie, politique et économie ont fréquemment recours à des échelles Likert pour mesurer le niveau d'accord de personnes envers des énoncés (Taherdoost, 2019). Selon Taherdoost (2019), la proposition originale par Rensis Likert employait cinq niveaux, mais depuis, il est fréquent d'observer l'utilisation d'échelles allant de 2 à 11 niveaux. Dans l'étude originale du modèle UTAUT, Venkatesh et al. (2003) emploient plutôt une échelle à sept niveaux. Selon Colman et al. (1997), les échelles les plus fréquemment utilisées sont celles de 5 et 7 niveaux. Dans son étude, il a observé que les scores donnés par des participants sur une échelle à 5 niveaux pouvaient prédire assez bien ceux donnés sur une échelle à 7 niveaux ($R^2 = 0,85$). Pour mesurer le niveau de littératie de l'IA, Kim et Lee (2022) utilisent une échelle Likert à cinq niveaux. De même, la plupart des études sur l'adoption consultées emploient aussi des échelles à cinq niveaux (p. ex. Sadikin et al., 2021; Yusof et al., 2015), mais certaines ont quatre ou six niveaux (p. ex. Radif et al., 2016). Il existe un débat scientifique à savoir si les échelles Likert devraient comporter un niveau neutre ou si un participant devrait être forcé de faire le choix d'une direction, soit en accord ou en désaccord (Guy et Norvell, 1977). Selon Guy et Norvell (1977), si l'on traite les échelles Likert comme des variables continues, il n'existerait en principe pas de point médian parfait. D'autres comme Armstrong (1987) se

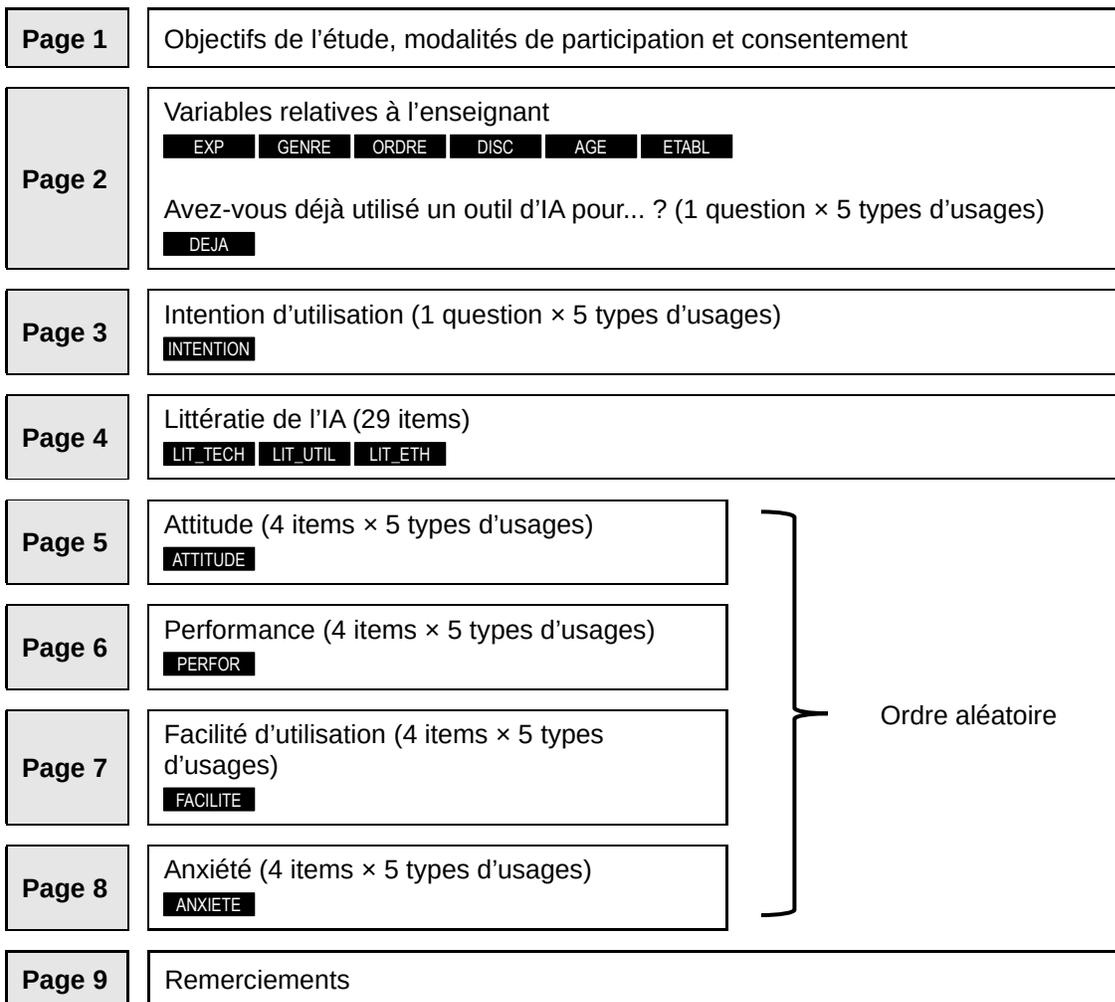
sont questionnés à savoir ce que signifie réellement le point médian : est-ce une véritable position neutre ou une valeur refuge pour les personnes qui ne comprennent pas l’item, ou qui ne souhaitent pas y répondre ? Selon Raaijmakers et al. (2000), le retrait du point médian ne devrait pas s’appuyer seulement sur des considérations pratiques (par exemple, la décision ne devrait pas être prise seulement si cela donne des données plus clairement interprétables). Selon lui, en l’absence de point médian, l’ajout d’une option « Je ne sais pas », traitée comme une donnée manquante, est à envisager. Cette suggestion est aussi formulée par Weems et Onwuegbuzie (2001).

Dans notre cas et au regard de nos items, il est apparu qu’une option « neutre » n’était pas souhaitable considérant que cela n’a pas de sens et n’est pas interprétable, autant pour les participant·e·s que pour nous. Pour le questionnaire de littératie, cela était plutôt évident. Que signifie une option « neutre » vis-à-vis d’un énoncé comme « Je serais capable d’expliquer à quelqu’un ce qu’est l’apprentissage automatique. » ? Ici, ce n’est pas une opinion qui est recherchée, et une personne qui ne comprend pas le concept d’apprentissage automatique devrait tout à fait être en mesure de se positionner comme en désaccord. Pour les items d’adoption, une option neutre aurait pu être intéressante pour certains items, mais il est apparu prioritaire d’uniformiser notre échelle à travers l’ensemble de l’étude pour que la tâche soit la plus claire possible pour les participant·e·s. Pour cette raison, il a été choisi d’employer une échelle à six niveaux, autant pour les items de littératie de l’IA que pour les items UTAUT. Par contre, pour répondre à l’éventualité où des participant·e·s ne comprendraient pas les énoncés, un dernier niveau a été proposé, « Je ne sais pas ». Cela a permis d’éviter que les participant·e·s se prononcent au hasard et que cela affecte la qualité des données. L’échelle de mesure utilisée était donc la suivante : Totalement en désaccord (1), En désaccord (2), Plutôt en désaccord (3), Plutôt d’accord (4), D’accord (5), Totalement d’accord (6) et Je ne sais pas (NA). Les réponses « Je ne sais pas » ont été considérées comme des données manquantes.

5.5.3. Procédure

Comme le questionnaire de littératie de l'IA, le questionnaire a été complété directement via l'application Limesurvey hébergée par l'Université de Montréal. Dans un premier temps, les participant · e · s ont été invités à prendre connaissance des objectifs de l'étude et de la nature de leur participation. La figure 15 résume le processus de passation du questionnaire d'adoption tel que vécu par les participant · e · s.

Figure 15. Procédure de passation du questionnaire d'adoption



5.5.4. Analyses

Deux types d'analyses ont été réalisées : analyse de variance et modélisation d'équations structurelles.

5.5.4.1. Analyse de variance

L'analyse de variance (ANOVA) est un procédé statistique qui permet de décomposer la variance d'une variable indépendante en fonction de l'appartenance à un groupe (Lachance et Raïche, 2014). Elle peut aussi être composée de mesures répétées pour vérifier, pour un même participant, si la mesure varie en fonction d'un paramètre. Dans notre cas, nous avons réalisé une analyse 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 répartir les participants en 4 groupes distincts et de vérifier si la moyenne de chacun de ces groupes est significativement différente de la moyenne générale (Lachance et Raïche, 2014). Pour le déterminer, l'ANOVA emploie le test F qui établit « le rapport entre la variabilité intergroupes et la variabilité intragroupe » (p. 357).

5.5.4.2. Modélisation d'équations structurelles

Un modèle d'équations structurelles est une manière de représenter et calculer les relations entre des variables qui sont, d'un point de vue théorique, associées entre elles (Bonneville-Roussy et al., 2022). Des équations de régression peuvent être établies pour chaque variable dépendante à l'aide de toutes les variables indépendantes qui la rejoignent (Byrne, 2006). Un tel modèle peut être composé de variables latentes (qui ne sont pas observées directement) et de variables manifestes. Les variables latentes sont les facteurs de littératie de l'IA et certains facteurs UTAUT retenus, mesurées à l'aide de séries d'items. Toutes ces variables sont dites endogènes si elles ont au moins une variable explicative, et exogènes si elles n'en ont pas, c'est-à-dire que rien dans le modèle ne permet de les expliquer (Bonneville-Roussy et al., 2022). Un modèle d'équations structurelles comprend deux sous-modèles : un modèle de mesure de confirmation des facteurs, qui étudie les relations entre

un construit et ses constituants, et le modèle structurel à proprement parler, qui étudie les relations entre construits (Byrne, 2006). Selon Bonneville-Roussy et al. (2022), les étapes pour réaliser un modèle d'équations structurelles sont la spécification du modèle, l'évaluation du modèle, l'estimation du modèle, la vérification de l'adéquation et, si besoin, la respecification du modèle. Tel que préconisé par ces auteurs, le modèle de base a été établi à partir du cadre conceptuel. Les facteurs de littératie de l'IA, qui ont émergé des analyses factorielles de l'objectif 1, ont été intégrés au modèle comme variables exogènes prédictives de trois facteurs UTAUT (facilité d'utilisation, performance attendue et anxiété). La figure 24 (p. 183) présente le modèle dont nous avons estimé les paramètres. Les étapes subséquentes ont été réalisées avec R (bibliothèques `cSEM` et `SEMinR`) et sont décrites dans le troisième article.

5.6. Recrutement

5.6.1. Recrutement pour le portrait de la littératie (objectif 2)

Les données ont été collectées dans deux contextes ($n = 395$). Premièrement, le questionnaire de littératie de l'IA a été intégré dans un projet de recherche plus large mené par une équipe de l'Université de Montréal portant sur l'adoption de ChatGPT par les enseignants du postsecondaire. La collecte de données a été réalisée en septembre 2023 auprès des professeurs et chargés de cours de l'Université de Montréal, du Cégep de Saint-Jérôme, et du Cégep régional de Lanaudière à Terrebonne. Le recrutement s'est alors fait via un envoi courriel à tous les enseignants de ces établissements. La participation à cette étude était compensée par le tirage de cartes-cadeaux parmi les participants. Parmi l'échantillon pour le portrait de littératie de l'IA, 249 réponses proviennent de cette étude sur ChatGPT. Deuxièmement, le questionnaire était intégré à celui de notre seconde étude portant sur l'adoption d'outils d'IA dont les modalités de recrutement sont décrites à la section suivante. Parmi l'échantillon, 146 réponses proviennent du questionnaire sur l'adoption.

5.6.2. Recrutement pour le portrait de l'adoption (objectif 3)

Cette collecte de données s'est déroulée entre juillet et octobre 2023. Le recrutement s'est d'abord réalisé par la publication d'une invitation à participer sur Facebook et LinkedIn. Ensuite, une invitation a été envoyée par courriel ou via un portail interne au personnel enseignant de trois universités et quatre cégeps. Pour chacun de ces établissements, une démarche de certification éthique supplémentaire a dû être complétée. Dans certains cégeps, en plus de l'envoi courriel, une invitation imprimée a également été affichée dans les salons du personnel de chaque département. Les caractéristiques plus précises des échantillons pour les études des objectifs 2 et 3 sont rapportées respectivement dans le chapitre 7 et dans l'article 3.

Partie III – Recherches empiriques

6. Deuxième article : Développement d'une échelle de mesure de la littératie de l'intelligence artificielle chez les enseignants et enseignantes du postsecondaire

Alexandre Lepage, doctorant en sciences de l'éducation
Université de Montréal, Canada
alexandre.lepage.2@umontreal.ca

Normand Roy, professeur
Université de Montréal, Canada
normand.roy@umontreal.ca

Résumé

Mots-clés : Intelligence artificielle, enseignement supérieur, enseignant, littératie

Le personnel enseignant des cégeps et universités est de plus en plus confronté à des outils d'intelligence artificielle (IA), soit par les établissements ou en raison de l'utilisation faite par les étudiants et étudiantes. Or, l'utilisation pédagogique de ces outils exige une certaine compréhension de leur fonctionnement, surtout lorsqu'il est question d'identifier les limites ou risques éthiques. À l'heure actuelle, il n'existe aucune mesure précise du niveau de littératie de l'IA des enseignants et enseignantes du postsecondaire. Cette étude propose un questionnaire de 25 items pour mesurer ce niveau de littératie, à partir d'une version initiale de 29 items. Un échantillon de 395 enseignants et enseignantes a été recruté via des listes institutionnelles dans des cégeps et universités. Des analyses factorielles (exploratoire et confirmatoire) ont été réalisées et ont permis de détecter trois facteurs, soit les connaissances techniques liées à l'IA, le niveau de sensibilisation aux enjeux éthiques et la capacité à utiliser des outils d'IA en contexte pédagogique.

Abstract

Keywords: Artificial intelligence, higher education, teacher, literacy

Teaching staff in colleges and universities must deal with the growing presence of artificial intelligence (AI) tools, either by their institution or through the use made by students. However, the pedagogical use of these tools implies a certain level of knowledge about how they work, especially when it comes to address their limits and recognize the ethical risks

they carry. As of today, there is no precise way to measure the level of AI literacy of teachers. This study proposes a questionnaire with 25 items to address this issue, based on a first draft of 29 items. A sample of 395 teachers was recruited through mailing lists of colleges and universities. Exploratory factor analysis and confirmatory factor analysis were conducted and allowed the detection of three latent variables: technical knowledge related to AI, level of sensitivity to ethical concerns, and capacity to use AI tools in a pedagogical setting.

6.1. Introduction

Cet article rapporte la démarche de création et de validation d'un questionnaire pour mesurer la littératie de l'intelligence artificielle (IA) chez les enseignant·e·s du postsecondaire. Il présente dans l'ordre la problématique, soit l'accroissement de la disponibilité et des usages de l'IA en enseignement supérieur, un cadre conceptuel autour de la littératie et de la littératie de l'IA, la méthode de conception du questionnaire et d'analyse, ainsi que les résultats d'une collecte de données auprès d'enseignant·e·s en vue de la validation du questionnaire.

6.1.1. Problématique

Depuis quelques années, l'IA fait l'objet d'un intérêt grandissant dans le domaine de l'éducation et de l'enseignement supérieur. Même si la recherche dans le domaine est active depuis la décennie 1980 (Sleeman et Brown, 1982; Wenger, 1986), les succès obtenus depuis 2010 par les systèmes d'apprentissage automatique et les données massives qui les supportent ont multiplié les possibilités d'utilisations à des fins pédagogiques (Zawacki-Richter et al., 2019). Par exemple, le domaine du *Learning analytics*, dont les outils visent à analyser les traces d'apprentissages pour améliorer ou augmenter l'information disponible aux enseignant·e·s et aux étudiant·e·s, se développe depuis au moins 10 ans (Siemens, 2013). Nombreux sont les établissements à se doter de tableaux de bord de la réussite ou d'outils de détection des risques d'abandon scolaire (p. ex. le tableau de bord de Cégep à distance ou de l'Université Laval). Les agents conversationnels, dont le développement était déjà en accélération au tournant de la décennie 2020 (p. ex. Hien et al., 2018; Sandu et Gide, 2019), ont atteint une crédibilité inédite avec l'arrivée d'outils accessibles à tous utilisant des *Large language models* (LLM) comme ChatGPT et Google Bard. Ces derniers donnent vie à des visées du domaine de l'IA en éducation qui étaient jusqu'alors des idéaux ou au mieux implémentés de manière incomplète dans des outils exploratoires. Par exemple, les fonctions de rétroaction automatisée et de tutorat individualisé (Deeva et al., 2021), de soutien à la motivation et à l'engagement, de correction automatisée (Lagakis et Demetriadis, 2021) ou de création automatique de

matériel pédagogique deviennent maintenant une réalité, car elles peuvent être supportées par des technologies performantes.

Néanmoins, l'abondante littérature du domaine des technologies de l'information et de la communication appliquées à l'enseignement (TICE) a à maintes reprises énoncé et appuyé la distinction entre un outil et ses usages pédagogiques (Baron, 2019). Chaque outil passe par des phases successives d'exploration, d'adoption puis de complexification des usages. Ce fut le cas pour l'audiovisuel (Giraud, 1957), le micro-ordinateur (Bougaïeff, 1984), l'ordinateur portable, le téléphone cellulaire, et plus récemment la réalité virtuelle (Elmqaddem, 2019). L'IA, dont la phase exploratoire s'est échelonnée sur plusieurs décennies, semble maintenant s'inscrire dans une conjoncture qui rend possible son déploiement pédagogique.

Or, ce déploiement ne se fait pas sans heurts, car l'IA n'est pas une technologie neutre à plusieurs points de vue comme souligné par Collin et Marceau (2023) (p. ex. économique, pédagogique, culturel). Derrière des outils impressionnants pouvant prédire ou classifier avec de hauts taux d'exactitude se trouve une technologie qui comporte des risques que même un œil avisé peut sous-estimer ou carrément ne pas reconnaître. Comme le soulignent Zawacki-Richter et al. (2019) en conclusion d'une vaste recension des écrits, les enseignant·e·s sont au premier plan concernés par le déploiement en contexte pédagogique : qu'advient-il des tâches qui leur étaient alors réservées ? Sauront-ils faire une intégration pédagogique des outils d'IA ou accepteront-ils au contraire de déléguer une partie de leurs tâches, allant d'une démarche « d'alternance [entre le prof et le dispositif cyber-prof] » comme le suggérait Lombard (2007, par. 37) ? Commenceront-ils à déléguer certaines tâches et à en réaliser de nouvelles ? Pour que les enseignant·e·s adoptent un rôle critique vis-à-vis de l'IA et développent des usages pédagogiques, ils doivent y être formés. Selon les lignes directrices pour une utilisation éthique de l'IA de l'Union européenne publiées en 2022, « nous devons faire en sorte que les enseignants et

les éducateurs comprennent le potentiel de l'IA et des mégadonnées dans le domaine de l'éducation, tout en étant conscients des risques qui y sont associés » (p. 6).

Pour mieux définir ce besoin de formation des enseignants du postsecondaire, cette étude vise à créer un instrument de mesure de la littératie de l'IA auprès de ceux-ci. Nous avançons qu'il s'agit là d'un préalable incontournable à l'étude plus approfondie des processus d'adoption ou d'usage pédagogique. Cette idée s'appuie, par exemple, sur la nécessité de comprendre le fonctionnement de l'IA pour bien saisir son potentiel et ses risques (Williams et al., 2022).

6.1.2. Cadre conceptuel

Comme l'idée de mesurer la littératie de l'IA est récente, il nous est apparu pertinent de s'appuyer sur la manière par laquelle d'autres types de littératie sont traditionnellement mesurés. À cet égard, un bref détour par les concepts de littératie et de littératie numérique est proposé, pour finalement présenter plus précisément celui de littératie de l'IA.

6.1.2.1. Littératie

Le concept de littératie réfère à « la capacité de comprendre, d'évaluer, d'utiliser et de s'engager dans des textes écrits pour participer à la société, pour accomplir ses objectifs et pour développer ses connaissances et son potentiel » (OCDE, 2013, p. 66). Elle se mesure de différentes façons selon les caractéristiques du public cible, soit par des tâches (p. ex. Thomas et al., 2021) ou par des questionnaires (p. ex. Boughton et al., 2022). La littératie numérique est en quelque sorte l'équivalent de la littératie dans le contexte des environnements numériques.

6.1.2.2. Littératie numérique

Selon Gerbault (2012), le concept de littératie numérique est l'intégration d'autres concepts qui « se sont succédé ou chevauché au fil des années » (par. 19), par exemple les concepts de littératie informatique, littératie informationnelle et littératie multimédia.

La littératie, selon elle, a une dimension fonctionnelle importante, c'est-à-dire qu'elle vise à rendre une personne capable de fonctionner dans le monde, ici numérique. Gerbault (2012) énonce que cette littératie « doit être moins du domaine des outils à proprement parler et davantage des manières de penser et de voir » (par. 24). À cet égard, un instrument de mesure de la littératie numérique ne devrait pas cibler que des connaissances décontextualisées, mais aussi des actions ou comportements caractéristiques d'une personne fonctionnelle. Lorsque les critères de fonctionnalité sont propres à un contexte (p. ex. le travail d'enseignant · e), les mesures de littératie numérique qui découlent de grandes enquêtes (p. ex. Programme pour l'évaluation internationale des compétences des adultes) ne suffisent pas, car elles sont trop génériques.

D'après une étude de Mohammadyari et Singh (2015), le niveau de littératie numérique a une incidence sur la facilité d'utilisation dans l'adoption d'une nouvelle technologie. Dans leur étude, ils ont mesuré la littératie numérique à partir d'items référant à des concepts technologiques en lien avec leur objet d'étude (dans ce cas-ci l'utilisation du e-learning pour le développement professionnel). Les items provenaient de Hargittai (2005), qui avait élaboré un instrument pour mesurer la littératie numérique orientée vers la navigation sur Internet. L'instrument et le processus de validation ont permis de confirmer des relations que certaines connaissances clés associées à l'utilisation d'un outil numérique (un navigateur Web dans ce cas) sont de bons prédicteurs des performances à certaines tâches. La performance était mesurée à la fois par la réussite ou non des tâches proposées, mais aussi par le temps d'exécution. Les mesures autorapportées étaient aussi fortement corrélées avec la performance à une tâche. L'échelle était composée d'items qui demandaient le niveau de familiarité avec des concepts comme MP3, rafraîchissement, PDF, ou bien recherche avancée.

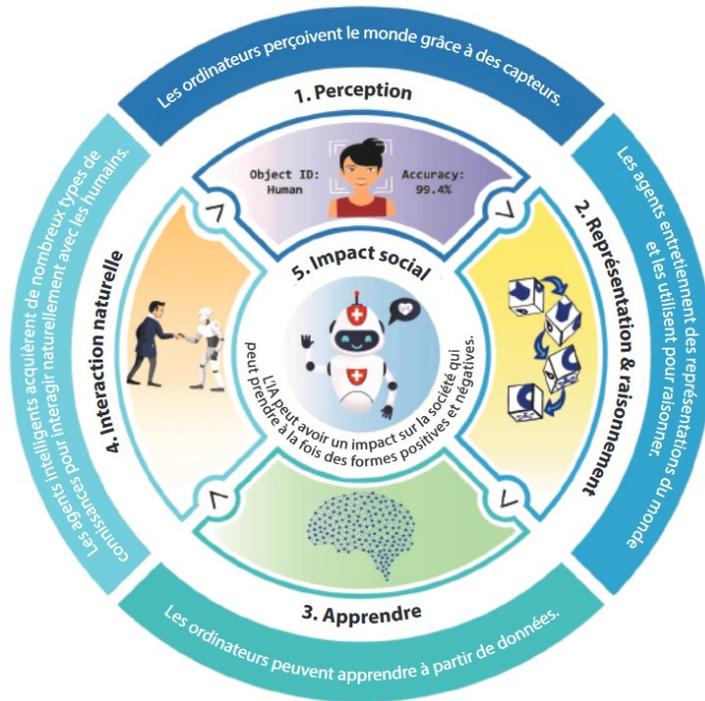
6.1.2.3. Littératie de l'IA

La littératie de l'IA est définie par Ng et al. (2021) comme étant composée des habiletés nécessaires pour vivre, apprendre et travailler dans le monde numérique à travers des

outils propulsés par l'IA. En continuité avec la définition de la littératie, puis de la littératie numérique, la littératie de l'IA peut être définie comme un ensemble de compétences qui permet aux individus d'évaluer, de manière critique, les technologies de l'IA, de communiquer et de collaborer efficacement avec l'IA, et d'utiliser l'IA comme outil en ligne à la maison et au travail (Long et Magerko, 2020, p. 2). Long et Magerko (2020) ont été parmi les premiers à proposer une liste de connaissances ou habiletés principales à partir d'une recension des écrits; cette liste comprend par exemple la capacité à reconnaître lorsqu'on est en présence d'une IA, la compréhension du fonctionnement, du rôle de l'humain, les principes de capteurs/actuateurs et les forces/limites de l'IA. Cette liste ne peut pas être employée directement pour mesurer la littératie de l'IA étant donné qu'elle n'est pas sous forme d'énoncés, que les propositions n'ont pas le même niveau de spécificité et ne sont pas mutuellement exclusives. Par exemple, une habileté est « Distinguer les technologies utilisant l'IA de celles ne l'utilisant pas » (p. 4), alors qu'une autre est beaucoup plus élaborée : « Identifier les types de problèmes pour lesquels l'IA excelle et ceux pour lesquels qui représentent de plus grands défis, et utiliser cette information pour déterminer quand il est approprié d'utiliser l'IA et quand confier la tâche à un humain » (p. 4).

Touretzky et al. (2019) ont développé cinq grandes idées autour de l'IA avec qui tout le monde devrait être familier. Ces idées sont au cœur du curriculum AI4K12 développé en 2020 par l'Association des enseignants d'informatique aux États-Unis. La figure 9 présente ces cinq grandes idées.

Figure 16. Les cinq grandes idées de l'IA selon Touretzky et al. (2019)



Traduction: Claude Reuter

Ces composantes recoupent en partie celles relevées par Cetindamar et al. (2022) dans une analyse bibliométrique des articles scientifiques traitant de littérature de l'IA en contexte professionnel, ces dernières sont toutefois organisées en lien avec des habiletés : technologiques (p. ex. analyser des données), professionnelles (p. ex. interactions entre IA et équipes de travail), d'interactions entre humains et machines (p. ex. augmentation des capacités humaines par l'IA), et d'apprentissage (p. ex. capacité d'apprendre pour accroître son expertise). Il existe des référentiels de compétences portant sur l'IA comme le *Artificial Intelligence Competency Framework* publié en 2022 par le Collège Dawson et l'Université Concordia (Blok et al., 2022). Le référentiel est divisé d'abord en grands domaines (p. ex. les données), puis pour chacun en thèmes, puis en compétences et sous-compétences. Les compétences éthiques ont été intégrées dans chaque thème et de manière très spécifique, avec des exemples précis liés à l'IA et à des conséquences négatives documentées. Ce document pourra bien sûr servir à alimenter les programmes d'études en

informatique, mais les deux établissements affichent l'ambition de s'y référer pour intégrer des apprentissages sur l'IA dans tous leurs programmes qui peuvent être concernés de près ou de loin. La compétence éthique est aussi définie de manière plus complète dans le référentiel de la compétence en éthique de l'IA (Bruneault et al., 2022), il s'agit « [d']être capable d'agir en situations éthiques impliquant des systèmes d'IA, et ce de manière autonome et responsable par la mobilisation volontaire de ressources internes et externes » (p. 17).

6.1.2.4. *Échelles existantes*

Les documents que nous avons présentés jusqu'ici sont utiles pour définir ce qu'est une bonne littératie de l'IA, mais ne permettent pas de la mesurer en vue d'étudier ses relations avec d'autres variables comme l'adoption de l'IA. Nous avons relevé quelques études qui présentent des échelles de mesure, nous les présentons ici.

Chai et al. (2020) ont élaboré une échelle de littératie de l'IA auprès d'élèves du secondaire à partir d'affirmations dans lesquelles des concepts d'IA sont mis en relation (p. ex. « Je comprends pourquoi les technologies d'IA ont besoin de données massives »¹³). Six items composent cette échelle et présentent une bonne cohérence interne ($\alpha = 0,90$). Cette échelle est très intéressante, mais a le désavantage d'être orientée seulement sur un type d'IA (probabiliste et non symbolique). Un des énoncés réfère explicitement à des produits (SIRI et Hello Google). De plus, cette échelle ne cible que des connaissances et non des actions ou des comportements liés à l'utilisation de l'IA, dimensions essentielles dans une vision fonctionnelle de la littératie. Kim et Lee (2022) ont développé un questionnaire pour mesurer le niveau de littératie de l'IA auprès d'élèves du collège en Corée du Sud (14-15 ans). Le questionnaire comprend 30 items répartis en 6 facteurs à la suite d'une analyse factorielle exploratoire : impact social de l'IA, compréhension de l'IA, planifier une solution d'IA, résolution de problèmes avec l'IA, littératie des données, et éthique de l'IA. Chaque item est noté sur une échelle de type Likert à cinq niveaux. Les alphas de

¹³ Tous les items cités des différentes échelles existantes ont été traduits librement.

Cronbach, pour tous les facteurs, se situent entre 0,86 et 0,94 ce qui confère une forte cohérence interne. Plusieurs items du questionnaire sont suffisamment généraux pour être repris dans un questionnaire destiné aux enseignants (p. ex. « Je peux expliquer le processus par lequel l'intelligence artificielle obtient des résultats »), alors que d'autres semblent cibler des compétences plus spécialisées au domaine de l'IA qui apparaissent hors de portée (p. ex. « Je peux mener des projets d'intelligence artificielle » ou bien « Je peux choisir un modèle approprié pour la résolution d'un problème avec l'intelligence artificielle »).

Zhao et al. (2022) ont aussi réalisé une étude pour élaborer un instrument de mesure de la littératie de l'IA, cette fois auprès d'enseignants du secondaire. L'échelle est particulièrement intéressante, car elle cible des actions en lien avec l'IA dont certaines spécifiques au métier d'enseignant (p. ex. « Je sais quand les technologies éducatives d'IA peuvent m'aider »). Quatre facteurs sont proposés, chacun avec une bonne cohérence interne ($\alpha > 0,93$) : connaître et comprendre l'IA, appliquer l'IA, évaluer l'IA, et éthique de l'IA. Si nous retenons de cette échelle la vision plus large de la littératie de l'IA (incluant l'éthique et l'utilisation), le facteur de connaissances pose problème, car il cible en réalité des attitudes et des comportements (p. ex. « Je pense que les enseignants devraient activement apprendre à utiliser des technologies intelligentes pour les aider dans leur enseignement » ou « Je me sens à l'aise quand j'utilise des technologies éducatives d'IA »). Or, à défaut d'appui empirique, il nous semble hasardeux d'amalgamer une attitude favorable à une bonne connaissance de l'IA. Le facteur est soit mal nommé, soit certains énoncés relevant de l'attitude devraient en être exclus. Dans tous les cas, il manque pour l'ensemble de l'échelle des items mesurant des connaissances en lien avec l'IA et son fonctionnement. Dans l'ensemble, cette échelle nous semble malgré tout d'une grande valeur.

L'étude de Wang et al. (2022) visait à élaborer un instrument de mesure de la littératie de l'IA destiné à la population générale. Un questionnaire a été élaboré à partir de quatre

facteurs : conscience de l'IA (*awareness*), usage, évaluation et éthique. Il est possible toutefois que cet instrument ne soit pas suffisant pour mesurer la littératie de l'IA des enseignant·e·s, car il n'intègre pas de tâches spécifiques au contexte pédagogique. De plus, les connaissances qui y sont mesurées sont très simples, trop peut-être pour une population éduquée dont une partie se spécialise d'ailleurs dans le domaine de l'IA. En employant seulement ce questionnaire, il y a un risque ne pas parvenir à discriminer le niveau de littératie de l'IA suffisamment pour que cela soit utile à en étudier l'impact sur l'adoption ou l'usage. Par exemple, les items qui paraissent les plus avancés dans le questionnaire de Wang et al. (2022) sont « Je peux distinguer les appareils intelligents des appareils non intelligents » et « Je ne sais pas comment les technologies d'IA peuvent m'aider ».

Le dernier instrument de mesure de la littératie de l'IA que nous avons relevé est celui de Karaca et al. (2021), une échelle de mesure du niveau de préparation à l'IA chez les médecins. Cette échelle a été validée auprès de 568 étudiant·e·s en médecine dans une analyse factorielle exploratoire et a permis d'identifier quatre facteurs : cognition, habileté, vision et éthique. Les énoncés du facteur cognition ciblent des connaissances en lien avec l'IA, dont certaines spécifiques au domaine médical, p. ex. « Je peux analyser des données obtenues par l'IA dans le domaine de la santé ». Ceux issus du facteur habileté ciblent des usages, par exemple la capacité à utiliser l'IA pour prodiguer des soins de santé. La vision cible la capacité réflexive sur les usages actuels et futurs de l'IA, p. ex. la capacité à entrevoir des possibilités et risques de l'IA. Finalement, le facteur éthique est concentré sur les aspects déontologiques de la pratique médicale, p. ex. le respect des lois en vigueur. La seule limite de ce questionnaire, dans notre contexte, tient à sa spécificité pour le domaine de la santé et appuie la pertinence de créer un instrument spécifique à un domaine. De plus, il est toujours préférable d'utiliser un instrument conçu

spécifiquement pour une population afin de s'assurer d'une bonne validité (Irwing et Hughes, 2018).

6.1.3. Objectif de recherche

L'objectif de cette étude est d'élaborer un instrument de mesure de la littératie de l'IA adapté aux enseignant·e·s du postsecondaire. Cet instrument pourra ensuite être réutilisé, dans des études subséquentes, pour vérifier si le niveau de littératie a des effets modérateurs ou même de causalité sur l'adoption de technologies basées sur l'IA.

6.2. Méthode

6.2.1. Méthode de conception du questionnaire

Une première version du questionnaire (33 items) a été élaborée à partir des compétences en IA proposées par Long et Magerko (2020) et de différentes échelles de mesure existantes discutées préalablement (Chai et al., 2020; Kim et Lee, 2022; Wang et al., 2022; Zhao et al., 2022). Les items ciblent à la fois des connaissances et des actions ou comportements. Comme nous souhaitons que notre questionnaire puisse mesurer le niveau de littératie de personnes expertes tout comme celui de personnes novices, nous avons simplifié la formulation de certains items tout en conservant des termes techniques dans d'autres items (p. ex. « réseau de neurones »). À ce stade, il n'y avait pas d'items spécifiques aux enseignant·e·s. Cette version, excluant les items pédagogiques, a fait l'objet d'une prévalidation auprès d'un public générique recruté via les réseaux sociaux ($n = 56$) qui a permis de corriger rapidement certaines erreurs (p. ex. uniformisation des échelles de réponse et de la formulation du début de certains énoncés, reformulation, retrait de doublons et ajout d'énoncés). Une seconde version du questionnaire a été élaborée, composée de 29 items. Dans cette version figuraient de nouveaux énoncés en lien avec l'éthique issus de Wang et al. (2022) et avec les usages pédagogiques de l'IA (Zhao et al., 2022). C'est cette version qui a été soumise aux participant·e·s de l'étude.

6.2.2. Recrutement et participation

Les enseignant·e·s ont été recrutés via un affichage public sur LinkedIn et Facebook, et une combinaison d’envoi à des listes institutionnelles, d’affichage d’annonces imprimées dans des salons du personnel et d’affichage sur des portails internes ($n = 395$). Ils provenaient de 46 établissements, dont 31 cégeps et 15 universités. Trois établissements sont situés hors Québec pour un nombre égal de répondant·e·s, les données ont été conservées puisqu’il s’agissait d’établissements d’enseignement supérieur. Le seul critère d’inclusion était d’avoir déjà enseigné dans un cégep ou une université, et il n’y avait aucun critère d’exclusion. L’échantillon comprenait 166 hommes, 211 femmes et 5 personnes s’étant identifiées autrement (13 données manquantes pour le genre). Les participant·e·s devaient renseigner leur discipline principale, 148 enseignent dans des disciplines liées aux sciences, technologies, ingénierie et mathématiques (STIM), alors que 220 enseignent dans des disciplines non STIM (27 données manquantes pour la discipline). Finalement, 151 enseignent au niveau collégial, 244 au niveau universitaire.

Les participant·e·s ont complété le questionnaire de littératie de l’IA sur la plateforme Limesurvey de l’Université de Montréal tel qu’il a été élaboré en s’appuyant sur le cadre théorique. Les réponses aux 29 items étaient inscrites sur des échelles Likert à 6 niveaux, allant de Totalemment en désaccord (1) à Totalemment d’accord (6). Tous les énoncés étaient formulés de telle sorte que le niveau 6 indique un haut niveau de littératie, et le niveau 1 un faible niveau.

6.2.3. Méthode d’analyse

Outre les statistiques descriptives, l’analyse a consisté à réaliser deux analyses factorielles, une exploratoire (AFE) pour identifier le nombre de dimensions et les items à retenir, et une confirmatoire (AFC) pour vérifier l’adéquation de la structure factorielle avec les données. La cohérence interne de l’échelle globale ainsi que des sous-échelles (facteurs) a été vérifiée à l’aide des alphas de Cronbach et omégas de McDonald. La vérification des postulats et les résultats de ces analyses sont présentés dans la section suivante.

6.3. Résultats

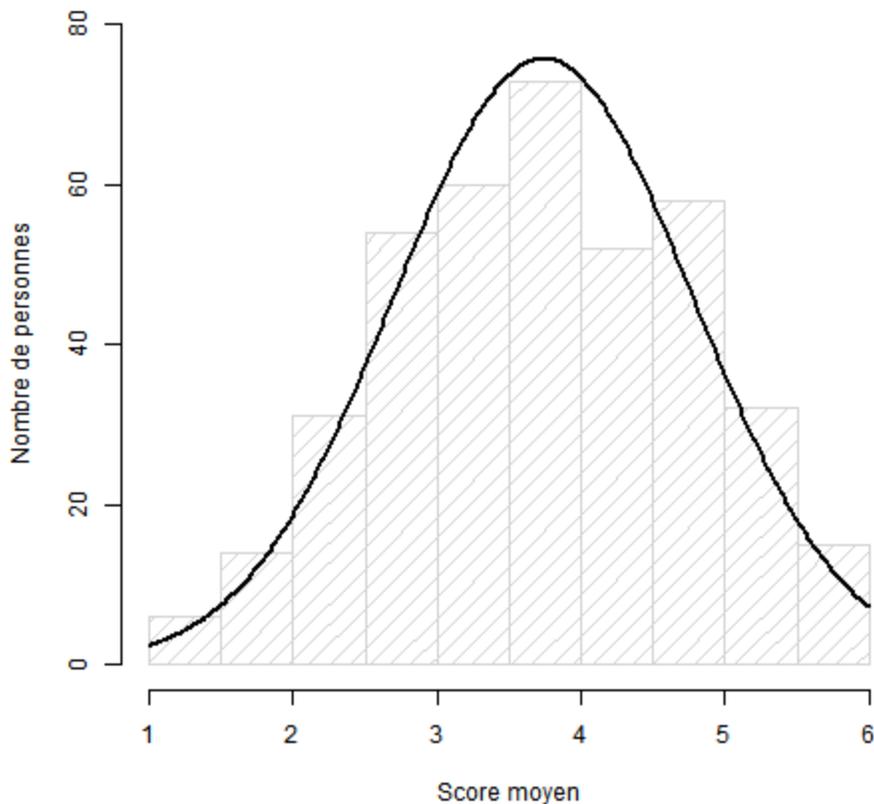
6.3.1. Vérification de l'adéquation des données pour l'analyse factorielle

L'échantillon est suffisant pour réaliser des analyses factorielles selon Bernaud (2014) qui recommande entre 300 et 500 personnes, ou bien selon Jung et Lee (2011) qui parle d'un minimum de 200. L'indice Kaiser-Meyer-Olkin, une mesure qui vise à vérifier si la taille de l'échantillon est suffisante pour réaliser des analyses factorielles à partir des relations entre la matrice de covariance et la matrice de corrélations (Shrestha, 2021), est de 0,93. Selon Shrestha (2021), cette valeur est considérée excellente. Le test de sphéricité de Bartlett, réalisé sur l'échantillon complet, confirme que les données ne correspondent pas à une matrice identité (dans laquelle aucune corrélation n'est observée entre les variables) et peuvent être utilisées pour des analyses factorielles ($\chi^2 = 10\ 138,90; p < 0,001$).

Nous avons évalué la normalité de la distribution des items à l'aide du test de D'Agostino-Pearson. Aucun des items individuels ne suit une distribution normale ($p > 0,001$). Idéalement, parmi les postulats de l'analyse factorielle, les données doivent respecter une distribution normale multivariée qui peut être vérifiée avec le coefficient de Mardia (Berger, 2021). Dans notre cas, les données ne respectent pas ce postulat¹⁴. L'AFE peut quand même être réalisée, mais il faut recourir à des méthodes de factorisation qui y sont moins sensibles, ce pourquoi nous utiliserons la factorisation en axes principaux (Berger, 2021). De plus, visuellement, la représentation du score moyen aux items de l'échelle suggère tout de même une distribution multivariée à peu près normale permettant de réaliser une analyse factorielle (voir figure 17). La méthode de rotation des axes retenue est *oblimin*, car elle admet des corrélations entre les facteurs (Achim, 2020), ce qui est souhaitable étant donné que l'échelle globale initiale a une forte cohérence interne (α de Cronbach = 0,95; ω de McDonald = 0,95).

¹⁴ Résultats du test de Mardia : Skewness = 6 990,85 ($p < 0,001$), Kurtosis = 18,16 ($p < 0,001$).

Figure 17. Nombre de personnes en fonction de leur score moyen à l'ensemble des items de littératie



Toutes les variables ont été mesurées sur une échelle Likert à 6 niveaux, ce qui en fait des variables ordinales. Pour cette raison, nous avons opté pour la réalisation de l'AFE à partir d'une matrice de corrélation polychorique, celle-ci produisant de meilleures estimations des corrélations (Holgado-Tello et al., 2010) étant donné le petit nombre de niveaux possibles pour les échelles (6 niveaux)¹⁵. Les analyses ont été réalisées dans RStudio (bibliothèques `mvnormTest`, `dplyr` et `ltm`) et dans JASP.

Le tableau 7 présente les statistiques descriptives pour les deux sous-échantillons, avec le nombre de données valides, la moyenne et l'écart-type pour chaque item.

¹⁵ Voir aussi la documentation de R à ce sujet : https://search.r-project.org/CRAN/refmans/EFA.dimensions/html/POLYCHORIC_R.html.

Tableau 7. Statistiques descriptives des items utilisés pour l'analyse factorielle exploratoire et l'analyse factorielle confirmatoire

No	Item	n	\bar{x}	s
1	Je serais capable d'expliquer à quelqu'un d'autre ce qu'est l'apprentissage profond	388	3,20	1,72
2	Je serais capable d'expliquer à quelqu'un d'autre comment fonctionne le traitement du langage naturel	379	2,71	1,61
3	Je serais capable d'expliquer à quelqu'un ce que sont des <i>données d'entraînement</i>	389	3,20	1,82
4	Je serais capable d'expliquer à quelqu'un d'autre ce que sont des données massives	383	3,51	1,85
5	Je serais capable d'expliquer à quelqu'un d'autre ce qu'est l'apprentissage automatique supervisé	387	2,82	1,66
6	Je sais distinguer l'intelligence artificielle basée sur des règles logiques de celle basée sur des probabilités	377	2,98	1,67
7	Je serais capable d'expliquer à quelqu'un d'autre la différence entre l' <i>apprentissage automatique supervisé et non supervisé</i>	382	2,83	1,74
8	Je serais capable d'expliquer à quelqu'un d'autre le fonctionnement d'un <i>réseau de neurones artificiels</i>	389	2,62	1,64
9	Je serais capable d'expliquer à quelqu'un d'autre la différence entre des <i>données d'entraînement</i> et des <i>données de validation</i>	383	2,93	1,77
10	J'utilise des applications ou appareils qui utilisent la reconnaissance d'images	384	3,25	1,87
11	J'utilise des applications ou appareils qui utilisent la reconnaissance vocale	385	3,53	1,80
12	Je connais des applications qui utilisent l'intelligence artificielle	379	4,49	1,49
13	Je sais distinguer les usages de l'intelligence artificielle qui relèvent de la fiction de ceux qui relèvent de la réalité	371	3,94	1,50
14	J'utilise des outils d'intelligence artificielle pour m'aider à créer du contenu (p. ex. montages vidéo, œuvres d'art, textes, musique, filtres de photos)	386	2,80	1,74
15	Je serais capable d'expliquer à quelqu'un d'autre ce qu'est un <i>algorithme</i> en informatique	388	3,81	1,67
16	Je comprends à quoi servent les langages de programmation informatique	386	3,92	1,71
17	Je suis capable d'utiliser un ordinateur ou un appareil mobile (cellulaire, tablette) de façon autonome	377	5,79	0,60
18	En général, je comprends comment fonctionnent les ordinateurs et appareils mobiles (cellulaires, tablettes)	388	5,01	1,18
19	Je serais capable d'expliquer à quelqu'un d'autre comment fonctionnent et à quoi servent les règles logiques (si/sinon) en informatique	386	3,44	1,84
20	Je suis capable de nommer des usages non éthiques de l'intelligence artificielle	383	4,79	1,30

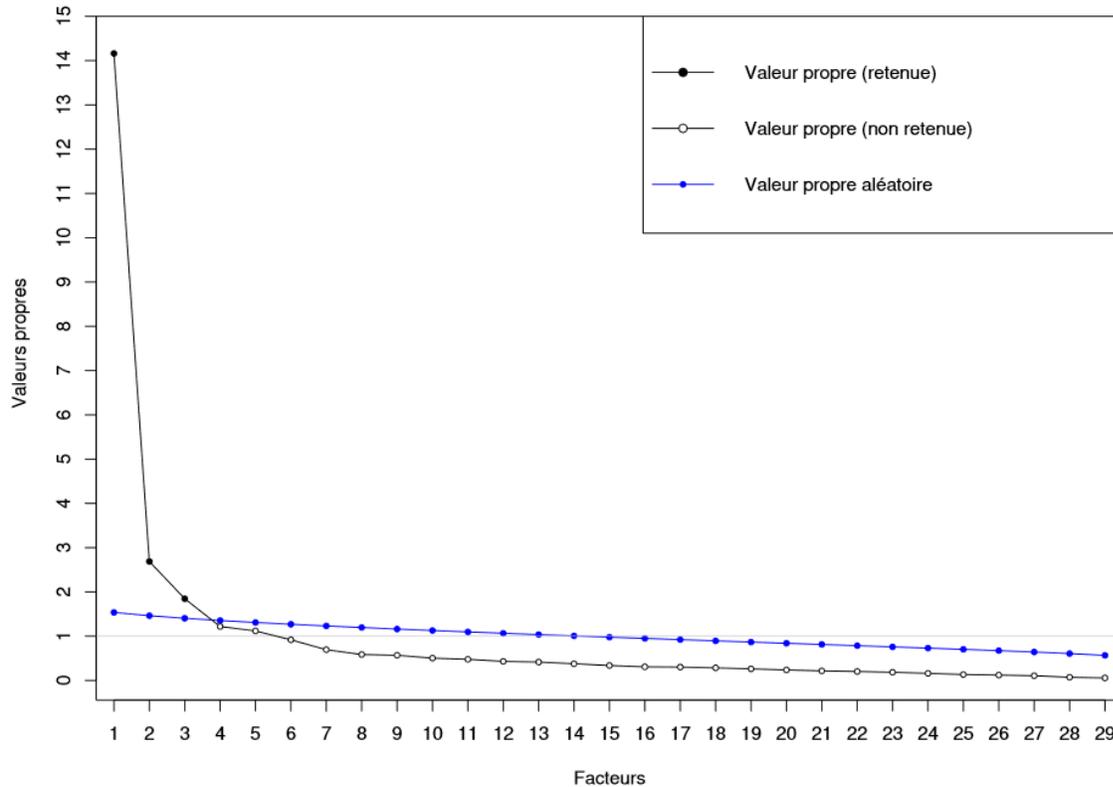
No	Item	<i>n</i>	\bar{x}	<i>s</i>
21	Je connais des risques associés à l'intelligence artificielle	388	4,53	1,28
22	Je respecte toujours certains principes éthiques lorsque j'utilise des applications d'intelligence artificielle	322	4,86	1,23
23	Je suis toujours soucieux du respect de la vie privée et de la sécurité des données lorsque j'utilise des applications d'intelligence artificielle	347	4,81	1,26
24	Je suis toujours vigilant face aux dérives possibles de l'intelligence artificielle	375	4,80	1,17
25	Je suis capable d'utiliser des outils d'intelligence artificielle de façon compétente pour m'aider dans mon enseignement au quotidien	319	3,51	1,69
26	Je suis capable d'apprendre à utiliser de nouveaux outils d'intelligence artificielle relativement facilement	380	4,43	1,32
27	Je suis capable d'utiliser des outils d'intelligence artificielle pour améliorer mon efficacité au travail	367	3,83	1,70
28	Je suis capable d'aider et guider mes étudiants et étudiantes dans leur utilisation d'outils éducatifs utilisant l'intelligence artificielle	325	3,39	1,60
29	Je suis capable d'intégrer des technologies éducatives d'intelligence artificielle dans l'enseignement de ma discipline	323	3,50	1,64

6.3.2. Analyse factorielle exploratoire

Plusieurs méthodes existent pour déterminer le nombre de facteurs à considérer, comme l'analyse de la courbe d'éboullis, le critère de Kaiser (valeur propre > 1) ou l'analyse parallèle (Berger, 2011). C'est cette dernière méthode qui a été retenue, notamment car elle est plus précise et a été employée par Wang et al. (2022) dans leur questionnaire de littératie de l'IA. Elle consiste à calculer, pour chaque variable, une valeur propre aléatoire et une valeur propre réelle à partir des données (en appliquant la méthode d'analyse en composantes principales). Ensuite, le nombre de variables pour lesquelles la valeur propre réelle est supérieure à la valeur propre aléatoire indique le nombre de facteurs à retenir (Horn, 1965). Selon cette méthode, trois facteurs doivent être retenus dans notre cas. La méthode du critère de Kaiser (valeurs propres > 1) nous suggérerait plutôt cinq facteurs. Nous avons exploré les items, et un regroupement à trois facteurs semblait plus cohérent (p. ex. les items d'utilisation de l'IA, non spécifiques à la pédagogie, étaient regroupés avec ceux d'utilisation pédagogique et la saturation était plus grande). La figure 18 montre

bien l'existence d'au moins trois facteurs, mais les facteurs 4 et 5 qui seraient retenus avec le critère de Kaiser sont moins clairement marqués.

Figure 18. Courbe d'éboulis des valeurs propres des facteurs de l'AFE comparée aux résultats de l'analyse parallèle



Le tableau 8 présente les coefficients de saturation des items par rapport aux facteurs. Aucun item ne se retrouve dans plus d'un facteur. Après analyse des items, les facteurs ont été nommés de cette façon : connaissances techniques sur l'IA (F1), capacité à utiliser des outils d'IA à des fins pédagogiques (F2) et sensibilisation aux enjeux éthiques de l'IA (F3). Quatre items (12, 13, 17 et 18) ont été retirés, car ils ne présentaient, pour aucun des facteurs, un coefficient de saturation acceptable, c'est-à-dire supérieur à 0,45 (Comrey et Lee, 1992). L'item 10 a été ajouté au facteur 2 même s'il n'atteignait pas ce seuil en raison de sa proximité sémantique avec l'item 11 et parce qu'il atteignait quand même le seuil minimal de 0,32 proposé par Tabachnick et Fidell (2007). Selon Berger (2021), il est pertinent de ne pas s'appuyer seulement sur des seuils, mais aussi sur une réflexion quant

à la place d'un item dans un facteur. Le tableau 9 présente les corrélations entre les facteurs.

Tableau 8. Coefficients de saturation des items par rapport aux facteurs de l'AFE

	Item	F1	F2	F3	VU ¹
9	Je serais capable d'expliquer à quelqu'un d'autre la différence entre des <i>données d'entraînement</i> et des <i>données de validation</i>	0,97	-0,12	0,00	0,17
8	Je serais capable d'expliquer à quelqu'un d'autre le fonctionnement d'un <i>réseau de neurones artificiels</i>	0,94	-0,06	-0,03	0,20
5	Je serais capable d'expliquer à quelqu'un d'autre ce qu'est l'apprentissage automatique supervisé	0,92	0,04	-0,06	0,17
3	Je serais capable d'expliquer à quelqu'un ce que sont des <i>données d'entraînement</i>	0,88	-0,01	0,04	0,20
7	Je serais capable d'expliquer à quelqu'un d'autre la différence entre l' <i>apprentissage automatique supervisé</i> et <i>non supervisé</i>	0,87	0,09	-0,06	0,21
4	Je serais capable d'expliquer à quelqu'un d'autre ce que sont des données massives	0,85	-0,02	0,06	0,24
19	Je serais capable d'expliquer à quelqu'un d'autre comment fonctionnent et à quoi servent les règles logiques (si/sinon) en informatique	0,81	0,04	0,01	0,31
15	Je serais capable d'expliquer à quelqu'un d'autre ce qu'est un <i>algorithme</i> en informatique	0,79	-0,03	0,08	0,34
2	Je serais capable d'expliquer à quelqu'un d'autre comment fonctionne le traitement du langage naturel	0,78	0,14	-0,09	0,32
1	Je serais capable d'expliquer à quelqu'un d'autre ce qu'est l'apprentissage profond	0,77	0,05	0,05	0,31
16	Je comprends à quoi servent les langages de programmation informatique	0,72	0,00	0,15	0,34
6	Je sais distinguer l'intelligence artificielle basée sur des règles logiques de celle basée sur des probabilités	0,70	0,11	0,06	0,37
27	Je suis capable d'utiliser des outils d'intelligence artificielle pour améliorer mon efficacité au travail	0,02	0,88	0,00	0,21
25	Je suis capable d'utiliser des outils d'intelligence artificielle de façon compétente pour m'aider dans mon enseignement au quotidien	0,00	0,86	0,05	0,22
14	J'utilise des outils d'intelligence artificielle pour m'aider à créer du contenu (p. ex. montages vidéo, œuvres d'art, textes, musique, filtres de photos)	-0,05	0,80	-0,17	0,50
29	Je suis capable d'intégrer des technologies éducatives d'intelligence artificielle dans l'enseignement de ma discipline	0,05	0,75	0,14	0,28

	Item	F1	F2	F3	VU ¹
28	Je suis capable d'aider et guider mes étudiants et étudiantes dans leur utilisation d'outils éducatifs utilisant l'intelligence artificielle	0,13	0,69	0,18	0,23
26	Je suis capable d'apprendre à utiliser de nouveaux outils d'intelligence artificielle relativement facilement	0,08	0,62	0,10	0,47
11	J'utilise des applications ou appareils qui utilisent la reconnaissance vocale	0,09	0,50	-0,24	0,77
10	J'utilise des applications ou appareils qui utilisent la reconnaissance d'images	0,26	0,38²	-0,08	0,72
24	Je suis toujours vigilant face aux dérives possibles de l'intelligence artificielle	0,05	-0,10	0,76	0,45
21	Je connais des risques associés à l'intelligence artificielle	0,17	0,07	0,61	0,44
23	Je suis toujours soucieux du respect de la vie privée et de la sécurité des données lorsque j'utilise des applications d'intelligence artificielle	-0,12	0,13	0,59	0,64
20	Je suis capable de nommer des usages non éthiques de l'intelligence artificielle	0,14	0,13	0,59	0,44
22	Je respecte toujours certains principes éthiques lorsque j'utilise des applications d'intelligence artificielle	0,01	0,15	0,56	0,58
12	Je connais des applications qui utilisent l'intelligence artificielle	0,23	0,30	0,36	0,45
13	Je sais distinguer les usages de l'intelligence artificielle qui relèvent de la fiction de ceux qui relèvent de la réalité	0,36	0,26	0,29	0,44
17	Je suis capable d'utiliser un ordinateur ou un appareil mobile (cellulaire, tablette) de façon autonome	-0,13	0,32	0,38	0,72
18	En général, je comprends comment fonctionnent les ordinateurs et appareils mobiles (cellulaires, tablettes)	0,16	0,22	0,21	0,76

Les coefficients de saturation > 0,45 sont marqués en gras.

¹ Variance unique

² Cet item a été intégré au facteur 2 en raison de sa proximité sémantique avec l'item 11, ce choix est expliqué dans le texte.

Tableau 9. Matrice des corrélations entre les facteurs de l'AFE

Facteurs	F1	F2	F3
F1	1,00		
F2	0,57	1,00	
F3	0,53	0,48	1,00

Toutes les corrélations sont significatives ($p < 0,001$).

6.3.3. Analyse factorielle confirmatoire

Pour confirmer la validité de la structure factorielle à 3 facteurs et 25 items, une analyse factorielle confirmatoire a été réalisée sur le même échantillon. Le tableau 10 présente les charges factorielles (λ) de chaque item par rapport à leur facteur. Le *Root mean square error of approximation* (RMSEA), dont la valeur est acceptable dès qu'elle est inférieure à 0,08 (Fabrigar et al., 1999) est de 0,069. Le *Comparative fit index* (CFI) et le *Tucker-Lewis Index* (TLI) sont tous les deux de 0,98, ce qui est supérieur au seuil de 0,95 suggéré par Schumacker et Lomax (2010).

Tableau 10. Charges factorielles des items par rapport à leur facteur (AFC)

Facteur	Item	λ
Facteur 1 Connaissances techniques sur l'IA	1 Je serais capable d'expliquer à quelqu'un d'autre ce qu'est l'apprentissage profond	0,84
	2 Je serais capable d'expliquer à quelqu'un d'autre comment fonctionne le traitement du langage naturel	0,83
	3 Je serais capable d'expliquer à quelqu'un ce que sont des <i>données d'entraînement</i>	0,91
	4 Je serais capable d'expliquer à quelqu'un d'autre ce que sont des données massives	0,87
	5 Je serais capable d'expliquer à quelqu'un d'autre ce qu'est l'apprentissage automatique supervisé	0,93
	6 Je sais distinguer l'intelligence artificielle basée sur des règles logiques de celle basée sur des probabilités	0,79
	7 Je serais capable d'expliquer à quelqu'un d'autre la différence entre l' <i>apprentissage automatique supervisé</i> et <i>non supervisé</i>	0,91
	8 Je serais capable d'expliquer à quelqu'un d'autre le fonctionnement d'un <i>réseau de neurones artificiels</i>	0,88
	9 Je serais capable d'expliquer à quelqu'un d'autre la différence entre des <i>données d'entraînement</i> et des <i>données de validation</i>	0,91
	15 Je serais capable d'expliquer à quelqu'un d'autre ce qu'est un <i>algorithme</i> en informatique	0,81
	16 Je comprends à quoi servent les langages de programmation informatique	0,82
	19 Je serais capable d'expliquer à quelqu'un d'autre comment fonctionnent et à quoi servent les règles logiques (si/sinon) en informatique	0,84

Facteur	Item	λ	
Facteur 2 Capacité à utiliser des outils d'IA à des fins pédagogiques	10	J'utilise des applications ou appareils qui utilisent la reconnaissance d'images	0,56
	11	J'utilise des applications ou appareils qui utilisent la reconnaissance vocale	0,40
	14	J'utilise des outils d'intelligence artificielle pour m'aider à créer du contenu (p. ex. montages vidéo, œuvres d'art, textes, musique, filtres de photos)	0,58
	25	Je suis capable d'utiliser des outils d'intelligence artificielle de façon compétente pour m'aider dans mon enseignement au quotidien	0,89
	26	Je suis capable d'apprendre à utiliser de nouveaux outils d'intelligence artificielle relativement facilement	0,73
	27	Je suis capable d'utiliser des outils d'intelligence artificielle pour améliorer mon efficacité au travail	0,88
	28	Je suis capable d'aider et guider mes étudiants et étudiantes dans leur utilisation d'outils éducatifs utilisant l'intelligence artificielle	0,92
	29	Je suis capable d'intégrer des technologies éducatives d'intelligence artificielle dans l'enseignement de ma discipline	0,88
	Facteur 3 Sensibilité aux enjeux éthiques	20	Je suis capable de nommer des usages non éthiques de l'intelligence artificielle
21		Je connais des risques associés à l'intelligence artificielle	0,81
22		Je respecte toujours certains principes éthiques lorsque j'utilise des applications d'intelligence artificielle	0,67
23		Je suis toujours soucieux du respect de la vie privée et de la sécurité des données lorsque j'utilise des applications d'intelligence artificielle	0,54
24		Je suis toujours vigilant face aux dérives possibles de l'intelligence artificielle	0,64

6.3.4. Validation de la cohérence interne de l'échelle finale

Le tableau 11 présente, pour l'échantillon global, les corrélations entre les facteurs ainsi que les alphas de Cronbach et les omégas de McDonald. Même si les seuils pour interpréter ces coefficients ne font pas consensus, les valeurs obtenues dépassent largement le seuil de 0,70 généralement admis comme le minimum souhaitable (Nunnally, 1967).

Tableau 11. Corrélations entre les facteurs et cohérence interne de l'échelle finale

Facteurs	F1	F2	F3	α de Cronbach [95%]	ω de McDonald
F1	1,00			0,96 [0,95 – 0,97]	0,96 [0,95 – 0,97]
F2	0,55	1,00		0,87 [0,84 – 0,89]	0,88 [0,86 – 0,90]
F3	0,51	0,47	1,00	0,77 [0,73 – 0,80]	0,80 [0,77 – 0,84]

Note. Toutes les corrélations sont significatives à $p < 0,001$

6.4. Discussion

En introduction, nous avons évoqué l'importance que les enseignants développent une bonne littératie de l'IA pour pouvoir utiliser de manière critique les systèmes d'IA qui leur sont proposés. Nous avons évoqué que, jusqu'à un certain point, ils doivent comprendre le fonctionnement de certaines techniques d'IA pour comprendre la portée de certains enjeux éthiques (p. ex., l'IA probabiliste et le risque de biais). Pour pouvoir mesurer le niveau de littératie de l'IA de la population enseignante au postsecondaire, nous avons développé une échelle basée sur des échelles existantes et des énoncés inédits. La discussion vise à présenter quelques réflexions sur la qualité de l'instrument et ses limites, puis sur ses utilisations potentielles dans le futur.

6.4.1. Qualités et limites de l'instrument de mesure développé

D'abord, les trois facteurs qui ont émergé présentent tous une forte cohérence interne (α de Cronbach et Ω de McDonald entre 0,80 et 0,96). Le facteur éthique a permis de confirmer le facteur établi par Wang et al. (2022) : nous avons repris leurs trois items, et ils ont tous émergé dans le même facteur lors de l'analyse factorielle exploratoire. À ces trois items qui ciblaient des comportements, deux items ciblant des connaissances ont émergé dans le même facteur et permettent à notre avis de mieux représenter l'ensemble des enjeux éthiques (*Je connais des risques associés à l'IA* et *Je suis capable de nommer des usages non éthiques de l'intelligence artificielle*). Cet ajout nous est aussi apparu important pour couvrir, dans le facteur éthique, la possibilité que des personnes choisissent consciemment de ne pas utiliser certains outils d'IA en raison de préoccupations éthiques. Ils pourraient alors ne pas se sentir concernés par deux des trois items de Wang et al. (2022) qui réfèrent à leur utilisation d'outils d'IA. Le facteur pédagogique a permis de

confirmer le facteur *Applying AI* établi par Zhao et al. (2022), dont nous avons repris les cinq items. Pour deux de ces items, nous avons élargi pour ne pas restreindre aux usages pédagogiques sur la base des conclusions de Raby (2005), selon lesquelles les usages personnels des technologies faits par les enseignants sont un préalable à une utilisation pédagogique. Il était donc souhaitable que le facteur d'utilisation pédagogique comprenne à la fois des items d'utilisation plus générale et des items plus spécifiques à des situations d'enseignement-apprentissage. D'autres items inédits, inspirés de Touretzky et al. (2019) et de Long et Magerko (2020), ont permis de mieux couvrir les principaux usages de l'IA (p. ex. « J'utilise des applications de reconnaissance d'images »).

De manière générale, les résultats de notre validation sont comparables à ceux obtenus pour des instruments similaires. Karaca et al. (2021) ont obtenu des indices d'adéquation similaires, quoiqu'un peu plus faibles. Leur RMSEA est supérieur au seuil de 0,08, ce qui signifie que leur modèle génère un peu plus d'erreurs de prédictions que le nôtre, mais le CFI est de 0,94. Cela pourrait peut-être s'expliquer, selon nous, par le fait que nous avons restreint notre facteur technique à des connaissances, lui donnant une meilleure cohérence interne, alors qu'eux ont intégré aussi des habiletés comme « Je peux analyser des données obtenues par l'IA en santé ». Il y a aussi un peu de *cross-loading* entre leurs facteurs 1 et 2 (quatre items de leur facteur 1 ont des coefficients de saturation $> 0,32$, c'est-à-dire que 10% de leur variance est expliquée par le facteur 2 selon Comrey et Lee, 1992). Tout comme eux, notre facteur éthique est celui qui obtient la plus faible cohérence interne, mais celle-ci demeure acceptable. Wang et al. (2022), pour obtenir un instrument de mesure plus parcimonieux, ont retenu les trois items avec les plus hauts coefficients de saturation pour chaque facteur. Cela leur permet d'obtenir un modèle final avec d'excellents indices d'adéquation (RMSEA = 0,01; TLI = 0,99; CFI = 0,99). En appliquant aussi cette stratégie dans notre analyse confirmatoire, le RMSEA passe de 0,069 à 0,052, le CFI passe de 0,978 à 0,995, et le TLI passe de 0,975 à 0,993. Nous avons quand même laissé tous les items pertinents pour pallier le fait que le domaine de l'IA évolue rapidement et qu'il nous semble risqué de s'en remettre seulement à trois items par

facteur, mais selon le contexte, il pourrait être pertinent de n'utiliser que quelques items de notre questionnaire sans trop d'impact sur la validité.

Au niveau des limites, l'instrument n'a pas fait l'objet de type test-retest afin de vérifier s'il produit les mêmes réponses auprès des mêmes personnes à deux moments espacés (Bernaud, 2014). Cet exercice pourrait être réalisé dans le futur, mais nous est apparu difficile étant donné que le sujet est fréquemment mentionné dans l'actualité, que des formations sont de plus en plus offertes aux enseignant · e · s et que ceux-ci en discutent entre collègues. En somme, la fidélité test-retest pourrait être difficile à établir si le niveau de littératie des enseignant · e · s varie d'une administration à l'autre. Malgré nos efforts pour ne pas introduire de technologies spécifiques dans la formulation des items, l'IA et ses usages est un domaine qui évolue rapidement, et il se pourrait que certains items tombent en désuétude plus rapidement que prévu ou que d'autres items s'avèrent nécessaires.

6.4.2. Utilisations futures de l'instrument de mesure

Le questionnaire peut aisément être réutilisé pour mesurer le niveau de littératie de l'IA des enseignant · e · s dans une variété de contexte, par exemple pour mener des études sur l'adoption de différents types d'usage de l'IA. À condition de valider par analyse factorielle confirmatoire la cohérence interne, il devrait aussi pouvoir être administré auprès d'enseignant · e · s du primaire et du secondaire : les items pédagogiques de Zhao et al. (2022) ont été validés auprès de cette population en Chine, alors que nous les avons validés auprès d'enseignant · e · s du postsecondaire. Par leur formulation, les énoncés n'appellent pas à des éléments spécifiques à chaque ordre d'enseignement. Le questionnaire pourrait possiblement être réduit, par exemple, le facteur technique devrait pouvoir être mesuré avec les quatre items avec les plus hautes charges factorielles (les items 3, 5, 7 et 9).

Le questionnaire pourrait aussi être réutilisé comme mesure de la littératie de l'IA auprès de la population générale avec quelques adaptations. Les facteurs technique et éthique ne réfèrent pas à des aspects pédagogiques, d'ailleurs, le facteur éthique s'appuie en grande

partie sur celui de Wang et al. (2022), validé auprès de la population générale. Le facteur technique, inédit à notre étude, a été proposé à partir de plusieurs références dont le curriculum AI4K12 et les connaissances de Long et Magerko (2020), deux documents qui s'intéressent aux connaissances que toute personne devrait avoir au sujet de l'IA. À cet égard, l'employer auprès de la population générale serait pertinent. Les items qui réfèrent à des usages éducatifs (25, 28 et 29) dans le facteur pédagogique devraient être retirés pour une utilisation auprès de la population générale, et le facteur pourrait être renommé « Capacité à utiliser des outils d'IA ». Une analyse factorielle confirmatoire devrait être réalisée.

6.5. Conclusion

À notre connaissance, cette étude est la première à développer un instrument de mesure de la littératie de l'IA spécifiquement conçu pour les enseignants du postsecondaire. Cet instrument est un questionnaire de 25 énoncés auxquelles les personnes doivent répondre sur des échelles Likert à 6 niveaux. L'analyse factorielle exploratoire, réalisée à partir des réponses au questionnaire de 395 enseignants, a permis de proposer une structure factorielle à trois facteurs : connaissances techniques sur l'IA, capacité à utiliser des outils d'IA à des fins pédagogiques de connaissances, et de sensibilité aux enjeux éthiques. L'analyse factorielle confirmatoire a permis de confirmer l'adéquation du modèle aux données collectées, et les mesures de cohérence interne sont satisfaisantes pour tous les facteurs.

Le questionnaire peut être réemployé en tout ou en partie pour mesurer ces facteurs (technique, pédagogique et éthique) auprès de la population enseignante dans le cadre d'autres études. Ces facteurs peuvent être étudiés à titre de variables explicatives dans des études sur l'adoption de l'IA par les enseignants, ou bien dans des études qui portent sur d'autres sujets et pour lesquelles des hypothèses amènent à soupçonner un lien avec le niveau de littératie de l'IA. Sous réserve de validation subséquente, les facteurs technique et éthique devraient pouvoir être utilisés pour une mesure auprès d'autres

populations. Le facteur pédagogique, si l'on y retire les items spécifiques à l'enseignement, pourrait être utilisé comme mesure de la capacité générale à utiliser les systèmes d'IA auprès de la population générale.

6.6. Références

- Baron, G.-L. (2019). Les technologies dans l'enseignement scolaire : Regard rétrospectif et perspectives. *Les Sciences de l'éducation - Pour l'Ère nouvelle*, 52(1), 103-122. <https://doi.org/10.3917/lsdle.521.0103>
- Berger, J.-L. (2021). *Analyse factorielle exploratoire et analyse en composantes principales : Guide pratique*. <https://hal.science/hal-03436771/document>
- Bernaud, J.-L. (2014). Chapitre 2. Méthodologie psychométrique : Élaborer et valider des tests et des questionnaires psychologiques. Dans *Méthodes de tests et questionnaires en psychologie* (p. 69-111). Dunod. <https://www.cairn.info/methodes-de-tests-et-questionnaires-en-psychologie--9782100587957-p-69.htm>
- Blok, S., Trudeau, J. et Cassidy, R. (2022). *Artificial Intelligence Competency Framework*. Pôle IA Concordia-Dawson. https://poleia.quebec/en/wp-content/uploads/2022/07/PIA_ConcordiaDawson_AICompetencyFramework.pdf
- Bougaïeff, A. (1984). L'Avenir des A.P.O., c'est le « folkware ». *Bulletin de l'APOP*, 3(2).
- Boughton, B., Williamson, F., Lin, S., Taylor, R., Beetson, J., Bartlett, B., Anderson, P. et Morrell, S. (2022). Measuring adult English literacy improvements in First Nations communities in Australia. *International Journal of Training Research*, 20(3), 248-263. <https://doi.org/10.1080/14480220.2022.2032268>
- Bruneault, F., Laflamme, A. S. et Mondoux, A. (2022). *Former à l'éthique de l'IA en enseignement supérieur : Référentiel de compétence* [Prépublication]. Pôle montréalais d'enseignement supérieur en intelligence artificielle. <https://doi.org/10.31235/osf.io/38tfv>
- Cégep à distance. (s. d.). Tableau de bord – Le projet. *Site Web de Cégep à distance*. <https://cegepadistance.ca/le-cegep-a-distance-2/la-recherche-au-cegep-a-distance/tableau-de-bord-le-projet/>
- Cetindamar, D., Kitto, K., Wu, M., Zhang, Y., Abedin, B. et Knight, S. (2022). Explicating AI Literacy of Employees at Digital Workplaces. *IEEE Transactions on Engineering Management*, 1-14. <https://doi.org/10.1109/TEM.2021.3138503>

- Chai, C. S., Wang, X. et Xu, C. (2020). An Extended Theory of Planned Behavior for the Modelling of Chinese Secondary School Students' Intention to Learn Artificial Intelligence. *Mathematics*, 8(11), 2089. <https://doi.org/10.3390/math8112089>
- Collin, S. et Marceau, E. (2023). Enjeux éthiques et critiques de l'intelligence artificielle en enseignement supérieur. *Éthique publique*, vol. 24, n° 2. <https://doi.org/10.4000/ethiquepublique.7619>
- Comrey, A. L. et Lee, H. B. (1992). *A first course in factor analysis* (2e édition). Erlbaum.
- Deeva, G., Bogdanova, D., Serral, E., Snoeck, M. et De Weerd, J. (2021). A review of automated feedback systems for learners : Classification framework, challenges and opportunities. *Computers & Education*, 162. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2020.104094>
- Elmqaddem, N. (2019). Augmented Reality and Virtual Reality in Education. Myth or Reality? *International Journal of Emerging Technologies in Learning (iJET)*, 14(03), 234. <https://doi.org/10.3991/ijet.v14i03.9289>
- Fabrigar, L. R., Wegener, D. T., MacCallum, R. C. et Strahan, E. J. (1999). *Evaluating the Use of Exploratory Factor Analysis in Psychological Research*.
- Gerbault, J. (2012). Littérature numérique : Les nouvelles dimensions de l'écrit au 21ème siècle. *Recherches en didactique des langues et des cultures*, 9(2). <https://doi.org/10.4000/rdlc.3960>
- Giraud, J. (1957). *Comment enseigner par les moyens audio-visuels*. Fernand Nathan.
- Hargittai, E. (2005). Survey Measures of Web-Oriented Digital Literacy. *Social Science Computer Review*, 23(3), 371-379. <https://doi.org/10.1177/0894439305275911>
- Hien, H. T., Cuong, P.-N., Nam, L. N. H., Nhung, H. L. T. K. et Thang, L. D. (2018). Intelligent Assistants in Higher-Education Environments : The FIT-EBot, a Chatbot for Administrative and Learning Support. *Proceedings of the Ninth International Symposium on Information and Communication Technology - SoICT 2018*, 69-76. <https://doi.org/10.1145/3287921.3287937>
- Holgado-Tello, F. P., Chacón-MoscOSO, S., Barbero-García, I. et Vila-Abad, E. (2010). Polychoric versus Pearson correlations in exploratory and confirmatory factor analysis of ordinal variables. *Quality & Quantity*, 44(1), 153-166. <https://doi.org/10.1007/s11135-008-9190-y>
- Horn, J. L. (1965). A rationale and test for the number of factors in factor analysis. *Psychometrika*, 30(2), 179-185.
- Irwing, P. et Hughes, D. J. (2018). Test Development. Dans P. Irwing, T. Booth et D. J. Hughes (Éds.), *The Wiley Handbook of Psychometric Testing* (1^{re} éd., p. 1-47). Wiley. <https://doi.org/10.1002/9781118489772.ch1>

- Jung, S. et Lee, S. (2011). Exploratory factor analysis for small samples. *Behavior Research Methods*, 43(3), 701-709. <https://doi.org/10.3758/s13428-011-0077-9>
- Karaca, O., Çalışkan, S. A. et Demir, K. (2021). Medical artificial intelligence readiness scale for medical students (MAIRS-MS) – development, validity and reliability study. *BMC Medical Education*, 21(1), 112. <https://doi.org/10.1186/s12909-021-02546-6>
- Kim, S.-W. et Lee, Y. (2022). The Artificial Intelligence Literacy Scale for Middle School Students. *Journal of the Korea Society of Computer and Information*, 27(3), 225-238. <https://doi.org/10.9708/JKSCI.2022.27.03.225>
- Lagakis, P. et Demetriadis, S. (2021). Automated essay scoring : A review of the field. *2021 International Conference on Computer, Information and Telecommunication Systems (CITS)*, 1-6. <https://doi.org/10.1109/CITS52676.2021.9618476>
- Lombard, F. (2007). Du triangle de Houssaye au tétraèdre des TIC : comprendre les interactions entre les savoirs d'expérience et ceux de recherche. Dans B. Charlier & D. Peraya (Éds.), *Transformation des regards sur la recherche en technologie de l'éducation* (p. 137-154). De Boeck Supérieur. <https://doi.org/10.3917/dbu.charl.2007.01.0137>
- Long, D. et Magerko, B. (2020). What is AI Literacy? Competencies and Design Considerations. *Proceedings of the 2020 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, 1-16. <https://doi.org/10.1145/3313831.3376727>
- Mohammadyari, S. et Singh, H. (2015). Understanding the effect of e-learning on individual performance : The role of digital literacy. *Computers & Education*, 82, 11-25. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2014.10.025>
- Ng, D. T. K., Leung, J. K. L., Chu, S. K. W. et Qiao, M. S. (2021). Conceptualizing AI literacy : An exploratory review. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, 2, 100041. <https://doi.org/10.1016/j.caeai.2021.100041>
- Nunnally, J. C. (1967). *Psychometric Theory*. McGraw-Hill.
- OCDE. (2013). *Perspectives de l'OCDE sur les compétences 2013 : Premiers résultats de l'évaluation des compétences des adultes*. OECD. <https://doi.org/10.1787/9789264204096-fr>
- Raby, C. (2005). *Analyse du cheminement qui a mené des enseignants du primaire à développer une utilisation exemplaire des technologies de l'information et de la communication en classe*. [Thèse de doctorat, Université du Québec à Montréal]. <https://tel.archives-ouvertes.fr/edutice-00000750>
- Sandu, N. et Gide, E. (2019). Adoption of AI-Chatbots to Enhance Student Learning Experience in Higher Education in India. *2019 18th International Conference on Information Technology Based Higher Education and Training (ITHET)*, 1-5. <https://doi.org/10.1109/ITHET46829.2019.8937382>

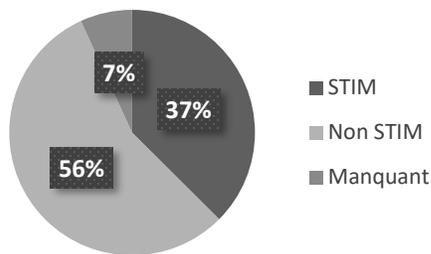
- Schumacker, R. E. et Lomax, R. G. (2010). *A Beginner's Guide to Structural Equation Modeling* (3e édition). Routledge.
- Shrestha, N. (2021). Factor Analysis as a Tool for Survey Analysis. *American Journal of Applied Mathematics and Statistics*, 9(1), 4 11. <https://doi.org/10.12691/ajams-9-1-2>
- Siemens, G. (2013). Learning Analytics : The Emergence of a Discipline. *American Behavioral Scientist*, 57(10), 1380 1400.
<https://doi.org/10.1177/0002764213498851>
- Sleeman, D. et Brown, J. S. (1982). *Intelligent tutoring systems*. Academic Press.
- Tabachnick, B. G. et Fidell, L. S. (2007). *Using multivariate statistics* (5e édition). Allyn & Bacon.
- Thomas, A., Tazouti, Y., Hoareau, L., Luxembourger, C., Hubert, B., Fischer, J. et Jarlégan, A. (2021). Development of a French language early literacy scale : Structural analysis and links between the dimensions of early literacy. *Journal of Research in Reading*, 44(2), 379 399. <https://doi.org/10.1111/1467-9817.12344>
- Touretzky, D., Gardner-McCune, C., Martin, F. et Seehorn, D. (2019). Envisioning AI for K-12 : What Should Every Child Know about AI? *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, 33, 9795 9799.
<https://doi.org/10.1609/aaai.v33i01.33019795>
- Union européenne. (2022). *Lignes directrices éthiques sur l'utilisation de l'intelligence artificielle (IA) et des données dans l'enseignement et l'apprentissage à l'intention des éducateurs*. <https://op.europa.eu/en/publication-detail/-/publication/d81a0d54-5348-11ed-92ed-01aa75ed71a1/language-fr>
- Wang, B., Rau, P.-L. P. et Yuan, T. (2022). Measuring user competence in using artificial intelligence : Validity and reliability of artificial intelligence literacy scale. *Behaviour & Information Technology*, 1 14.
<https://doi.org/10.1080/0144929X.2022.2072768>
- Wenger, E. (1986). *Artificial intelligence and tutoring systems : Computational approaches to the communication of knowledge*. Morgan Kaufmann.
- 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), 39. <https://doi.org/10.1186/s41239-019-0171-0>
- Zhao, L., Wu, X. et Luo, H. (2022). Developing AI Literacy for Primary and Middle School Teachers in China : Based on a Structural Equation Modeling Analysis. *Sustainability*, 14(21), 14549. <https://doi.org/10.3390/su142114549>

7. Portrait de la littératie de l'IA des enseignants et enseignantes du postsecondaire

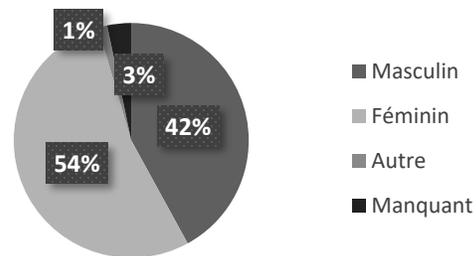
Ce chapitre vise à analyser les résultats au questionnaire de littératie de l'IA dont la validation a été faite dans le chapitre précédent qui constituait le deuxième article de la thèse. Pour rappel, un total de 395 enseignants et enseignantes du postsecondaire ont répondu au questionnaire de littératie de l'IA. La figure 19 présente leur répartition par discipline STIM/Non STIM, par genre et par ordre d'enseignement (collégial ou universitaire). Les scores moyens pour chaque sous-groupe sont présentés par facteur dans la figure 20, avec les intervalles de confiance à 95%.

Figure 19. Répartition des répondants au questionnaire de littératie de l'IA

A. STIM/Non STIM



B. Genre



C. Ordre d'enseignement

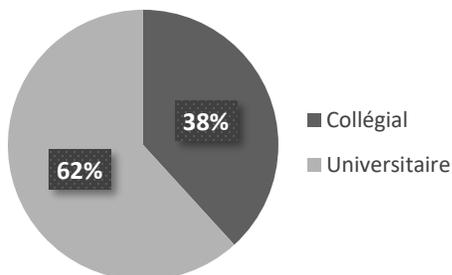
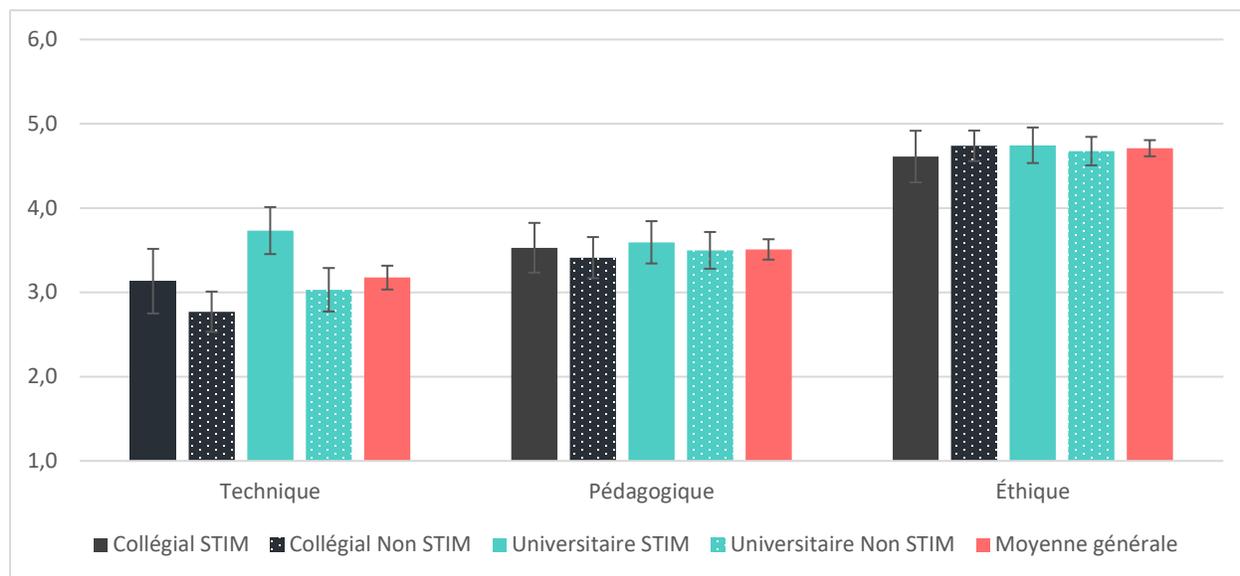


Figure 20. Moyenne des scores aux facteurs de littératie de l'IA, par ordre d'enseignement et STIM/Non STIM, avec intervalles de confiance à 95%



Note : Les barres d'erreurs représentent l'intervalle de confiance à 95%.

Tableau 12. Moyennes et écarts-types des facteurs de littératie de l'IA, par ordre d'enseignement et STIM/Non STIM

Facteur	Collégial				Universitaire				Tout l'échantillon	
	STIM		Non STIM		STIM		Non STIM		\bar{x}	s
	\bar{x}	s	\bar{x}	s	\bar{x}	s	\bar{x}	s		
Technique	3,13	1,34	2,77	1,24	3,73	1,43	3,03	1,43	3,18	1,43
Pédagogique	3,53	1,03	3,41	1,27	3,59	1,28	3,50	1,20	3,51	1,22
Éthique	4,61	1,06	4,74	0,93	4,75	1,08	4,68	0,93	4,71	0,97

Pour vérifier la normalité des distributions, le test de Shapiro-Wilk a été réalisé pour chacun des facteurs. Pour tous les facteurs, le test est significatif ($p < 0,001$) et conduit à rejeter l'hypothèse de normalité des distributions. Pour cette raison, des tests non paramétriques ont été utilisés pour comparer les différents groupes entre eux (STIM/Non STIM, Collégial/Universitaire, Homme/Femme).

Pour vérifier si les différences observées entre les groupes étaient significatives (collégial/universitaire et STIM/Non STIM), une analyse de domination stochastique a été réalisée. Contrairement à une analyse de variance, celle-ci ne s'appuie pas sur la variance pour établir la probabilité qu'il y ait une différence entre les groupes, mais plutôt sur le rang de chacune des observations. Le test de Kruskal-Wallis a été réalisé pour les variables d'ordre d'enseignement (collégial ou universitaire) et STIM/Non STIM. Pour le facteur technique, le test est significatif pour les deux variables. Cela signifie que les enseignants universitaires ont un score supérieur à celui des enseignants collégiaux, et que les enseignants STIM ont un score supérieur à celui des enseignants non STIM. Pour les autres facteurs, les tests sont non significatifs, indiquant qu'il n'y a pas de différence particulière entre les groupes, tel que présenté dans le tableau 13.

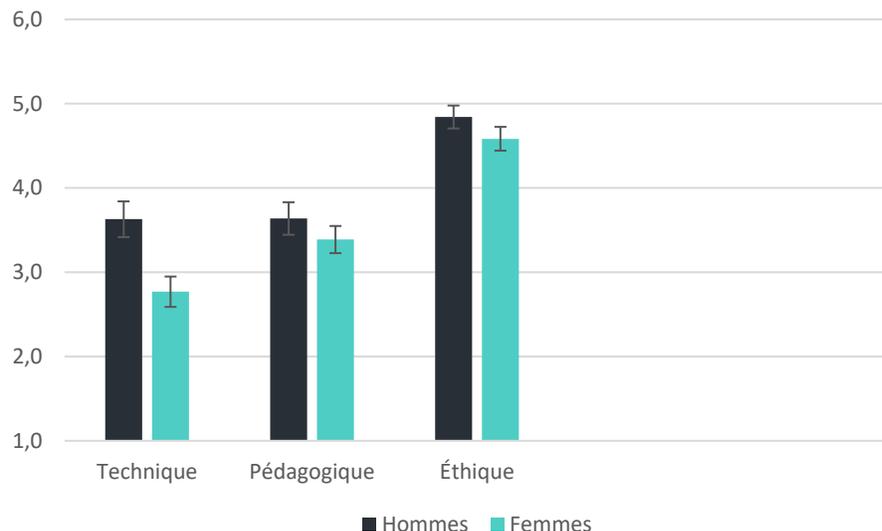
Tableau 13. Résultats de l'analyse de domination stochastique pour l'ordre d'enseignement et STIM/Non STIM, par facteur de littératie de l'IA

Facteur	Variable	Kruskal-Wallis	p
Technique	Ordre	8,97	0,003
	STIM/Non STIM	16,73	< 0,001
Pédagogique	Ordre	0,48	0,49
	STIM/Non STIM	1,13	0,29
Éthique	Ordre	0,12	0,73
	STIM/Non STIM	0,90	0,34

Pour tous les tests, $dl = 1$. Seuil de significativité α à 0,01.

Dans une perspective d'analyse différenciée selon le genre, il est apparu intéressant de vérifier s'il y avait des différences dans les scores aux échelles selon le genre (voir figure 21). À partir du test de Mann-Whitney, il y a une différence significative pour le facteur technique, les hommes ayant un score légèrement supérieur à celui des femmes, $U = 23\ 662$; $p < 0,001$. Les résultats du test de Mann-Whitney pour tous les facteurs sont présentés dans le tableau 14.

Figure 21. Moyenne des scores aux facteurs de littératie de l'IA par genre



Note : Les barres d'erreurs représentent les intervalles de confiance à 95%.

Tableau 14. Résultats du test de Mann-Whitney entre les hommes et les femmes, par facteur de littératie

Facteur	<i>W</i>	<i>p</i>
Technique	23 662	< 0,001
Pédagogique	19 599	0,043
Éthique	19 794	0,011

Seuil de significativité α à 0,01.

A priori, en s'appuyant sur la figure 20, les personnes semblent avoir obtenu des scores plus élevés pour certains facteurs que pour d'autres, du plus grand au plus petit : aisance, éthique, pédagogique, utilisation et technique. Pour vérifier si c'est bien le cas, le test de Friedman a été réalisé. Ce test, non paramétrique, sert à vérifier si une variable catégorielle permet d'expliquer en partie le résultat d'une variable continue (National Institute of Standards and Technology, 2015). Dans notre cas, le facteur (aisance, éthique, etc.) peut être considéré comme la variable catégorielle, et le niveau de littératie, mesuré pour chaque facteur, comme la variable continue. Il ressort que, pour une même personne, le score varie de manière significative en fonction du facteur, $X^2(2) = 352,21$; $p < 0,001$. Pour déterminer sur quels facteurs les enseignants ont le plus haut niveau de littératie,

nous avons réalisé un test de comparaison multiple (Conover, 1999) : le score de littératie éthique est plus élevé que celui de littératie pédagogique ($t(780) = 14,18; p_{\text{Bonf}} < 0,001$) et que celui de littératie technique ($t(780) = 17,74; p_{\text{Bonf}} < 0,001$). Le score de littératie pédagogique est plus élevé que celui de littératie technique ($t(780) = 3,56; p_{\text{Bonf}} < 0,001$).

8. Troisième article : Portrait de l'adoption de l'intelligence artificielle par les enseignants et enseignantes du postsecondaire au Québec

Alexandre Lepage, doctorant en sciences de l'éducation
Université de Montréal, Canada
alexandre.lepage.2@umontreal.ca

Normand Roy, professeur
Université de Montréal, Canada
normand.roy@umontreal.ca

Résumé

Mots-clés : Intelligence artificielle, enseignement supérieur, enseignant, adoption

Les outils d'IA sont de plus en plus nombreux et accessibles aux enseignant·e·s du postsecondaire. Ils peuvent servir à plusieurs usages dont les principaux sont la correction automatisée, la prédiction de la réussite ou le profilage, la rétroaction automatisée aux étudiants, la détection du plagiat et la création de matériel didactique. En raison de leur récente apparition, il demeure toutefois incertain de quelle façon ils s'intègrent aux pratiques enseignantes. Cette étude vise à étudier l'intention d'utilisation de ces différents usages par les enseignant·e·s en s'appuyant sur des facteurs issus de modèles existants (attitude, performance perçue, facilité d'utilisation et anxiété) et sur des facteurs de littératie de l'IA (connaissances techniques, capacité à faire des usages pédagogiques et sensibilisation aux enjeux éthiques). Des enseignant·e·s du postsecondaire ont rempli un questionnaire ($n = 127$) pour se prononcer sur chacun de ces facteurs. Des analyses de variance ont été réalisées pour comparer l'intention d'utilisation entre les différents types d'usage en tenant compte de la discipline d'enseignement et de l'ordre (collégial ou universitaire). Des analyses d'équations structurelles ont également été produites afin d'évaluer le schéma relationnel entre les variables pour chaque type d'usage. Les principaux résultats sont que les mesures d'adoption varient considérablement selon les types d'usage, et qu'un plus haut niveau de littératie technique de l'IA est associé à une performance perçue plus faible pour tous les usages.

Abstract

Keywords: Artificial intelligence, higher education, teacher, adoption

AI technologies are increasingly accessible to higher education teachers. They can serve many purposes such as student automated assessment, dropout prediction and profiling, automated feedback, plagiarism detection and creation of course material. Considering their novelty, it remains however unclear how they are integrated within teachers' practices. This study aims at better understanding the intention of use of these different applications by teachers. The study builds upon a series of constructs from existing models (attitude, expected performance, ease-of-use, anxiety) as well as constructs pertaining to AI literacy (technical knowledge of AI, ability to make pedagogical uses, and sensitivity to ethical concerns). Higher-education teachers completed a questionnaire ($n = 127$) to rate items related to these constructs. Analyses of variance were conducted to assess the intention of use across the different applications while considering for the subject and the level (college or university). A structural equation modeling analysis was also conducted for each application to understand the relationships across all variables. The main results are that adoption measures vary substantially across applications, and that a high level of technical knowledge of AI is associated to a decrease in the expected performance, for all applications.

8.1. Introduction

Cette étude porte sur l'adoption de l'intelligence artificielle (IA) par les enseignants 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. L'étude est empirique et s'appuie sur un questionnaire qui vise à mesurer différents facteurs d'adoption, décrit dans la section *Méthode* du présent article. Les résultats présentent des analyses de variance et des modélisations d'équations structurelles.

8.1.1. 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 permettaient 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. En éducation, les données d'apprentissage telles qu'on les entend aujourd'hui sont devenues disponibles avec l'arrivée de l'Internet qui permettait de conserver de manière pérenne et centralisée les données d'utilisateur · rice · s d'applications pour l'apprentissage (Brusilovsky et Peylo, 2003). 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 CTREQ (2018), les données peuvent être des traces d'utilisation (logs d'environnements numériques d'apprentissage), des données liées à l'apprenant (p. ex. ses notes, ses informations sociodémographiques) ou bien liées 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 cinq 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 enseignant·e·s qui pourraient être assistés dans la préparation de leur matériel didactique. Les prédictions de l'abandon sont parfois réalisées avec des taux d'exactitude dépassant les 90% (p. ex. Moseley et Mead, 2008; Oreshin et al., 2020) et permettent d'intervenir précocement pour soutenir les étudiant·e·s ayant des difficultés. 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 (UNESCO, 2023). 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 à opposer à de nombreux enjeux éthiques qui ont été abondamment discutés. D'abord, le développement de systèmes d'IA implique la collecte de données pour lesquelles les étudiant·e·s ne sont pas toujours adéquatement informés (Romero, 2019) ou alors le consentement est obligatoire pour l'obtention de services essentiels à leur scolarité (Hakimi et al., 2021). Les étudiant·e·s ne sont pas toujours non plus même informés qu'ils interagissent avec une IA plutôt qu'avec un être humain (Nichols et Holmes, 2018) ou bien ils ne savent pas comment sont utilisées leurs données et les personnes qui y ont accès même si on les en a informés (Gras, 2019). Or, la collecte et centralisation de données, nécessaires à leur analyse (Madaio et al., 2021), posent certains risques comme le vol de données (Qin et al., 2020) ou la surveillance abusive qui peut désavantager les populations marginalisées (Jones et al., 2020; Karumbaiah et Brooks, 2019). Les usages qui découlent des outils d'IA peuvent aussi les

détourner de leur raison d'être, par exemple s'ils privent les étudiant·e·s de ressources plutôt que de leur en donner davantage (Corrin et al., 2019). De manière 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 enseignant·e·s, premiers concernés par le déploiement d'outils d'IA. Ce sont les enseignant·e·s qui adoptent, ou non, des technologies à des fins éducatives et développent des usages pédagogiques (Koehler et Mishra, 2009). Ils sont au premier plan concernés, car ce sont eux 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). Ils 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 attribuées par une IA. Pourtant, à l'heure actuelle, nous ignorons si ceux-ci sont préoccupés par ces enjeux éthiques au point d'influencer leur intention d'utilisation ou non. Nous ignorons également ce que pensent les enseignant·e·s des outils d'IA en général et s'ils 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 enseignant·e·s.

8.1.2. Cadre conceptuel

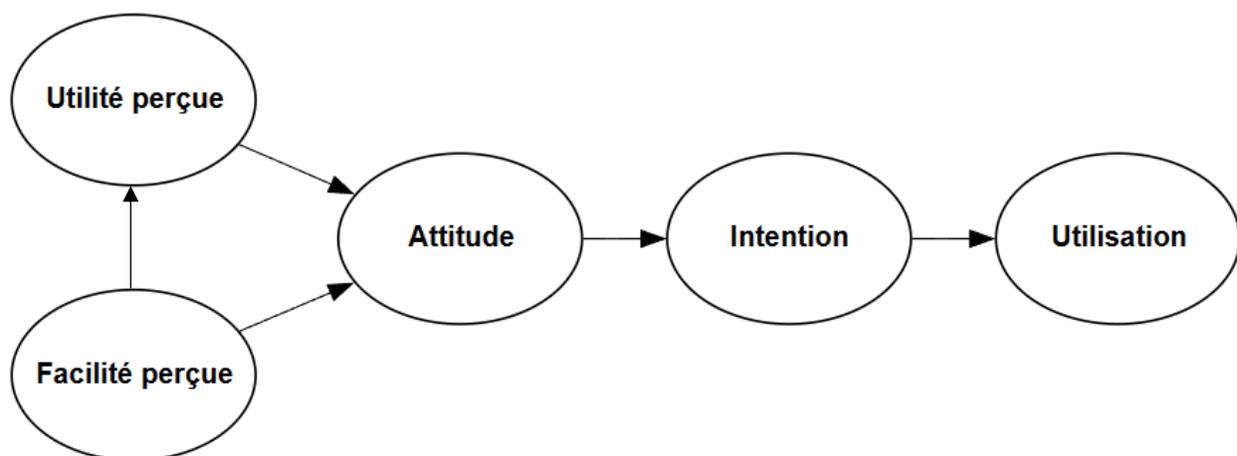
Le cadre conceptuel a été élaboré d'abord à partir de modèles d'adoption des technologies. Il s'appuie aussi sur quelques études existantes ciblant l'adoption de l'IA.

8.1.2.1. Modèles d'adoption des technologies

Plusieurs modèles de recherche existent pour étudier l'adoption. Les principaux sont les modèles TAM (*Technology acceptance model*) (Davis et al., 1989) et UTAUT (*Unified theory of adoption and use of technology*) (Venkatesh et al., 2003). Le modèle TAM a été développé par Davis (1989) afin d'appliquer la théorie de l'action raisonnée de Fishbein

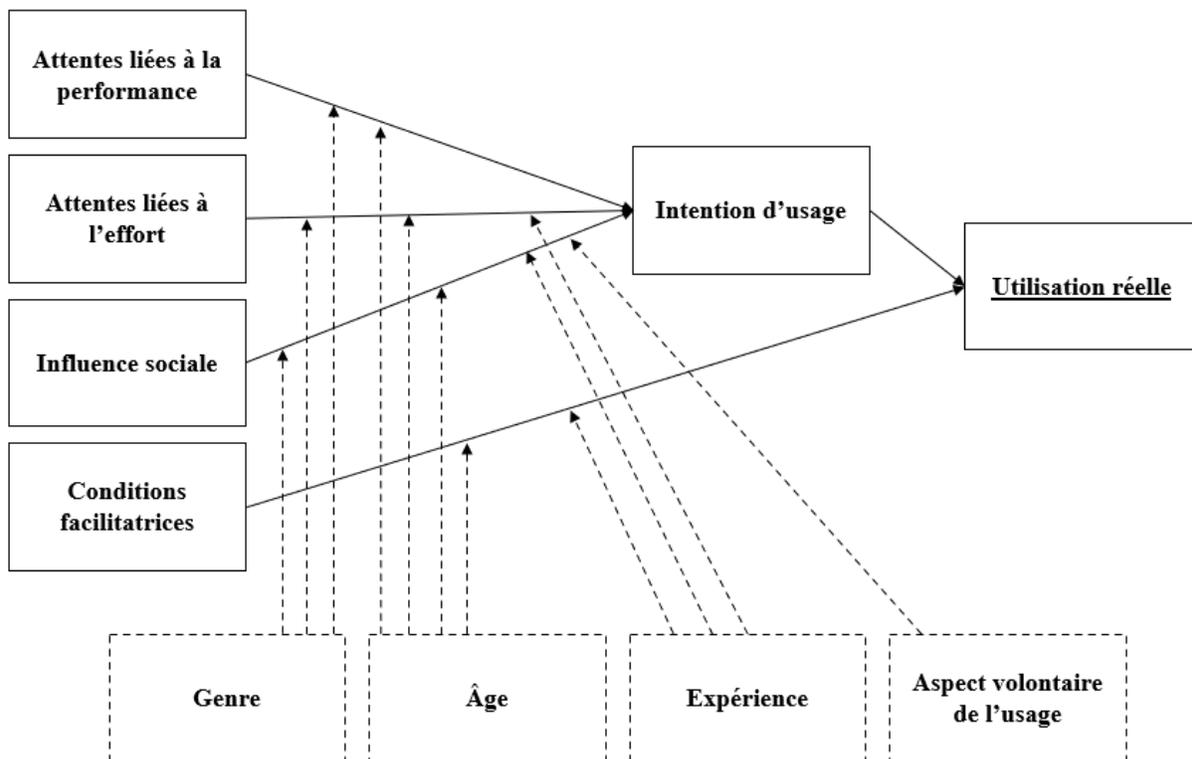
et Ajzen (1975) au domaine des technologies. Cette dernière stipule que l'individu a des objectifs à atteindre, et qu'il s'engagera dans des actions seulement si elles contribuent à atteindre ses objectifs. L'étude originale de Davis proposait quatre construits mesurés à l'aide d'un questionnaire avec des énoncés où la technologie à l'étude peut être précisée. Par exemple, un des énoncés pour mesurer le construit d'utilité perçue (UP) est « Utiliser [nom de l'outil] dans mon travail me permettrait d'accomplir mes tâches plus rapidement » (Davis, 1989, p. 340, traduction libre). Les autres construits sont la facilité d'utilisation perçue (FUP), 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 FUP influence directement l'UP. Sakarji et al. (2019) soulignent la forte répliquabilité de l'étude de Davis : « La validité de l'instrument conçu par Davis est confirmée à travers plusieurs recherches et celui-ci a été utilisé avec différentes populations et différents logiciels » (p. 19, traduction libre). Le résultat le plus récurrent est que l'UP et la FUP influencent aussi directement l'intention d'utiliser, laquelle influence l'utilisation réelle qui est faite par la suite. Autrement dit, l'explication sous-jacente à l'adoption ou au rejet d'une technologie par des personnes réside principalement dans l'UP et la FUP.

Figure 22. Le modèle TAM



Le modèle UTAUT 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), 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 font partie du modèle : la facilité d'utilisation (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 dans la figure 23.

Figure 23. Le modèle UTAUT



À notre connaissance, aucune étude ne s'est encore intéressée à l'adoption de l'IA par les enseignants 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. Ils ont mesuré auprès de 406 enseignant·e·s 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 sont à l'effet que les enseignant·e·s du primaire perçoivent une plus grande performance aux usages de l'IA que ceux 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, p. ex. la création d'exercices en français ou en mathématiques. Selon Cojean et Martin (2022), les enseignant·e·s du primaire sont plus enclins à adopter des usages de génération d'exercices, alors que les enseignant·e·s du secondaire sont plus enclins à adopter des usages pour l'identification des difficultés d'apprentissage. Choi et al. (2022) ont vérifié si les croyances pédagogiques (constructivistes ou transmissives) avaient des effets sur les variables d'adoption du modèle TAM. Il ressort qu'autant 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. Dans une analyse hiérarchique multicritères pour déterminer le poids de plusieurs facteurs dans la décision d'enseignant·e·s d'anglais d'utiliser ou des non des outils d'IA, Du et Gao (2022) ont identifié que l'utilité perçue l'emporte sur tous les autres facteurs dans la décision d'adopter ou non. Plus spécifiquement en enseignement supérieur, Chatterjee et Bhattacharjee (2020) ont appliqué UTAUT auprès d'enseignant·e·s, étudiant·e·s et employé·e·s d'établissements d'enseignement supérieur (non différenciés), et il ressort notamment que le risque perçu influence négativement l'attitude. Finalement, Priya Gupta et Bhaskar (2020) ont aussi identifié 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'étudier l'adoption de l'IA en distinguant différents types d'usages (Cojean et Martin, 2022), qu'il peut y avoir des

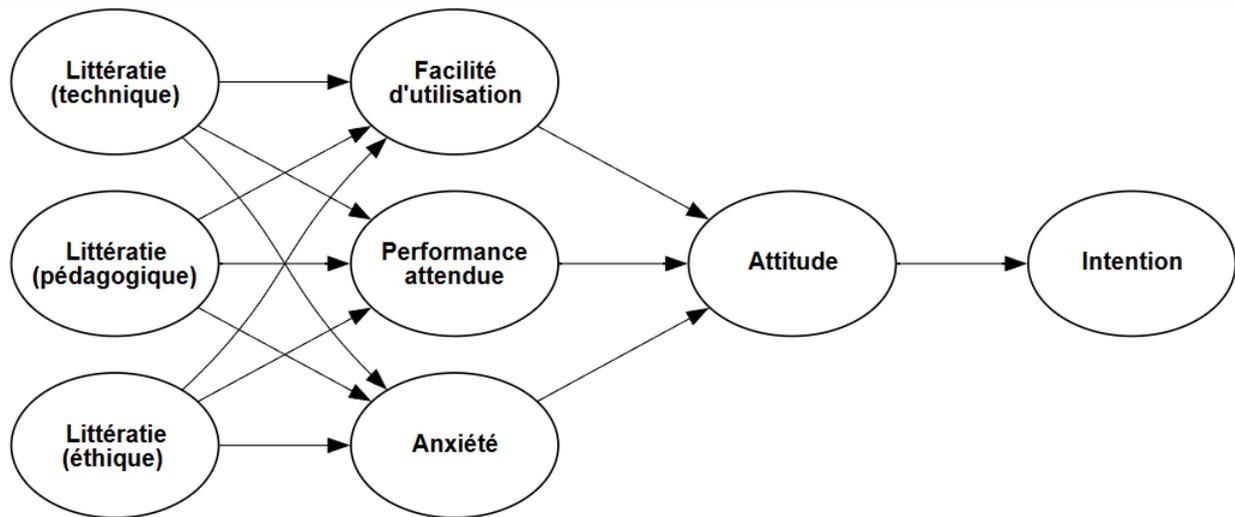
différences entre les ordres d'enseignement et que les usages peuvent varier selon les croyances pédagogiques (Choi et al., 2022). Des éléments relatifs au risque perçu peuvent aussi influencer l'attitude (Chatterjee et Bhattacharjee, 2020).

8.1.2.2. 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 enseignants 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 l'enseignant·e, l'obtention d'information supplémentaire sur les apprenant·e·s (p. ex. prédiction de la réussite ou d'échec), la rétroaction automatisée aux apprenant·e·s, 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) car celui-ci n'expliquait rien de nouveau par rapport à la facilité d'utilisation et la performance attendue. Considérant les enjeux éthiques mentionnés précédemment, il nous a semblé prudent d'envisager le scénario où les enseignant·e·s pourraient trouver une technologie facile à utiliser, mais quand même présenter une attitude défavorable. De plus, l'attitude est un prédicteur important de l'intention d'utilisation dans le modèle TAM (Davis et al., 1989). Le modèle meta-UTAUT de Dwivedi et al. (2020) propose d'ailleurs de la réintégrer dans le modèle. 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 par rapport à 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 littérature de

l'IA chez les enseignant·e·s 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 dans la figure 24.

Figure 24. Le modèle de recherche pour la modélisation d'équations structurelles



8.1.3. Objectif de recherche

L'objectif de cette recherche est d'expliquer l'adoption de types d'usages de l'IA par les enseignant·e·s du postsecondaire à des fins d'enseignement-apprentissage. Pour ce faire, nous nous appuyerons sur les résultats d'un questionnaire construit sur mesure et complété par des enseignant·e·s du postsecondaire. La section suivante décrit les détails de la méthode.

8.2. Méthode

Cette section présente les participant·e·s, l'instrument de mesure et les différentes analyses qui seront réalisées.

8.2.1. Participants et participantes

Un total de 143 enseignant·e·s du postsecondaire répartis dans 46 établissements (cégeps ou universités québécoises) ont participé à l'étude. De ce nombre, 16 ont été rejetés car

les questionnaires comportaient trop de données manquantes sur les variables d'adoption (un seuil a été fixé pour rejeter les questionnaires avec 30 données manquantes ou plus sur les 85 items d'adoption). L'échantillon final utilisé pour les analyses est donc composé de 127 enseignant·e·s. Il est équilibré au niveau de l'ordre d'enseignement (64 enseignant·e·s du collégial et 63 de l'universitaire), mais pas au niveau des disciplines (92 enseignant·e·s non STIM et 35 STIM) ni au niveau du genre (47 hommes, 73 femmes, 2 autres et 5 données manquantes). Les autres variables de profil collectées étaient l'âge et le nombre d'années d'expérience. L'échantillon est composé d'enseignant·e·s de 23 à 80 ans ($\bar{x} = 42,8$; $s = 10,6$) ayant entre 0 et 40 ans d'expérience ($\bar{x} = 13,9$; $s = 9,8$).

8.2.2. 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 déjà ou non 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 étudiant·e·s, 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. Des certifications éthiques ont été demandées dans trois universités et 13 cégeps pour pouvoir réaliser la recherche. Le recrutement s'est fait par un affichage sur les médias sociaux puis, selon les établissements, par des envois à des listes du personnel, l'affichage sur un portail employé ou bien l'affichage d'une annonce dans les salles du personnel enseignant.

8.2.3. Analyses

Les statistiques descriptives ont été analysées par discipline (STIM/Non STIM), par ordre d'enseignement (collégial/universitaire) et par genre (hommes/femmes). Pour vérifier si les différences de moyennes observées entre les groupes sont significatives, le test t de Welch (1947) a été réalisé pour ces mêmes regroupements (contrairement au test t de Student, ce test est robuste à la différence de taille des échantillons, ce qui est le cas pour les sous-groupes STIM/Non STIM et l'ordre d'enseignement). En plus des statistiques descriptives, deux analyses ont été réalisées, une analyse de variance (ANOVA) mixte et une modélisation d'équations structurelles.

8.2.3.1. Analyse de variance mixte

L'ANOVA est un procédé statistique qui permet de décomposer la variance d'une variable indépendante en fonction de l'appartenance à un groupe (Lachance et Raïche, 2014). Elle peut aussi être composée de mesures répétées pour vérifier, pour un même participant, si la mesure varie en fonction d'un paramètre. Dans notre cas, 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 répartir les participants 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). Pour le déterminer, l'ANOVA emploie le test F qui établit « le rapport entre la variabilité intergroupes et la variabilité intragroupe » (p. 357).

8.2.3.2. Modélisations d'équations structurelles

Afin d'obtenir un portrait général de l'adoption de l'IA par les enseignants du postsecondaire qui tient compte à la fois des cinq types d'usages, 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). Elle permet de maximiser l'explication de la variance des facteurs endogènes qui font partie du modèle (Hair et al., 2017). Même si elle s'appuie sur une approche de régressions linéaires, elle ne requiert pas la normalité des données et est non paramétrique (Hair et al., 2017). Selon Hair et al. (2017), cela signifie que pour déterminer si les coefficients de chemin (β) sont significatifs, il faut générer des distributions aléatoires à l'aide de rééchantillonnage (*bootstrapping*), ce qui a été fait (5 000 itérations). Contrairement à CB-SEM (*covariance-based SEM*), PLS-SEM ne peut pas être évalué avec des indices d'adéquation qui comparent la matrice de covariance estimée par le modèle et celle des données initiales, car les techniques employées ne visent pas à minimiser cet écart :

When using PLS-SEM, it is important to recognize that the term fit has different meanings in the contexts of CB-SEM and PLS-SEM. Fit statistics for CB-SEM are derived from the discrepancy between the empirical and the model-implied (theoretical) covariance matrix, whereas PLS-SEM focuses on the discrepancy between the observed (in the case of manifest variables) or approximated (in the case of latent variables) values of the dependent variables and the values predicted by the model in question. (Hair et al., 2017, p. 86-87)

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.

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.

8.2.3.3. *Données manquantes*

La gestion des données manquantes est essentielle pour réaliser des analyses par équations structurelles (Bonneville-Roussy et al., 2022). Pour les données de littératie et les variables d'adoption, il y avait 836 données manquantes dans toute la matrice, soit 5,5%. Selon Hair et al. (2017), une limite de 5% par indicateur est souhaitable. Or, pour certains indicateurs, cette limite est dépassée. 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. Par exemple, si une personne a répondu à 3 items sur 4 pour l'échelle d'attitude, nous avons imputé la donnée manquante avec la moyenne des 3 items auxquels elle a répondu. 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 participant · e · s-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... ». Nous faisons l'hypothèse que cela est dû au fonctionnement collégial du milieu de l'enseignement supérieur, où les relations supérieur · e · s-subordonné · e · s sont moins marquées. 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 (voir le code dans l'annexe 6 de la thèse de Lepage, 2023).

8.3. Résultats

Cette section présente les résultats de l'analyse des réponses au questionnaire, en présentant d'abord le portrait des participant · e · s, ensuite les différentes mesures de

l'adoption, puis une analyse de variance des variables d'adoption en fonction des cinq types d'usage de l'IA.

8.3.1. Description des mesures d'adoption par type d'usage

Le tableau 15 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 composée d'items (toutes sauf l'intention, mesurée avec une seule échelle). Tous les tests de Shapiro-Wilk sont significatifs, ce qui veut dire que les distributions ne respectent pas l'hypothèse de normalité ($ps < 0,01$), mais cela ne pose pas problème pour la réalisation des analyses de variance vue 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 15. Moyennes, écarts-types, tests de normalité et analyses de cohérence interne pour les variables d'adoption

Facteur	\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 ¹	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 ¹	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 ¹	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 ¹	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 ¹	4,68	1,49	-1,16	0,51	0,81*	-	-

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

¹ 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 16 présente les moyennes selon trois regroupements (STIM/Non STIM, ordre d'enseignement collégial ou universitaire, et genre, homme ou femme). Parmi les 75 tests d'hypothèse pour comparer les deux groupes (5 types d'usages \times 5 variables d'adoption \times 3 variables de regroupement), il ressort que les différences observées sont significatives dans trois situations. Pour les usages de l'IA visant la rétroaction auprès des étudiant·e·s, les enseignant·e·s STIM ont une attitude et une perception de la performance plus élevée que les enseignant·e·s non STIM. Pour la création de matériel didactique, les enseignant·e·s STIM ont une perception de la performance plus élevée que les enseignant·e·s non STIM.

Tableau 16. Scores moyens aux variables d'adoption par Non STIM/STIM, ordre d'enseignement et genre, et résultats du test t de Welch

	Non STIM/STIM			Ordre d'enseignement			Genre ¹		
	NSTIM	STIM	t	Coll.	Univ.	t	H	F	t
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									
	Non STIM/STIM			Ordre d'enseignement			Genre		
	NSTIM	STIM	<i>t</i>	Coll.	Univ.	<i>t</i>	H	F	<i>t</i>
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									
	Non STIM/STIM			Ordre d'enseignement			Genre		
	NSTIM	STIM	<i>t</i>	Coll.	Univ.	<i>t</i>	H	F	<i>t</i>
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									
	Non STIM/STIM			Ordre d'enseignement			Genre		
	NSTIM	STIM	<i>t</i>	Coll.	Univ.	<i>t</i>	H	F	<i>t</i>
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									
	STIM/Non STIM			Ordre d'enseignement			Genre		
	NSTIM	STIM	<i>t</i>	Coll.	Univ.	<i>t</i>	H	F	<i>t</i>
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 $p < 0,01$.

¹ Les personnes ayant répondu « Autre » pour le genre n'ont pas été intégrées à cette analyse ($n = 3$).

8.3.2. L'adoption en fonction des types d'usage

Les résultats de l'ANOVA sont présentés dans le tableau 17 en intégrant les différentes interactions entre les facteurs et les tailles d'effet. Il ressort de cette analyse que le type d'usage 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 17. Analyse de variance des variables d'adoption selon le type d'usage de l'IA, STIM/Non STIM et ordre d'enseignement

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

Note : La correction de Greenhouse-Geisser a été appliquée étant donné que les variances ne sont pas homogènes. Seuil de significativité α à 0,01.

Pour mieux comprendre cet effet, des tests de comparaisons multiples post-hoc avec correction de Bonferroni ont été réalisés et sont présentés dans le tableau 18. Cette analyse fait ressortir que, de manière générale, les usages de prédiction de la réussite, de correction automatisée et de rétroaction aux étudiant · e · s sont moins sujets à être adoptés par les enseignant · e · s 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 aequo avec la création de matériel. La facilité d'utilisation perçue pour les usages de correction automatisée et la 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 enseignants sont, ex aequo, 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, l'intention d'utiliser la plus faible est observée de manière équivalente pour les usages de correction, prédiction et rétroaction. Elle est plus élevée pour les usages de détection du plagiat et de création de matériel (de manière équivalente).

Tableau 18. Résultat des tests de comparaisons multiples des variables d'adoption, par type d'usages

Variables		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*

Variables		Différence des moyennes	<i>t</i>	<i>d</i> de Cohen	<i>p</i> _{Bonf}
	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
Variables		Différence des moyennes	<i>t</i>	<i>d</i> de Cohen	<i>p</i> _{Bonf}
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 α à 0,01.

8.3.3. 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.

8.3.3.1. Évaluation des validités convergente et discriminante

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), 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 19. Indicateurs de validité convergente des construits des modèles d'équations structurelles

	Lit. tech.		Lit. pédago.		Lit. éth.		Facilité		Perf.		Anxiété		Attitude	
	AVE	α^1	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

¹ 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 dans le tableau 20, par type d'usage de l'IA. Selon le critère de Fornell-Larcker, la racine carrée de l'AVE doit être plus grande que tous les coefficients de corrélations (Hair et al., 2017), ce qui est respecté.

Tableau 20. Matrices de Fornell-Larcker du modèle d'équations structurelles

	Lit. tech.	Lit. pédago.	Lit. éth.	Facilité	Perf.	Anxiété	Attitude
Correction							
Lit. tech.	0,77						
Lit. pédago.	0,29	0,69					
Lit. éth.	0,19	0,15	0,49				
Facilité	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							
Lit. tech.	0,78						
Lit. pédago.	0,26	0,68					
Lit. éth.	0,16	0,15	0,50				
Facilité	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							
Lit. tech.	0,77						
Lit. pédago.	0,30	0,68					
Lit. éth.	0,21	0,19	0,55				
Facilité	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							
Lit. tech.	0,79						
Lit. pédago.	0,31	0,69					
Lit. éth.	0,25	0,21	0,60				
Facilité	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							
Lit. tech.	0,75						
Lit. pédago.	0,27	0,70					
Lit. éth.	0,20	0,19	0,55				
Facilité	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 représentent \sqrt{AVE} , les autres cellules des coefficients de corrélation.

8.3.3.2. Paramètres estimés par type d'usages de l'IA

Le tableau 21 présente les coefficients de régression (β) estimés dans le modèle d'équations structurelles pour chaque type d'usage de l'IA, ainsi que les coefficients de détermination r^2 ajustés pour chaque variable endogène. Les figures 25 à 29 présentent les graphes du modèle appliqué à chacun des usages (et intègrent les intervalles de confiance, calculés à partir d'un rééchantillonnage de type *bootstrap*, 5 000 fois par type d'usage).

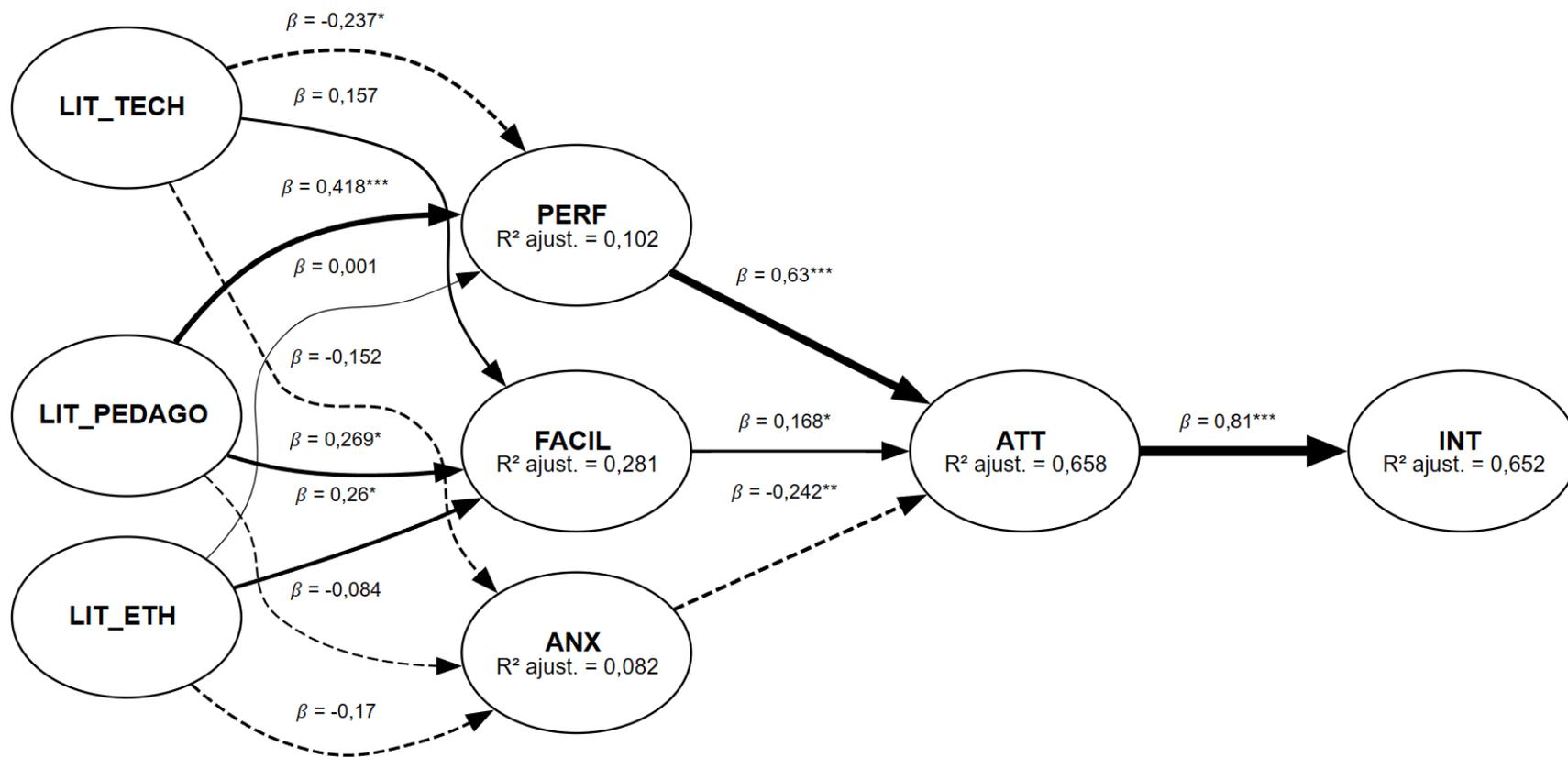
Tableau 21. Coefficients de régression estimés du modèle d'équations structurelles par type d'usage de l'IA et valeurs R^2 des variables endogènes

Relation	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
Lit. tech. → Facilité	0,16	0,16	0,18	0,05	-0,06
Lit. tech. → Performance	-0,24*	-0,17	-0,25*	-0,47*	-0,33
Lit. tech. → Anxiété	-0,15	0,08	0,03	0,10	0,05
Lit. pédago. → Facilité	0,27*	0,39*	0,31*	0,23	0,37
Lit. pédago. → Performance	0,42*	0,48*	0,51*	0,28	0,53
Lit. pédago. → Anxiété	-0,08	-0,29*	-0,24*	-0,05	-0,32
Lit. éth. → Facilité	0,26*	0,22	0,17	0,26	0,22
Lit. éth. → Performance	0,00	-0,09	-0,19	-0,04	-0,08
Lit. éth. → Anxiété	-0,17	-0,13	-0,18	-0,15	-0,25
Déjà utilisé → Facilité ¹	.	.	.	0,25	0,15
Déjà utilisé → Performance ¹	.	.	.	0,25	0,19
Déjà utilisé → Anxiété ¹	.	.	.	-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

* $p < 0,05$

¹ 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.

Figure 25. Estimation des paramètres du modèle d'équations structurelles pour les usages de correction



—————> Relation positive
 - - - - -> Relation négative
 * $p < 0,05$; ** $p < 0,01$; *** $p < 0,001$

Figure 26. Estimation des paramètres du modèle d'équations structurelles pour les usages de prédiction

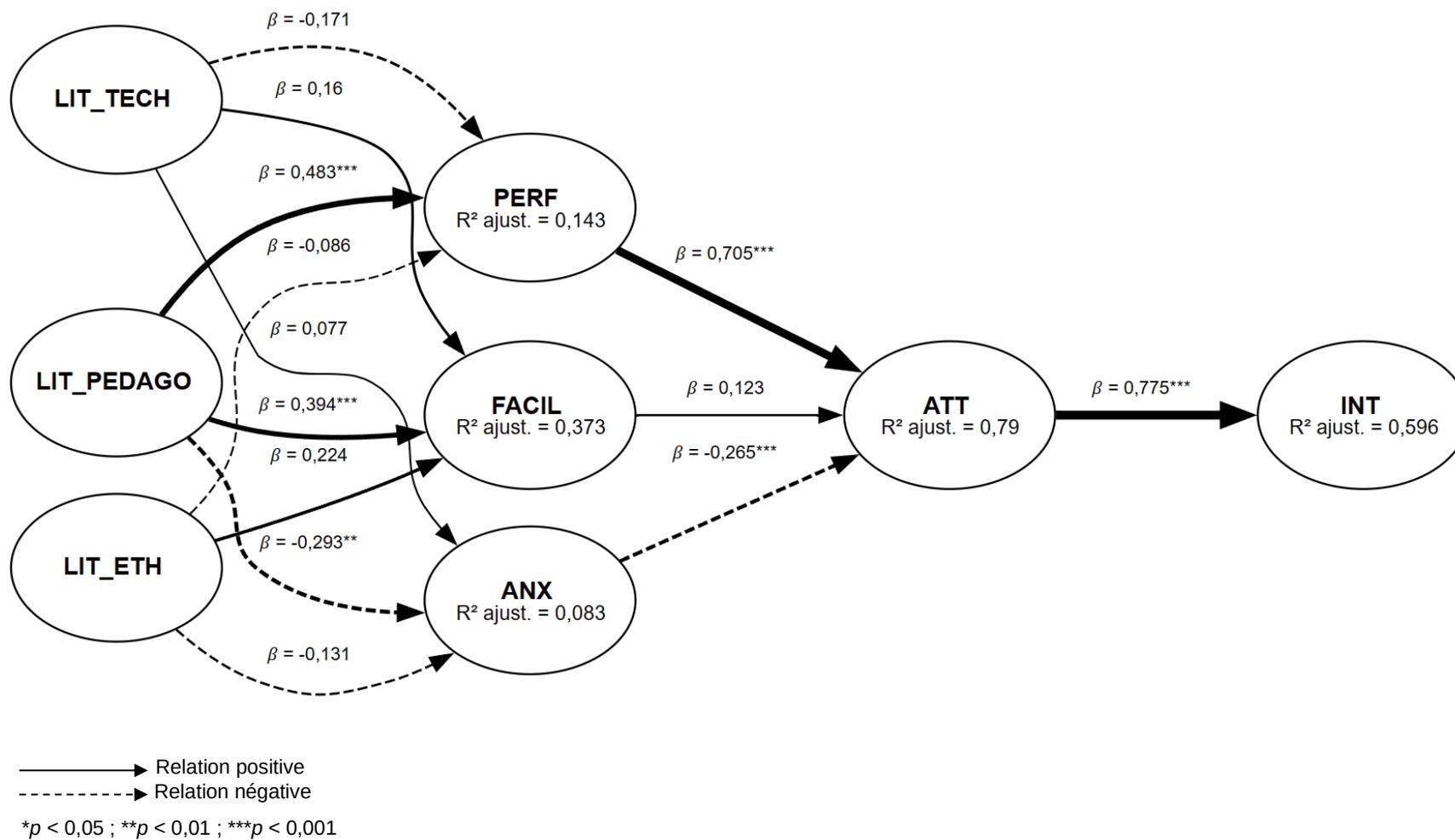


Figure 27. Estimation des paramètres du modèle d'équations structurelles pour les usages de rétroaction

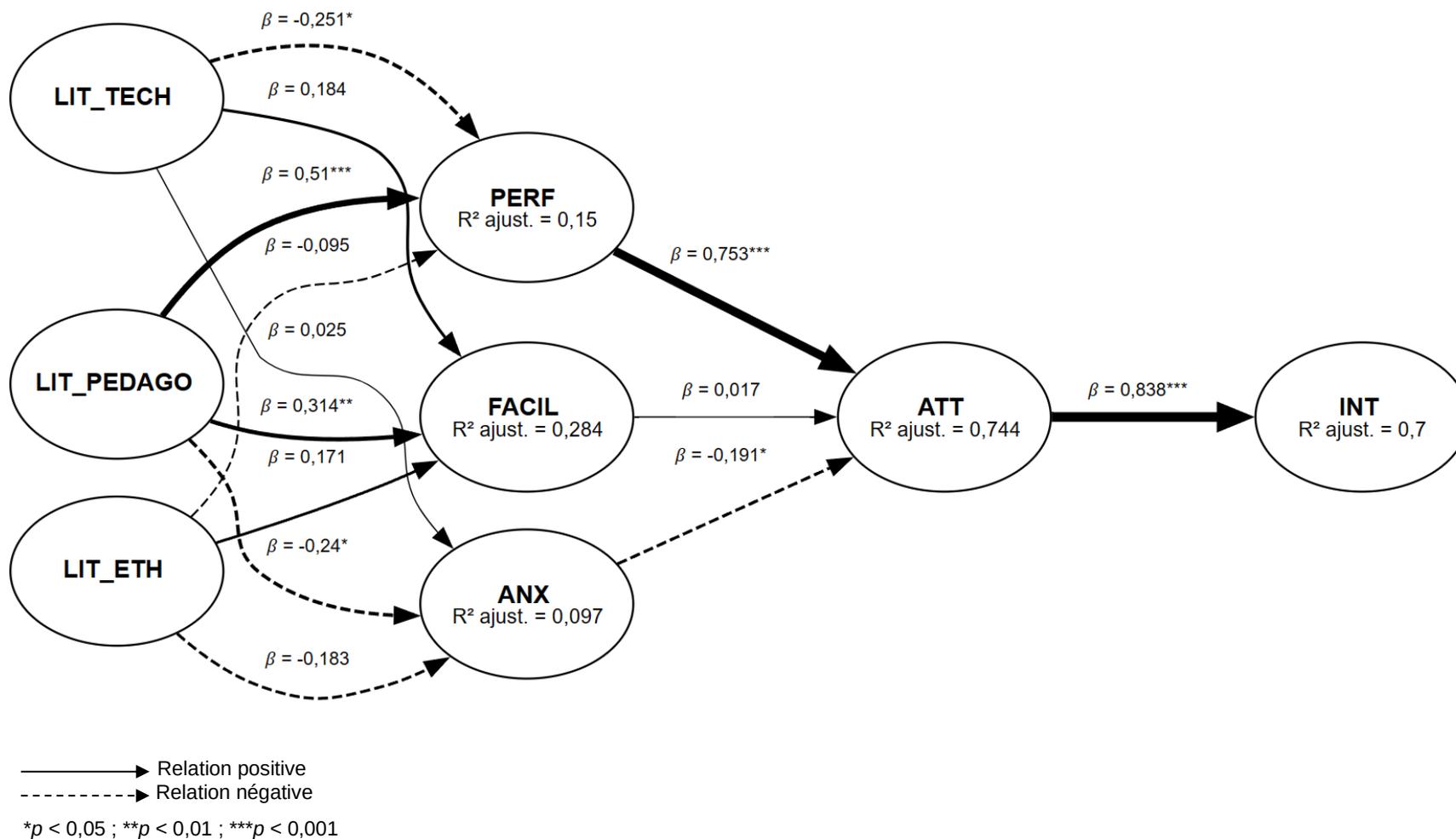


Figure 28. Estimation des paramètres du modèle d'équations structurelles pour les usages de détection du plagiat

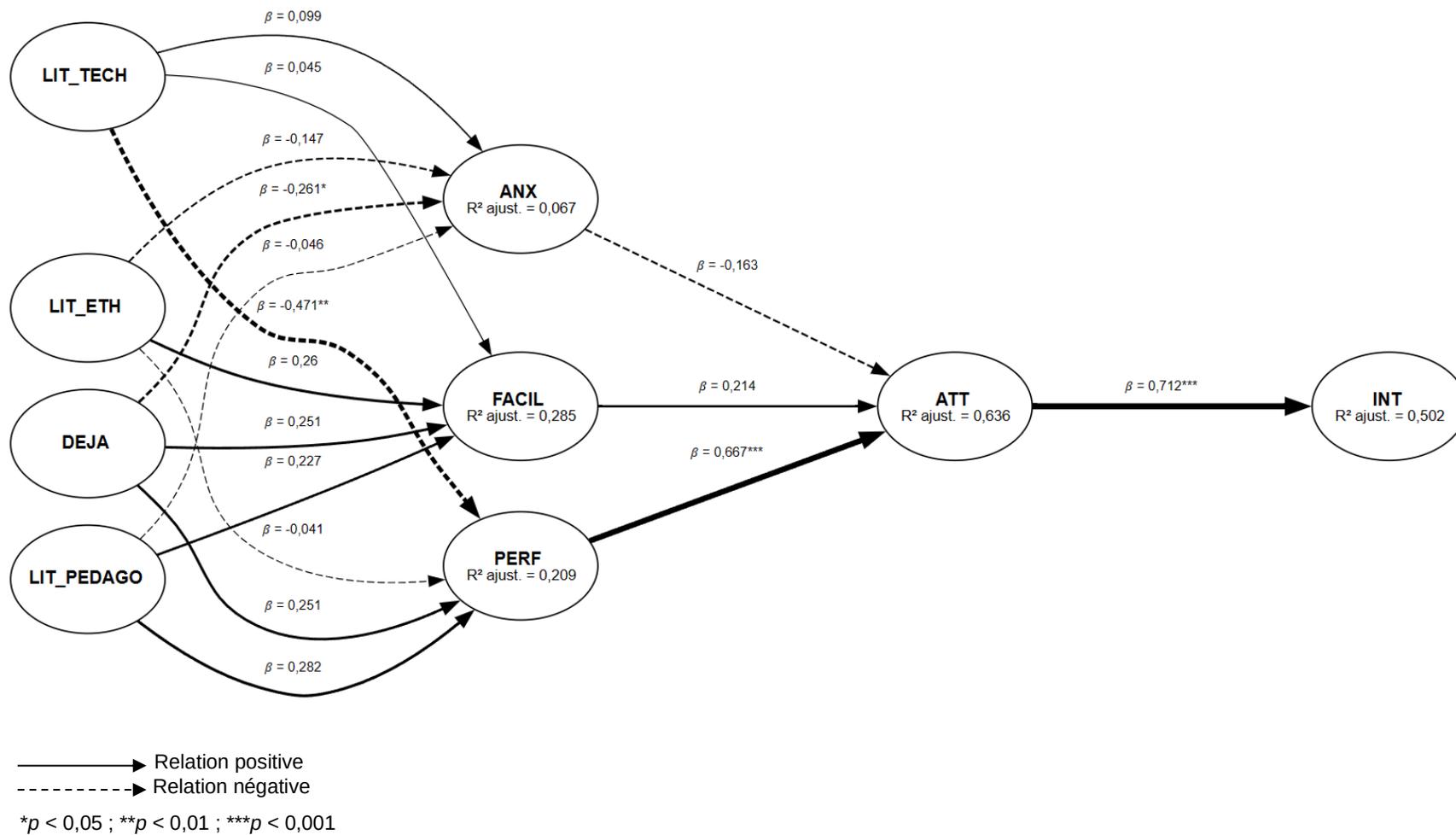
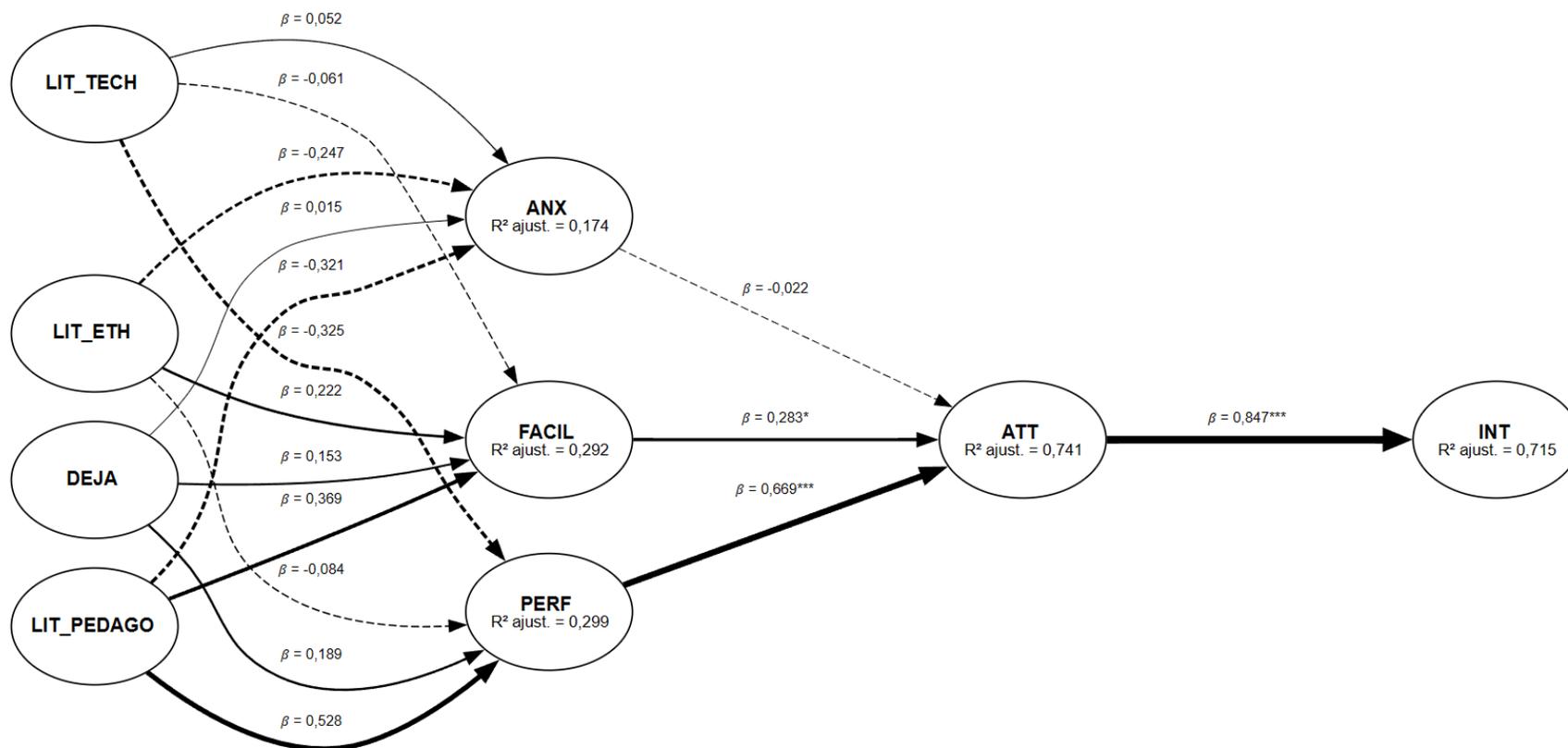


Figure 29. Estimation des paramètres du modèle d'équations structurelles pour les usages de création de matériel



—————> Relation positive
 - - - - -> Relation négative
 * $p < 0,05$; ** $p < 0,01$; *** $p < 0,001$

8.3.3.3. 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 dans le tableau 22.

Tableau 22. Tailles d'effet f^2 des relations des modèles d'équations structurelles

Relation	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
Lit. tech. → Facilité	0,02	0,03	0,03	0,00	0,05
Lit. tech. → Performance	0,04	0,03	0,05	0,18	0,10
Lit. tech. → Anxiété	0,02	0,00	0,00	0,01	0,00
Lit. pédago. → Facilité	0,07	0,18	0,09	0,05	0,09
Lit. pédago. → Perf.	0,14	0,20	0,21	0,06	0,19
Lit. pédago. → Anxiété	0,01	0,07	0,04	0,00	0,06
Lit. éth. → Facilité	0,08	0,07	0,03	0,07	0,05
Lit. éth. → Performance	0,00	0,01	0,01	0,00	0,01
Lit. éth. → Anxiété	0,03	0,02	0,03	0,02	0,06
Déjà utilisé → Facilité ¹	.	.	.	0,09	0,02
Déjà utilisé → Perf.e ¹	.	.	.	0,08	0,03
Déjà utilisé → Anxiété ¹	.	.	.	0,07	0,00

¹ 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.

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.

8.4. 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.

8.4.1. 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'usage 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 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 enseignants, comprenait « [l'obtention] l'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 enseignants vis-à-vis de ces usages suggère qu'ils les aborderaient avec plus de prudence et d'appréhension.

Deuxièmement, nos résultats montrent qu'il y a manifestement des différences entre les types d'usage de l'IA sur toutes les variables d'adoption, les usages les plus acceptés étant ceux de création de matériel, détection du plagiat et les moins acceptés ceux de correction et 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 avec 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 des 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 d'identifier autant de différences significatives entre les enseignants 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, les méthodes pédagogiques peuvent être différents selon les disciplines. Par exemple, l'utilisation d'une IA pour corriger une dissertation est peut-être perçue différemment de l'utilisation pour corriger une résolution de problèmes en mathématiques. La distinction ne s'est pas avérée assez précise pour capturer ces différences, probablement car de part et d'autre se trouvait une grande variété de types d'évaluation ou de méthodes pédagogiques. Par exemple, pour respecter notre classification, nous avons considéré comme non STIM des enseignants 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'usage en considérant non pas la discipline, mais le type d'objet qui est à créer ou à évaluer directement.

8.4.2. 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 identifié 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 entre 0,63 et 0,75). La relation entre l'attitude et l'intention est aussi, elle, confirmée par plusieurs études (p. ex. Dastjerdi, 2016; Hanif et al., 2018; Sadikin et al., 2021).

Certaines 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 identifié 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. Ils ont intégré la littératie informationnelle et la littératie numérique pour prédire la performance et la facilité d'utilisation perçue, et 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. De plus, la faible qualité prédictive de la facilité d'utilisation vis-à-vis de l'intention, dans notre modèle, est peut-être à interpréter à la lumière des objectifs visés par les outils d'IA : ceux-ci visent de manière décomplexée à diminuer les efforts requis en reproduisant le raisonnement humain.

8.4.3. Implications scientifiques

D'un point de vue scientifique, l'étude suggère qu'il est souhaitable d'étudier l'adoption aussi au niveau des usages et pas seulement au niveau 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 la production de matériel didactique. Il semble

important de capturer les nuances dans l'adoption du point de vue de ces familles d'usage. Cette distinction va dans le même sens que les résultats de Cojean et Martin (2022) qui ont observé des différences d'acceptabilité chez les enseignant·e·s entre sept types d'usages.

Il convient de redire quelques mots sur le facteur de littératie éthique de notre étude qui a posé problème au niveau 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 (Université de Montréal, 2018) et différents travaux sur le sujet (Collin et Marceau, 2023; Hakimi et al., 2021; Saltman, 2020). Leur prise en compte passe par tous les acteur·rice·s, de la conception jusqu'aux utilisateur·rice·s finaux, dans ce cas-ci les enseignant·e·s (UNESCO, 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 d'y conclure. Des études subséquentes, peut-être de nature qualitative pour suivre de manière détaillée le processus par lequel des enseignant·e·s choisissent ou non d'utiliser un outil d'IA, devraient s'affairer à comprendre comment les enseignant·e·s tiennent compte ou non des principes éthiques lors de leur utilisation d'outils d'IA.

8.4.4. Limites de l'étude

Contrairement à Ayanwale et Sanusi (2023), l'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 entre 0,10 et 0,30 pour la facilité et entre 0,10 et 0,28 et 0,37), l'étude permet moins bien d'expliquer le facteur d'anxiété (valeur R^2 entre 0,09 et 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.

8.5. Conclusion

Dans cette étude, des enseignants du postsecondaire ont été invités 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 les enseignants, 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 étudiants. Les usages de détection du plagiat, même s'ils sont l'objet d'une attitude plutôt favorable, sont 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 enseignants de notre échantillon, possiblement car les plus à risques de conséquences négatives (erreurs de classification, effets Golem ou Pygmalion). Leur déploiement à grande échelle semble, pour l’heure, plus problématique.

8.6. Références

- 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, 163 176.
- Ayanwale, M. A. et Sanusi, I. T. (2023). Perceptions of STEM vs. Non-STEM Teachers Toward Teaching Artificial Intelligence. *2023 IEEE AFRICON*, 1 5.
<https://doi.org/10.1109/AFRICON55910.2023.10293455>
- 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/10.1080/17439884.2020.1786399>
- Bonneville-Roussy, A., Fenouillet, F. et Morvan, Y. (2022). Définir la modélisation par équations structurelles. Dans *Introduction aux analyses par équations structurelles* (p. 17 34). Dunod. <https://www.cairn.info/introduction-aux-analyses-par-equations-structurelles--9782100838912-p-17.htm>
- Brusilovsky, P. et Peylo, C. (2003). Adaptive and Intelligent Web-based Educational Systems. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 13, 156 159.
- 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/10.1007/s11528-022-00715-y>
- 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(3). <https://doi.org/10.1016/j.caeai.2020.100002>
- Cohen, J. (1988). *Statistical power analysis for the behavioral sciences* (2e édition). Lawrence Erlbaum Associates.
- Collin, S. et Marceau, E. (2023). Enjeux éthiques et critiques de l’intelligence artificielle en enseignement supérieur. *Éthique publique*, vol. 24, n° 2.
<https://doi.org/10.4000/ethiquepublique.7619>
- Corrin, L., Kennedy, G., French, S., Shum, S. B., Kitto, K., Pardo, A., West, D., Mirriahi, N. et Colvin, C. (2019). *The Ethics of Learning Analytics in Australian Higher Education*. <https://melbournecshe.unimelb.edu.au/research/research-projects/edutech/the-ethical-use-of-learning-analytics>

- CTREQ. (2018). *L'utilisation des données au service de l'apprentissage*.
<https://www.ctreq.qc.ca/lutlisation-des-donnees-au-service-de-lapprentissage/>
- Dastjerdi, N. B. (2016). Factors Affecting ICT Adoption among Distance Education Students based on the Technology Acceptance Model—A Case Study at a Distance Education University in Iran. *International Education Studies*, 9(2), 73.
<https://doi.org/10.5539/ies.v9n2p73>
- Davis, F. D. (1989). Perceived Usefulness, Perceived Ease of Use, and User Acceptance of Information Technology. *MIS Quarterly*, 13(3), 319.
<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>
- 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)* (2e édition). SAGE.
- Hair, J. F., Hult, G. T. M., Ringle, C. M., Sarstedt, M., Danks, N. P. et Ray, S. (2021). Evaluation of Reflective Measurement Models. Dans J. F. Hair, G. T. M. Hult, C. M. Ringle, M. Sarstedt, N. P. Danks et S. Ray, *Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM) Using R* (p. 75 90). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-030-80519-7_4
- 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/10.3102/00346543211020116>
- 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. *Proceedings of the RESPECT Conference*. Research in Equity and Sustained Participation in Engineering, Computing, and Technology (RESPECT), Virtual event. <https://doi.org/10.1145/3287560.3287600>
- Koehler, M. J. et Mishra, P. (2009). What Is Technological Pedagogical Content Knowledge? *Contemporary Issues in Technology and Teacher Education*, 9(1), 11.
- Lachance, L. et Raïche, G. (2014). Analyses de variance univariée et multivariée. Dans M. Corbière & N. Larivière (Éds.), *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>
- Madaio, M., Mayfield, E., Blodgett, S. L. et Dixon-Román, E. (2021). *Confronting structural inequities in AI for education*. 23.
- Moseley, L. G. et Mead, D. M. (2008). Predicting who will drop out of nursing courses : A machine learning exercise. *Nurse Education Today*, 28(4), 469 475. <https://doi.org/10.1016/j.nedt.2007.07.012>
- Nichols, M. et Holmes, W. (2018). *Don't do evil : Implementing artificial intelligence in universities*. 2, 110 118.
- 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>
- Oreshin, S. A., Filchenkov, A. A., Kozlova, D. K., Petrusha, P. G., Lisitsyna, L. S., Panfilov, A. N., Glukhov, I. A., Krasheninnikov, E. I. et Buraya, K. I. (2020). The Use of Students' Digital Portraits in Creating Smart Higher Education: A Case Study of the AI Benefits in Analyzing Educational and Social Media Data. Dans V. L. Uskov, R. J. Howlett et L. C. Jain (Éds.), *Smart Education and e-Learning 2020* (Vol. 188, p. 233 243). Springer Singapore. <https://doi.org/10.1007/978-981-15-5584-8>
- 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>
- 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 (iJIM)*, 15(2), 110 122. <https://doi.org/10.3991/ijim.v15i02.13503>

- Sakarji, S. R., Mohd Nor, K., Mohd. 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*, 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). <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/10.1007/s40593-015-0040-5>
- 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/10.1007/978-1-4842-5028-0>
- UNESCO. (2019). *Consensus de Beijing sur l'intelligence artificielle et l'éducation*. <https://en.unesco.org/themes/ict-education>
- UNESCO. (2021). *IA et éducation—Guide pour les décideurs politiques*. l'Organisation des Nations unies pour l'éducation, la science et la culture. <https://unesdoc.unesco.org/ark:/48223/pf0000380006>
- Université de Montréal. (2018). *La déclaration de Montréal pour un développement responsable de l'intelligence artificielle*. Université de Montréal. <https://declarationmontreal-iaresponsable.com>
- 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. <https://doi.org/10.2307/30036540>
- Ventayen, R. J. M. (2023). OpenAI ChatGPT Generated Results : Similarity Index of Artificial Intelligence (AI) Based Model. *Advances in Intelligent Systems and Computing*.
- 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), 39. <https://doi.org/10.1186/s41239-019-0171-0>

Partie IV – Discussion générale

9. Discussion générale

En guise de discussion générale, cette section reviendra systématiquement sur la question et les objectifs de recherche. Ensuite, les retombées de la thèse seront présentées en trois axes, soit les retombées sociales, scientifiques et pratiques, ces dernières étant notamment adressées aux enseignant·e·s du postsecondaire.

9.1. Retour sur la question et les objectifs de recherche

Pour rappel, la question de recherche de la thèse était la suivante : considérant la croissance des usages de l'IA au postsecondaire qui entrent en tension avec le rôle de l'enseignant·e, quels sont ceux qui sont les plus à même d'être adoptés par ces derniers, en tenant compte de leur niveau de littératie de l'IA ? Le premier article, par une recension systématique des écrits, a fait émerger la nécessité non pas de revoir le rôle de l'enseignant·e en entier, mais à tout le moins d'actualiser la façon par laquelle ce rôle est conceptualisé. En nous appuyant sur le triangle didactique de Houssaye (1988) puis sur sa révision par Faerber (2003) pour y intégrer l'environnement virtuel, nous avons proposé d'intégrer l'IA sur un nouveau sommet pour réfléchir aux interactions enseignant·e – apprenant·e – savoir – IA. Cette recension nous amène à souligner la nécessité de dépasser la logique outil – usage pour envisager les enjeux systémiques posés par l'introduction de l'IA.

Objectif 1. Élaborer un instrument de mesure de la littératie de l'IA des enseignants et enseignantes du postsecondaire

Cet objectif était d'abord d'ordre méthodologique. Il était instrumental à la réalisation du second, soit de décrire le niveau de littératie de l'IA des enseignant·e·s du postsecondaire. Comme il n'existait aucun instrument de mesure, nous avons conçu un questionnaire en empruntant des items ou idées à plusieurs auteurs (Wang et al., 2022; Zhao et al., 2021; Kim et Lee, 2020; Long et Magerko, 2020; Touretzky et al., 2019). Ce questionnaire a été prévalidé auprès d'un échantillon de la population générale, puis validé auprès de la population enseignante dans le cadre du deuxième article de la thèse. Trois

facteurs ont émergé, soit les connaissances techniques liées à l'IA, la capacité à faire des utilisations pédagogiques et la sensibilité aux enjeux éthiques de l'IA. Les indices d'adéquation du modèle avec nos données ($n = 395$) sont excellents (RMSEA = 0,069; CFI = 0,98; TLI = 0,98).

Objectif 2. Décrire le niveau de littératie de l'IA des enseignants et enseignantes du postsecondaire

Cet objectif est apparu essentiel au regard des conclusions de la recension de l'article 1. Sur la base de la reconceptualisation du triangle didactique en tétraèdre intégrant l'IA, nous avons proposé que l'enseignant·e devait « interpréter, compléter ou réguler les actions de l'IA ». Or, dans la problématique, il est apparu que l'exercice de ces rôles ne pouvait se faire sans une compréhension minimale du fonctionnement des outils d'IA (Corrin et al., 2019; Gras, 2019; UNESCO, 2021). Le portrait de la littératie de l'IA des enseignant·e·s a été présenté dans le chapitre 7. Les principaux résultats montrent que c'est sur le niveau de sensibilisation aux enjeux éthiques que la population enseignante se perçoit la plus performante, avec une moyenne de 4,71 sur une échelle de 1 à 6 (6 étant le plus haut niveau). Par contre, les connaissances techniques et la capacité à faire des usages pédagogiques sont significativement plus basses, les moyennes générales étant respectivement de 3,18 et 3,51. Le centre (point neutre) étant à 3,50, cela signifie qu'en moyenne, les enseignant·e·s se sentent très peu confiants vis-à-vis de leur compréhension du fonctionnement de l'IA et plutôt ambivalents quant à leur capacité à en faire des usages pédagogiques. Or, une mauvaise compréhension du fonctionnement de l'IA des enseignant·e·s pourrait avoir des conséquences négatives importantes en enseignement. Selon Reigeluth (2022), l'IA comme d'autres technologies avant pourrait être la source d'une « aliénation technique » qui « pourrait se comprendre comme le produit conjoint d'un excès de croyance dans le salut apporté par les objets "intelligents" et "connectés" en tous genres, et d'un défaut de connaissance de leurs fonctionnements qui nous permettrait de faire la distinction entre leur réalité effective et les discours souvent idéologiques qui les portent » (p. 37-38). Il ajoute cependant que l'opposition entre croyance et

connaissance doit être mieux réfléchi, car « la croyance dans la technique implique une forme d'aliénation » (p. 38). Notre étude sur l'adoption a permis de confirmer que les attentes vis-à-vis de l'IA varient en fonction du niveau de littératie technique de l'IA, ce qui nous amène à revenir systématiquement sur le troisième objectif.

Objectif 3. Expliquer l'adoption des principaux types d'usages de l'IA par les enseignants et enseignantes du postsecondaire à des fins d'enseignement-apprentissage

Cette étude, présentée dans le troisième article, a consisté à évaluer des variables d'adoption issues du modèle UTAUT (Venkatesh et al., 2003) à l'aide de modèles d'équations structurelles, un pour chacun des principaux types d'usages. Nous ne reviendrons pas systématiquement sur les résultats, ceux-ci ayant été discutés dans le troisième article. À l'échelle de la thèse, toutefois, il convient de souligner que l'objectif est atteint et que nous sommes parvenus à expliquer une bonne partie de l'intention d'utiliser chez les enseignants.

Réponse à la question de recherche

Pour répondre à la question de recherche de manière explicite, la thèse permet d'affirmer que les usages les plus à même d'être adoptés par les enseignants sont les usages de création de matériel didactique et de détection du plagiat, suivis des usages de rétroaction automatisée. Les usages de prédiction et profilage, de même que ceux d'évaluation automatisée, sont les moins à même de l'être. Selon les types d'usages, le niveau de littératie de l'IA des enseignants prend plus ou moins d'importance dans la performance perçue : la littératie technique est corrélée négativement à la perception de performance pour les usages de plagiat, de correction automatisée et de rétroaction, mais pas pour les usages de création de matériel didactique, exception sur laquelle nous dirons quelques mots.

Parmi les cinq usages étudiés, la création de matériel didactique est définitivement celui qui est le plus facile à mettre en place depuis l'apparition de ChatGPT et autres outils d'IA générative qui ne requièrent pas d'expertise particulière pour parvenir à des résultats

satisfaisants. Tout enseignant·e peut, en tâtonnant avec quelques prompts très rapidement, parvenir à du matériel didactique comme des mises en situation, des questions d'examen, des scénarios d'activités pédagogiques, des scénarios de capsules vidéos ou des plans de leçons sur des thématiques données. Aucune expertise en IA n'est a priori nécessaire pour faire ces usages, ce qui peut expliquer pourquoi le facteur de littératie technique ne modifie pas la performance perçue pour ce type d'usages. L'étude ne permet toutefois pas d'établir les liens qui pourraient exister entre les différentes composantes de la littératie de l'IA (éthique, pédagogique et technique), ce qui serait important dans le futur afin de vérifier s'il existe un lien entre la connaissance technique de l'IA et la sensibilité aux enjeux éthiques. Dans ce cas-ci, même si les outils comme ChatGPT sont faciles à utiliser et donnent des résultats pertinents rapidement, il demeure que leur utilisation pose la plupart des enjeux éthiques que nous avons présentés dans la problématique. Les contenus peuvent présenter des biais culturels, des erreurs de contenu, des renseignements personnels peuvent être partagés et mal protégés, OpenAI (l'entreprise qui édite ChatGPT) manque de transparence ou compte excessivement sur un consentement factice, et le recours à ce type d'agents intelligents peut diminuer l'agentivité et la créativité des enseignant·e·s.

La question de recherche, en s'appuyant sur la recension des écrits du premier article, comporte un préambule soulignant « la croissance des usages de l'IA au postsecondaire qui entrent en tension avec le rôle de l'enseignant·e ». Le portrait de la littératie de l'IA plutôt faible des enseignant·e·s appelle à se prononcer sur certaines transformations du rôle de l'enseignant·e au postsecondaire nécessaires pour développer des usages pédagogiques pertinents au bénéfice des étudiant·e·s et en tenant compte des enjeux éthiques. Pour les usages de correction automatisée, ce rôle ne devrait pas changer substantiellement. L'enseignant·e devrait faire preuve de retenue pour l'utilisation d'outils qui corrigent à sa place et s'assurer de continuer à exercer son jugement professionnel. Pour les usages de prédiction de la réussite et de profilage, l'enseignant·e devrait rehausser son niveau de littératie de l'IA pour savoir interpréter avec sensibilité

les informations qui lui sont rapportées, et rejeter les recommandations qui lui sont faites lorsqu'il est conscient qu'elles sont partielles, biaisées ou en contradiction avec ses propres observations. Pour les usages de rétroaction automatisée aux étudiant·e·s, l'enseignant·e devrait considérer la possibilité d'offrir des rétroactions formatives supplémentaires à ses étudiant·e·s à l'aide de l'IA et se garder de remplacer ses propres rétroactions par des rétroactions de l'IA. Il doit prévoir un mécanisme pour pallier de mauvaises rétroactions qui pourraient être fournies par des outils d'IA aux étudiant·e·s. Pour les usages de détection du plagiat, l'enseignant·e devrait contribuer à l'éducation à l'intégrité académique auprès des étudiant·e·s et se retenir d'utiliser des outils de détection du plagiat lorsque ceux-ci s'appuient sur des techniques probabilistes (p. ex. probabilités qu'un texte ait été écrit par une IA). Pour les usages de création de matériel didactique (basés sur l'IA générative), l'enseignant·e devrait considérer sérieusement ceux-ci pour gagner en efficacité, tout en se portant garant de la qualité et de l'exactitude des ressources qu'il présente aux étudiant·e·s et en faisant preuve de transparence vis-à-vis des étudiant·e·s.

9.2. Retombées sociales

Les retombées sociales de la thèse tiennent à sa contribution à la réflexion sur l'adaptation, voire la transformation, des finalités de l'enseignement supérieur. Pour donner une forme plus concrète à cette contribution, nous proposons ici d'envisager le domaine des TICE et ses principales transformations depuis l'audiovisuel à partir de deux perspectives, l'une d'*empowerment* (Bacqué et Biewener, 2015), et l'autre d'aliénation (Reigeluth, 2022). Bacqué et Biewener (2015) propose plusieurs définitions de l'*empowerment*, nous retiendrons ici qu'il s'agit d'un processus par lequel les personnes développent les moyens de participer à des transformations sociales. L'adoption de l'IA par les enseignant·e·s, dans cette logique, est à envisager comme un ensemble d'actions qui les engagent dans le déploiement plus largement de l'IA en société. L'aliénation, ici, est entendue comme « la cession d'un droit ou d'une responsabilité à autrui » (Reigeluth, 2022, p. 38). Cette dichotomie entre *empowerment* et aliénation est librement inspirée de Pinkwart (2016) qui

a illustré l'avenir du domaine de l'IAED à partir de visions dystopique et utopique. Sa comparaison amplifie volontairement les risques dans la version dystopique et tente d'illustrer les conséquences sur les apprenant · e · s si les risques ne sont pas pris en compte sérieusement. Dans la version utopique, il fait fi des risques et se concentre sur le potentiel. Comme la thèse s'inscrit aussi dans le domaine des TICE, il semble opportun de mettre en perspective les risques et le potentiel avec ceux des technologies éducatives qui ont précédé l'IA et dont il a été question au chapitre 1. Sur la base des types d'usages et des enjeux discutés dans la problématique, et de l'historique des TICE en introduction, il semble que l'introduction de l'IA ne s'inscrive pas dans une simple logique additive vis-à-vis de l'audiovisuel, l'ordinateur, Internet et la mobilité. Elle s'inscrit plutôt dans une logique multiplicative, c'est-à-dire qu'elle fait émerger des interactions complexes qui appellent à revisiter ce que nous savions des TICE jusqu'à maintenant. Par exemple, l'interaction de l'IA vis-à-vis de l'audiovisuel pose un nouveau problème, celui des hypertrucages. Les deux scénarios sont présentés dans le tableau 23 et sont une tentative de nommer ces interactions.

Tableau 23. Deux perspectives pour envisager les transformations du domaine des TICE

Technologie	Perspective d'empowerment	Perspective d'aliénation
Audiovisuel	L' audiovisuel décharge l'enseignant · e de la partie transmissive répétitive.	Le recours à l' audiovisuel prive l'étudiant de la couleur de l'enseignant · e dans la transmission.
	↓	↓
Ordinateur	L' ordinateur permet la création d'applications éducatives interactives. Il absorbe les technologies audiovisuelles et permet la présentation d'images, vidéos et audios interactifs.	Le recours à l' ordinateur prive l'étudiant · e du soutien motivationnel de l'enseignant · e. Il facilite le recours aux technologies audiovisuelles et diminue le temps passé avec l'enseignant · e.
	↓	↓
Internet	Internet permet la collecte de traces d'apprentissage en réseau et la création de modélisations plus complexes de l'apprenant · e. Il permet le partage et la mutualisation de ressources audiovisuelles sans support physique.	Internet facilite la diffusion de ressources d'apprentissage fausses, non vérifiées et non éditées. Il permet une délocalisation de l'apprentissage hors de la classe et diminue le temps de contact avec l'enseignant · e.
	↓	↓

Mobilité La **mobilité** permet la collecte de données numériques massives en tout temps et en tout lieu et alimente les modèles d'**IA**. Elle permet la consultation de ressources **audiovisuelles** interactives en tout temps et en tout lieu.



Intelligence artificielle L'**IA** permet la création automatisée de ressources **audiovisuelles** complexes. Elle supporte l'enseignant · e dans ses actions quotidiennes. Elle permet une expérience d'apprentissage interactive personnalisée, automatisée, en tout temps et en tout lieu.

La **mobilité** dévalorise les lieux physiques d'enseignement et les met en concurrence avec des lieux virtuels de désinformation. La mobilité expose constamment les personnes à des informations non vérifiées et non éditées.



L'**IA** facilite la création de contenus **audiovisuels** hypertruqués et pose un risque démocratique. Elle donne l'illusion de remplacer l'enseignant · e dans des tâches complexes. Elle prive les étudiant · e · s d'expériences humaines d'apprentissage riches et essentielles.

La réalité de ce qui se passera se situera probablement quelque part entre ces deux perspectives. Mais que disent les données de la thèse quant à la direction que prend l'intégration de l'IA à l'heure actuelle ? La littératie de l'IA des enseignant · e · s, essentielle à la compréhension des enjeux éthiques (Atenas et al., 2023), est trop faible pour leur permettre à eux seuls de se prémunir contre les risques du scénario pessimiste. Toutefois, plusieurs ont souligné la nécessité de former à l'IA (Bruneault et al., 2022; Ministère de l'Éducation et de l'Enseignement supérieur, 2018) et il est à prévoir que ce niveau de littératie augmentera dans les prochaines années. Collin et Marceau (2023) disent qu'il faut activement réfléchir aux enjeux éthiques dès la conception, et ce devrait être de plus en plus le cas au fur et à mesure que la réglementation entourant l'IA progresse. Au Canada, le projet de loi C-28 – en cours d'élaboration au moment d'écrire ces lignes – est un pas dans la bonne direction, car il impute aux concepteur · rice · s de systèmes d'IA la responsabilité de fournir un effort pour anticiper les conséquences négatives qui peuvent découler de l'utilisation de leurs produits (Parlement du Canada, 2022). Cet effort d'encadrement de l'IA qui dépasse le contexte de l'enseignement devrait avoir pour conséquence d'atténuer plusieurs des risques qui sont aujourd'hui des obstacles majeurs à l'adoption de l'IA selon plusieurs des documents consultés (Holmes et al., 2021; Jones et al., 2020; Nichols et Holmes, 2018; Rubel et Jones, 2016; Southgate, 2020). De la

même manière que le recours à l'IA pour l'administration publique fait l'objet d'un encadrement (Gouvernement du Canada, 2019), l'IA en enseignement supérieur devrait bénéficier de lignes directrices adaptées à l'enseignement supérieur et suffisamment précises pour en voir les retombées claires dans la pratique enseignante. Bien sûr, et surtout considérant le rehaussement anticipé de leur niveau de littératie par rapport à l'IA, les enseignant·e·s devraient être partie prenante de l'élaboration de ces lignes directrices.

Les enseignant·e·s ne semblent pas non plus enclins à déléguer tous les aspects de leur rôle à des systèmes d'IA, ce qui devrait limiter les risques liés à la diminution des interactions avec les étudiant·e·s. Nos résultats sont sans équivoque; les usages de correction automatisée et de prédiction ou profilage suscitent une attitude moins favorable, voire défavorable pour près de la moitié de notre échantillon. L'usage de rétroaction suscite aussi une attitude mitigée. Toutefois, certains indices dans nos données laissent entrevoir que les enseignant·e·s ne sont pas en mesure d'assumer à eux seuls l'évitement de tous les risques du scénario pessimiste. Leur fort appui aux usages de détection du plagiat (usage pour lequel ils ont une attitude la plus favorable) dénote que les enjeux d'erreurs de classification ou de prédiction, liés au fonctionnement de l'IA probabiliste (Molnar, 2020), ne sont peut-être pas portés à leur attention, surtout sur la base de leur niveau moyen de littératie technique ($\bar{x} = 3,18$ sur une échelle de 1 à 6). Or, ces mêmes connaissances sur le fonctionnement sont nécessaires à la compréhension des enjeux d'hypertrucages et de désinformation qui sont considérés comme des risques importants de l'IA en enseignement (Naffi et al., 2021).

9.3. Retombées scientifiques

Trois retombées scientifiques sont présentées, soit une proposition actualisée du triangle didactique intégrant l'IA, la conception d'un questionnaire pour mesurer la littératie de l'IA chez les enseignant·e·s et la confirmation que les usages de l'IA sont adoptés différemment les uns par rapport aux autres.

9.3.1. Une intégration de l'IA au triangle didactique

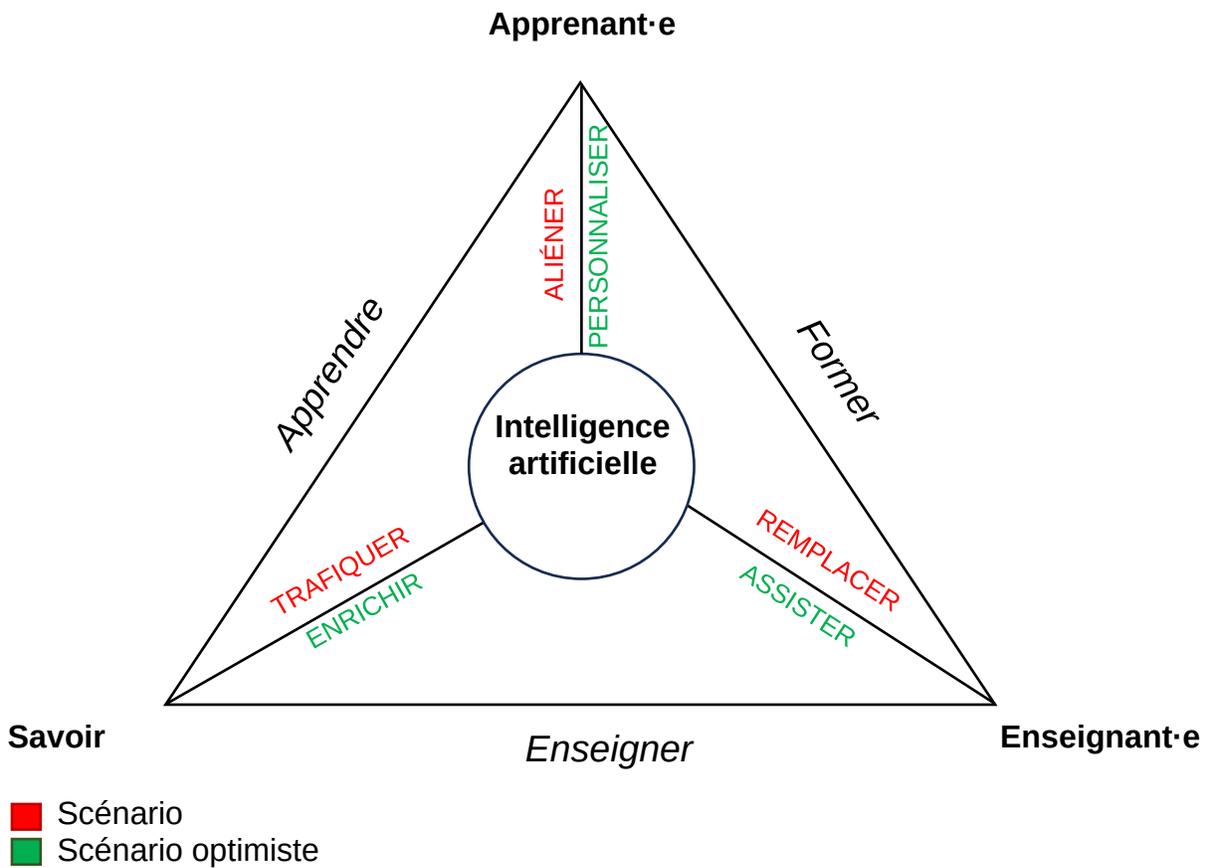
Dans la discussion de l'article 1, nous avons proposé une actualisation du triangle didactique de Houssaye (1988). À la lumière des enjeux éthiques et des études sur la littératie de l'IA et l'adoption, il semble opportun de bonifier cette proposition.

Dans sa proposition initiale, Houssaye (1988) décrivait trois processus qui découlent de ce triangle : enseigner, former et apprendre. Ces processus et leur importance varient déjà considérablement selon le paradigme dans lequel on les envisage. Pour Houssaye (1988), le processus *enseigner* s'inscrit dans la pédagogie traditionnelle et « fonctionne sur une relation essentiellement centrée sur le maître et par-là même impersonnelle » (p. 55). Dans cette pédagogie, « les rôles pédagogiques de l'enseignant et de l'élève sont [...] clairement définis dans et par le langage : c'est l'enseignant qui est responsable de la structuration de la leçon, c'est lui qui sollicite les réponses des élèves et réagit à leurs réponses » (p. 52). Selon Houssaye, le processus *former* peut être associé aux pédagogies ouvertes où les apprenant·e·s initient eux-mêmes l'apprentissage et en organisent les modalités. Finalement, le processus apprendre s'inscrit dans des approches valorisant le « travail indépendant » et la « pédagogie par objectifs » (p. 42). Les trois processus sont toujours présents, peu importe, le paradigme pédagogique, mais il y a toujours un processus dominant et « les deux autres processus [ne sont pas absents]; ils sont marginalisés » (p. 41). Dans son tétraèdre, Faerber (2003) a intégré un nouveau sommet, celui du groupe d'apprenant·e·s, lié aux autres par de nouveaux processus supportés par la présence d'un environnement virtuel : à l'apprenant·e par le processus *participer*, aux savoirs par le processus *partager*, et à l'enseignant·e par le processus *faciliter*.

Le modèle revisité du triangle didactique proposé dans l'article 1 ne doit pas être perçu comme une amélioration du tétraèdre de Faerber (2003), mais plutôt comme un modèle qui s'en inspire dans l'idée de faire émerger de nouveaux processus à partir d'un quatrième pôle. Les processus qui peuvent émerger entre l'IA et les autres composantes du triangle pourraient être les suivants : le processus *personnaliser* entre IA et apprenant·e·s, le processus *assister* entre IA et enseignant·e·s, le processus *enrichir* entre IA et savoirs.

Ultimement, des travaux subséquents pourraient intégrer, dans un même cadre de référence, enseignant · e, apprenant · e, savoir, IA et groupe d'apprenant · e · s. En suivant la logique de Houssaye, ces processus risquent de se retrouver en concurrence en ce qu'ils ne s'inscrivent pas nécessairement tous dans le même paradigme éducatif. En s'appuyant sur les deux scénarios, optimiste et pessimiste, présentés dans la section précédente, la figure 30 présente ce que pourraient être les nouveaux processus engendrés par l'intégration technopédagogique de l'IA.

Figure 30. Tétraèdre pédagogique IA - enseignant · e - apprenant · e - savoir



9.3.2. Un questionnaire pour mesurer la littératie de l'IA des enseignants et enseignantes

La seconde retombée scientifique est la conception du questionnaire de littératie de l'IA chez les enseignants du postsecondaire (article 2). Le fait que trois facteurs distincts aient émergé de l'analyse factorielle exploratoire n'est pas banal : cela signifie qu'un haut niveau de connaissances techniques sur le fonctionnement de l'IA n'est ni garant de la capacité à en faire des usages pédagogiques pertinents, ni d'un haut niveau de sensibilité aux enjeux éthiques. Les enseignants devraient donc être formés non seulement sur les aspects techniques, mais aussi sur les aspects technopédagogiques. À cet égard, de manière indirecte, notre structure factorielle vient appuyer une des distinctions du modèle T-PACK que nous avons évoqué dans la problématique, celle entre les connaissances technologiques et les connaissances technopédagogiques (Koehler et Mishra, 2009). Ce questionnaire peut dès maintenant être réutilisé pour mesurer les trois composantes identifiées, soit les connaissances techniques sur l'IA, la capacité à faire des usages pédagogiques et la sensibilité aux enjeux éthiques. D'un point de vue scientifique, l'étude a permis de confirmer les résultats de Zhao et al. (2022) pour le facteur pédagogique et de Wang et al. (2022) pour le facteur éthique. Elle a aussi permis de faire émerger un facteur de connaissances techniques qui s'est montré fiable pour départager les personnes à partir de seulement 12 items, et celui-ci pourrait être possiblement réduit à quelques items selon les besoins des études qui l'emploieraient. Comme nous l'avons déjà souligné, ce questionnaire pourrait être aisément réinvesti auprès d'enseignants d'autres ordres d'enseignement et même auprès de la population générale, moyennant quelques ajustements. Il pourrait être utilisé à des fins de planification stratégique dans les établissements d'enseignement supérieur auprès d'un échantillon pour identifier plus précisément les besoins de formation et comme indicateur global de progression de la population enseignante pour les années à venir.

9.3.3. Une comparaison des usages de l'IA entre eux

La troisième retombée scientifique est la confirmation que les enseignants n'envisagent pas l'adoption de la même manière selon les types d'usages de l'IA (avec des niveaux de

performance perçue, une attitude et une intention d'utilisation significativement variables selon les usages). Cela appuie la pertinence de ne pas s'intéresser qu'à l'adoption de l'IA en général, ni même à des outils d'IA, mais bien à des types d'usages comme l'avaient fait Cojean et Martin (2022). Ce constat tient possiblement en dehors du domaine de l'enseignement supérieur, la diversité des usages étant aussi grande ailleurs.

9.4. Retombées pratiques

Cette section vise à présenter de manière la plus concrète possible les recommandations qui peuvent être tirées de la thèse à l'intention des enseignant·e·s, des établissements d'enseignement, et des entreprises qui développent des systèmes éducatifs. Nous avons intégré ce dernier type d'acteur·rice·s, car même si la thèse ne s'y est pas intéressée en particulier, il est admis que plusieurs choix pédagogiques sont faits au moment de la conception des outils d'IA en éducation (Collin et Marceau, 2023).

9.4.1. Recommandations pour aider les enseignants et enseignantes à exercer leur rôle vis-à-vis de l'IA

Les recommandations que nous adressons aux enseignant·e·s tiennent principalement à l'exercice de leur rôle vis-à-vis des apprenant·e·s dans le contexte où l'IA est de plus en plus disponible et utilisée. Six recommandations sont énoncées, dont trois s'appuient directement sur les données et trois ciblent des enjeux discutés dans la problématique.

1. Développer sa littératie quant au fonctionnement technique de l'IA, au moins pour saisir les enjeux de biais, d'erreurs de classification ou de d'erreurs de prédiction qui peuvent se manifester dans des tableaux de bord de la réussite.
2. Malgré un intérêt marqué pour l'utilisation de l'IA à des fins de détection du plagiat tel que relevé dans l'article 3, éviter l'utilisation de logiciels de détection du plagiat basés sur l'IA qui sont faillibles par nature, et s'appuyer plutôt sur une combinaison de stratégies d'éducation à l'intégrité académique (Peters, 2023) et de stratégies d'évaluation qui permettent de garantir l'évaluation des compétences des

étudiant · e · s (p. ex. évaluations orales, évaluations en situations authentiques, évaluations sous surveillance).

3. Considérer sérieusement les usages de l'IA générative pour la création ou l'adaptation de matériel didactique (mises en situation, vidéos de synthèse) le tout, en informant les étudiant · e · s de manière transparente et en veillant à la qualité des contenus.

Sur la base des enjeux éthiques relevés dans la problématique, il semble prudent de formuler trois recommandations plus générales :

4. Évaluer les conséquences de l'utilisation d'outils d'IA qui ne respectent pas les principes de transparence quant à l'utilisation et la réutilisation des données avant de décider de l'adopter.
5. Informer les étudiant · e · s lorsqu'ils interagissent avec un agent intelligent et non un être humain (p. ex. pour les réponses à leurs courriels ou sur le forum).
6. Faire preuve d'une extrême prudence pour les usages de correction automatisée et se montrer totalement imputable des décisions qui en découlent.

9.4.2. Le support des institutions envers les enseignants et enseignantes dans l'exercice de leur rôle

Les enseignant · e · s ne doivent pas être laissés pour compte dans leur appropriation technopédagogique de l'IA. Plusieurs recommandations pourraient s'adresser aux institutions (UNESCO, 2021), mais nous en avons identifié trois recommandations qui visent directement à appuyer les enseignant · e · s dans la transformation de leur rôle.

1. Offrir des opportunités de formation continue (UNESCO, 2021) visant le développement des trois composantes de littératie de l'IA identifiées dans la thèse : les connaissances techniques, la capacité à faire des usages pédagogiques et la sensibilité aux enjeux éthiques.

2. Sur la base de notre constat à l'effet que le niveau de sensibilité éthique a peu d'impact sur l'adoption par les enseignant · e · s, encadrer l'utilisation de l'IA dans les établissements d'enseignement en précisant explicitement les usages interdits (et les raisons, légales, réglementaires ou morales), avec un effort sincère d'en permettre le plus possible pour permettre aux enseignant · e · s d'exercer au mieux leur agentivité.
3. Donner plus de flexibilité pour l'hybridation qui permettra à l'enseignant · e de faire des choix différenciés quant aux modalités pédagogiques, aux horaires, aux outils, aux types d'espaces, selon ses groupes et même selon les étudiant · e · s, sur la base de critères pédagogiques (Paquelin et Lachapelle-Bégin, 2022). Le tout permettra des usages de l'IA non pas saupoudrés, mais bien intégrés. Ce constat s'appuie sur le fait que les enseignant · e · s se sont dits plutôt confiants en leur capacité à faire des usages pédagogiques de l'IA (chapitre 7).

9.4.3. Intégrer les enseignants et enseignantes dès la conception pédagogique d'outils d'IA

À titre d'utilisateur · rice · s des technologies d'IA, les enseignant · e · s doivent composer avec des décisions qui ont déjà été prises au moment de la conception. À cet égard, nous avons identifié trois recommandations dont devraient tenir compte les concepteur · rice · s et les entreprises du secteur *edtech* considérant le rôle que les enseignant · e · s devront exercer dans l'utilisation de leurs produits.

1. Lors des phases d'analyse de besoin et de prototypage, évaluer le rôle de l'enseignant · e de manière systémique en considérant les actions informelles auprès des étudiant · e · s, qui sont souvent oubliées. Cette recommandation s'appuie sur la recension des écrits de l'article 1 qui fait ressortir que ce n'est pas toujours le cas.
2. Prévoir, dès la conception, le rôle de l'enseignant · e en interaction avec l'outil, et s'assurer de ne pas le reléguer à un rôle de technicien · ne pilotant un système (Celik et al., 2022).

3. De concert avec les établissements d'enseignement, ne rendre disponibles les informations de prédiction de la réussite ou de profilage des étudiant·e·s qu'à des enseignant·e·s qui ont préalablement suivi une formation sur la manière dont ces prédictions sont élaborées, la façon de les interpréter et les risques de biais ou d'erreurs qui doivent être pris en compte (Romero, 2019). Cette recommandation s'appuie sur le niveau plus faible de littératie technique par rapport aux autres facteurs de littératie rapporté dans le chapitre 7.

9.5. Limites de la thèse

Cette section vise d'abord à rappeler succinctement les limites méthodologiques de chacun des articles. Ensuite, des limites générales d'ordre conceptuel seront présentées.

9.5.1. Rappel des limites méthodologiques des articles

Pour l'article 1 (recension des écrits sur les rôles de l'enseignant·e en IAED), elles tiennent à la possibilité que des documents non indexés n'aient pas été repérés, et à l'approche inductive qui, malgré des efforts d'objectivité, peut conduire à des résultats différents selon les personnes qui la conduisent. Pour l'article 2 (développement d'un questionnaire de littératie de l'IA), les limites tiennent au fait que l'IA évolue rapidement et que les items pourraient s'avérer désuets rapidement. Il est aussi difficile de tester la fidélité test-retest du questionnaire considérant que le niveau de littératie de l'IA peut augmenter rapidement. Pour l'article 3 (adoption de l'IA), les limites tiennent au fait qu'il ne permet pas de discriminer l'adoption en fonction des disciplines de manière précise et aux faibles coefficients de détermination pour l'anxiété et la facilité d'utilisation.

9.5.2. L'IA, des outils et concepts qui évoluent rapidement

Il est difficile d'étudier l'adoption d'outils qui évoluent sans cesse. Dans le cadre de la thèse, cela s'est manifesté notamment par la sortie de ChatGPT en novembre 2022. Au début de la thèse en 2020, les usages de l'IA en enseignement supérieur étaient pour plusieurs hypothétiques. Ils étaient expérimentés à des fins de recherche, mais assez peu se concrétisaient et pouvaient réellement être adoptés par les enseignant·e·s directement.

Des systèmes tutoriels intelligents existaient bel et bien, comme souligné dans l'article 1, mais ceux-ci ne s'inscrivaient pas dans la définition de l'IA probabiliste retenue pour la thèse. En conséquence, le devis a été construit pour évaluer des usages qui n'étaient pas encore possibles. Au moment de réaliser la collecte de données, toutefois, plusieurs de ces usages comme la rétroaction automatisée étaient devenus accessibles à tous les enseignants grâce aux agents conversationnels basés sur l'IA générative. Les facteurs UTAUT de conditions facilitantes et d'influence sociale, exclus de la thèse, mériteraient d'être réintroduits dans toute future étude sur l'adoption.

L'encadrement de l'IA (pas seulement qu'en enseignement supérieur) change aussi rapidement, comme évoqué dans les retombées sociales. En conséquence, il est à prévoir que certains usages critiques seront proscrits ou fortement encadrés. Par exemple, en enseignement supérieur, les usages de correction automatisée – nous l'espérons – seront encadrés pour éviter les dérives possibles de décisions inexplicables prises par des IA. La décision d'adopter ne reviendra donc peut-être pas autant à l'enseignant·e que ce qui a été mesuré dans le cadre de l'étude. Idem pour la création de matériel didactique, l'encadrement relatif à la propriété intellectuelle étant appelé à évoluer dans un avenir rapproché. Les enseignants auront peut-être de nouvelles obligations à respecter s'ils déploient ces usages.

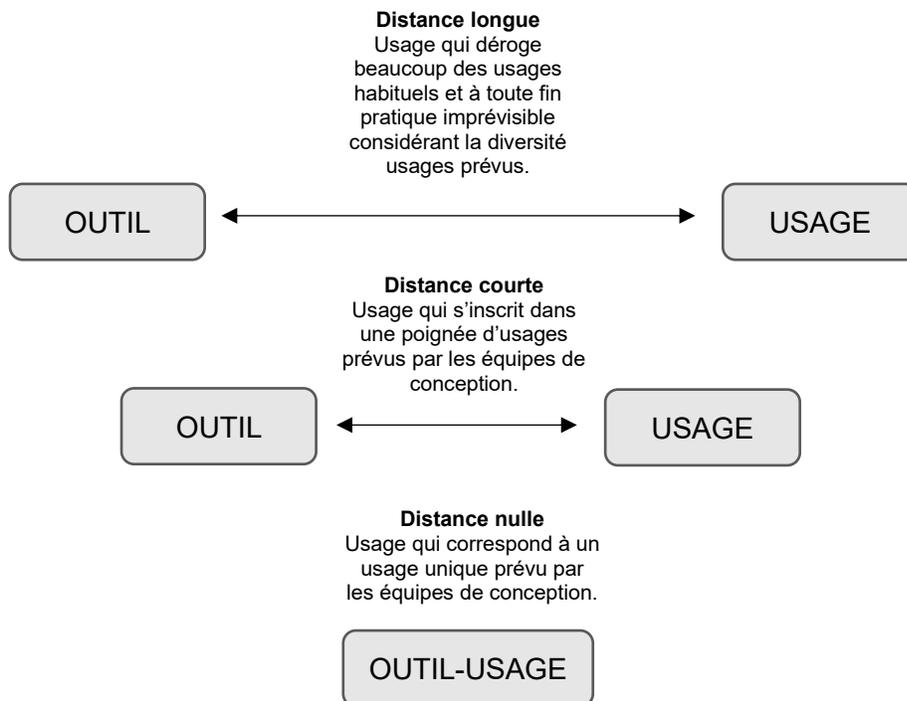
9.5.3. Les limites de la dialectique outil – adoption – usage

À la section 4.4.2 (p. 119), nous avons évoqué la difficulté posée par la conceptualisation traditionnelle voulant qu'un outil soit développé, que les personnes l'adoptent et qu'elles en développent des usages. Dans le contexte où les outils sont de plus en plus polyvalents, poursuivant même des ambitions d'IA générale et universelle, cette conceptualisation semble présenter certaines limites. La limite de la thèse tient surtout à ce qu'elle n'a pas examiné ce problème conceptuel en profondeur. Le problème a été contourné dans le cadre de la thèse en s'intéressant à l'adoption de types d'usages, mais il demeure entier : qu'adopte-t-on exactement, des outils ou des usages ? Dans la problématique, nous avons évoqué les concepts d'instruments et d'instrumentation de Rabardel et Pastré (2005) pour

expliquer qu'avant de développer des usages, les enseignants doivent parvenir à se représenter les outils comme des instruments leur permettant de transformer leur action (section 3.2.2.1). Il nous semble utile de formuler quelques remarques qui devraient être approfondies dans le contexte des IA de plus en plus performantes et polyvalentes.

En s'appuyant sur le concept d'affordances (Gibson, 1979), c'est-à-dire l'ensemble des usages spontanément perçus par une personne face à un outil, et sur celui d'usage (Jouët, 2000; Baron, 2019), nous proposons de bonifier la dialectique outil-usage en intégrant le concept de distance outil-usage que nous avons représenté dans la figure 31.

Figure 31. La distance outil-usage pour mesurer l'écart entre les usages prévus et les usages réels



En s'appuyant sur Rabardel et Pastré (2005), nous proposons d'envisager la distance outil-usage comme l'écart entre ce qu'un outil est censé faire et ce qu'une personne en fait réellement. Nous proposons qu'elle ne peut s'évaluer qu'à partir d'un outil donné et d'un usage réel, instancié et observé, en considérant que l'usage est toujours la dernière couche

d'appropriation par l'utilisateur final. Même un outil censé faire quelque chose de très précis peut au final être détourné pour des usages créatifs (p. ex. une brosse à dents détournée pour servir à récurer des joints de planchers). Intuitivement, on pourrait penser que la distance outil-usage a tendance à être plus grande pour les outils les plus complexes étant donné les nombreux cas d'utilisation qu'ils supportent intrinsèquement (p. ex. ChatGPT). Pourtant, en considérant que cette diversité d'usages est de facto suggérée par l'outil lui-même et dans une certaine mesure supportée par les équipes de conception, il convient de dire que l'usager ne développe pas des usages, mais qu'il les actualise sans véritablement passer par un processus d'instrumentation. À moins d'y consacrer un effort qui rend l'usage particulier à un contexte et qui répond à un besoin plus précis ou différent de ce qui a été prévu, ce que l'on voit se développer avec le *prompt engineering* pour l'IA générative.

Nous soumettons l'hypothèse que la distance outil-usage, si elle était mesurée de manière empirique, pourrait s'expliquer par une combinaison des affordances de l'outil, des caractéristiques du problème à résoudre et du contexte (Abraham, 2022), et des caractéristiques individuelles (p. ex. une forte pensée divergente). À notre connaissance, il n'existe pas d'instrument de mesure de cette distance qui tienne compte à la fois des affordances et de l'usage. Il existe toutefois des outils de mesure de la créativité, par exemple la *Creative Solution Diagnosis Scale* (Cropley et Kaufman, 2012), et de nombreux tests de pensée divergente qui pourraient servir à identifier des caractéristiques individuelles (Reiter-Palmon et al., 2019).

Dans le cadre de l'article 3, nous avons volontairement réduit la distance outil-usage en parlant « d'outils d'IA pour [la prédiction de la réussite, l'évaluation des apprentissages, etc.] » afin de pouvoir mesurer l'adoption d'outils destinés à des usages similaires. Néanmoins, cela n'exclut pas que même confrontés à des outils précis, les utilisateurs développeraient forcément des usages qui à terme pourraient moduler leur attitude, la performance perçue, l'effort perçue et l'anxiété. Une des prochaines étapes scientifiques

serait de parvenir à mesurer la distance outil-usage de manière empirique, par exemple en notant sur des grilles critériées la proximité entre les usages prévus par les équipes de conception et les usages réalisés sur le terrain par les enseignants. Nous proposons que cette distance peut être longue, si l'usage est à toute fin pratique imprévisible considérant la diversité des affordances, courte, si l'usage est facilement catégorisable, et nulle, si l'usage correspond à un usage unique prévu par les équipes de conception. En lien avec la créativité, il faut considérer que cette distance pourrait être subjective et dépendre des personnes qui l'évaluent et du contexte (Long et Wang, 2022). Cette difficulté pourrait peut-être être contournée en s'en remettant à l'évaluation non pas de la créativité, mais bien de la distance outil-usage, soit de l'écart entre les usages prévus par les concepteurs et les usages réalisés. Par exemple, dans le cas de ChatGPT, l'entreprise OpenAI a publié plusieurs guides d'utilisation destinés à différents publics. Les usages de ChatGPT comme tuteurs intelligents, moteur de recherche, co-auteur, écrivain, débateur, sont suggérés et, dans une certaine mesure, prévisibles. À cet égard, ils présentent une distance outil-usage courte, car ils sont facilement anticipables. Nous résumerons notre idée disant que pour que la distance outil-usage soit considérée longue, l'usage observé devrait surprendre les personnes qui ont conçu l'outil.

9.6. Pistes futures

Cette section vise à présenter des pistes de recherche futures en discutant des changements au domaine de l'IAED survenus pendant le parcours doctoral et toujours en cours. Le concept de littératie de l'IA est en mouvance et sera discuté. Il sera proposé de l'envisager dans le futur sous le prisme de la translittératie. La sortie de ChatGPT et son adoption fulgurante ont aussi des répercussions importantes dans le milieu de l'enseignement supérieur ; certaines implications seront discutées dont notamment le besoin d'une spécialisation de la recherche future.

9.6.1. L'évolution du concept de littératie de l'IA depuis le début du parcours doctoral

Depuis le début de ce parcours doctoral, de nombreux articles scientifiques se sont intéressés au concept de littératie de l'IA. Il convient désormais d'accepter qu'il n'y a pas qu'une seule littératie de l'IA qui répondrait à tous les contextes. Un peu comme nous l'avons fait dans l'article 2 en construisant un questionnaire destiné aux enseignants, Montag et al. (2024) invitent la communauté scientifique à développer des instruments nuancés et spécifiques à différents contextes pour mesurer la littératie de l'IA en lien avec des objectifs. Idem pour les attitudes selon eux : on doit mesurer l'attitude vis-à-vis de l'IA en contexte et pas en général, comme nous l'avons fait pour les usages dans l'article 3.

Au terme d'une recension sur le sujet, Pinski et Benlian (2024) ont relevé une distinction entre la littératie de l'IA pour les experts du domaine, c'est-à-dire les personnes qui travaillent en informatique et qui doivent développer des outils d'IA ou intégrer l'IA à des applications ou logiciels existants, et la littératie de l'IA pour la population générale qui l'utilise au quotidien via par exemple des téléphones intelligents. Le référentiel de compétences développé par l'Université Concordia (Blok et al., 2022) que nous avons évoqué dans le cadre conceptuel s'inscrit plutôt dans la première catégorie, car il vise la formation d'experts du domaine, alors que le référentiel AI4K12, destiné au primaire/secondaire, vise plutôt la population générale. Selon Pinski et Benlian (2024), trois éléments-clés sont à considérer en lien avec la littératie de l'IA à commencer par la manière d'apprendre l'IA. Par ses particularités, notamment les prérequis en mathématiques, en algèbre matriciel ou en informatique, un défi didactique se pose : comment accéder rapidement à la compréhension nécessaire pour une utilisation critique pour des personnes qui n'ont pas ces prérequis ? Le deuxième élément-clé est formé des connaissances en IA : qu'est-ce qui est nécessaire ? La plupart des instruments de mesure, voire des référentiels en IA, se prononcent à ce sujet comme c'est le cas de Ng et al. (2021). Le dernier élément-clé est le résultat : à quelle fin, et avec quel succès, doit-on former les différents groupes de personnes à la littératie de l'IA ? Les méthodes recensées peuvent être formelles (p. ex. des cours ou activités d'expérimentation) ou informelles (p. ex.

discussions en familles, médias, forums en ligne). Ils proposent un continuum sociotechnique pour décrire les connaissances associées à l'IA : les modèles d'IA et les algorithmes qui servent à les construire sont considérés très techniques, alors que les aspects liés à la place de l'IA dans les organisations le sont moins. Les aspects liés à l'éthique sont considérés transversaux à tous les types de connaissances et sont importants peu importe le niveau de technicité des enjeux. La transversalité de l'éthique dans la littératie de l'IA est aussi confirmée par Allen et Kendeou (2024) dans un référentiel de littératie de l'IA destiné aux enseignants. Selon elles, les enseignants sont les personnes les mieux placées pour insuffler l'importance de l'éthique pour la production, le déploiement et l'utilisation de l'IA.

La littératie de l'IA est donc amenée à se préciser encore davantage selon les contextes et les domaines d'application, au fur et à mesure que les exigences liées à l'IA apparaissent dans les différents métiers et dans les activités de la vie quotidienne.

9.6.2. La littératie de l'IA sous le prisme de la translittératie

Dans le cadre conceptuel, nous avons proposé que la littératie de l'IA pouvait être envisagée de deux façons, soit comme une littératie liée à un domaine et s'inscrivant dans le champ des littératies multiples, ou bien comme une littératie dite *à l'ère de l'IA*, c'est-à-dire qui amène à réinterpréter les différentes littératies (médiatique, numérique, etc.) à la lumière du contexte socioculturel transformé par l'IA. Dans la thèse, nous avons développé un instrument qui visait à mesurer la littératie de l'IA envisagée de la première façon, en bonne partie axé sur les connaissances et la compréhension de l'IA mais faisant tout de même place à la capacité à faire des usages de cette IA. Dans une posture pragmatique, ce choix s'imposait. Au-delà de la thèse, toutefois, il semble intéressant d'envisager la littératie de l'IA considérant les transformations sociales en cours. Depuis une dizaine d'années, et encore davantage depuis deux ans, le domaine de l'IA est entré dans une phase d'accélération rapide et donne lieu à des utilisations concrètes qui transforment la vie quotidienne (Lee et Qiufan, 2024). Près d'un emploi sur deux serait menacé dans un horizon prévisible (Tison, 2024). Plusieurs se questionnent déjà à savoir

à quoi s'occuperont les humains lorsque des agents intelligents pourront les remplacer, de quoi seront faites les journées, comment les personnes actualiseront leur potentiel si le travail n'est plus un moyen d'y parvenir (Tison, 2024). Le développement de l'IA pourrait même remettre en question notre conception de l'intelligence humaine et donner lieu à la dévalorisation de certaines caractéristiques humaines simplement car elles sont difficilement modélisables et imitables (Favier-Baron, 2023).

À cet effet, comme nous l'avons proposé dans le cadre conceptuel, il faudrait envisager dans le futur de mieux intégrer le concept de littératie de l'IA aux autres littératies pour se préparer à ce que voudront dire ces concepts dans un monde rempli d'IA. Selon nous, dans une perspective de translittératie (Thomas et al., 2007), la littératie de l'IA peut être définie à partir de deux composantes, soit (1) la compréhension, en contexte, des motifs justifiant le recours à l'IA et des effets qui y sont attribuables pour la production, la modification, la diffusion ou la réception d'un message sur des supports physiques ou numériques, et (2) la capacité à alterner entre des modes de communication recourant ou non à l'IA, à reconnaître ou suspecter la présence de l'IA, à produire et interpréter des messages culturellement significatifs augmentés par l'IA.

Un telle définition encadre non seulement ce que les personnes doivent savoir de l'IA, mais aussi comment elles doivent l'utiliser pour être fonctionnelles. L'IA étant de plus en plus présente, les contextes dans lesquels elle pénètre se diversifient. Ainsi, depuis quelques années, l'IA est apparue dans des tâches quotidiennes via des applications de plus en plus accessibles. ChatGPT en est un exemple, mais pas le seul. Des applications sont apparues pour identifier les plantes en forêt, pour générer une liste d'épicerie ou des recettes, pour trier des photos, etc. Pour autant, les personnes peuvent encore être amenées à consulter une carte pour planifier leur randonnée en forêt, à lire des encarts présentant des aubaines avant de faire les courses, à lire le manuel d'instructions de l'appareil photos ou la documentation d'un logiciel. L'utilisation de ces applications s'intègre au quotidien des personnes sans que celles-ci ne cessent d'exercer des comportements associés à d'autres

formes de littératie comme l'écriture manuscrite, l'information via les bulletins de nouvelles, documentaires ou journaux (littératie médiatique), la fréquentation des réseaux sociaux (littératie numérique). En s'intégrant à chacune de ces activités d'une manière ou d'une autre, l'IA en modifie les motifs et les conséquences (p. ex. la désinformation générée par l'IA et véhiculée par les réseaux sociaux, enjeu dont on parlait peu il y a à peine 10 ans, la création de faux par l'IA générative, le débat sur la valeur d'une création artistique faite par l'IA et le droit d'auteur). Comme l'IA s'ajoute à des contextes existants, nous avançons donc qu'on ne peut pas être « AI literate » sans être « AI transliterate ». Le concept de littératie de l'IA devrait progresser vers celui de « littératie à l'ère de l'IA », puis éventuellement être absorbé par celui-là même de translittératie dès lors que l'IA ne sera plus assez nouvelle pour qu'on continue à étudier les particularités de son émergence. Selon Thomas et al. (2007), la translittératie réfère aussi à la capacité de comprendre voire transposer la signification d'un message dans plusieurs littératies. En appliquant cette idée à l'IA, nous avançons que la valeur qu'une personne attribue à une production augmentée par l'IA dépend de sa compréhension dans une autre littératie, par exemple, une personne qui sait bien lire et écrire jugera possiblement différemment les écrits issus de l'IA générative qu'une personne analphabète.

9.6.3. La déferlante de l'IA générative depuis ChatGPT

Ici et là, dans la thèse, nous avons évoqué la sortie de ChatGPT en novembre 2022 comme élément marquant modifiant le paysage de la technologie éducative en enseignement supérieur. En introduction, nous avons d'ailleurs conclu l'historique du domaine des TICE en positionnant cette sortie comme un jalon important révélateur de la décennie en cours. Comme d'autres furent tentés de le faire pour l'audiovisuel, l'informatique, Internet ou la mobilité, on pourrait penser que l'arrivée de l'IA (générative ou non) et sa démocratisation marque un point d'arrivée, un aboutissement, une révolution. Le paysage a beaucoup changé entre le début et la fin de cette thèse : en date du 18 mars 2024, le Web of Science indexait 744 articles abordant l'intelligence artificielle en enseignement supérieur pour l'année 2020, 1 076 pour l'année 2021, 1 322 pour l'année 2022 et 1 335 pour 2024. Plus

spécifiquement, 191 articles scientifiques indexés abordent ChatGPT en enseignement supérieur depuis 2022, et c'est sans compter toute la littérature grise qui émerge continuellement comme le guide pour l'IA générative en éducation et en recherche (UNESCO, 2023), le mémoire déposé par la Fédération des cégeps (2023) au Conseil supérieur de l'éducation, ou bien le rapport *Prêt pour l'IA* du Conseil de l'innovation du Québec (2024). D'ailleurs, une des recommandations de ce rapport appelle sans ambages à « s'assurer de l'adaptation des programmes d'enseignement de la maternelle à l'université, afin d'accroître la capacité des étudiants à utiliser l'IA efficacement, et à exercer leur pensée critique à son égard » (p. 52).

En s'appuyant sur l'historique du domaine, il semble judicieux d'envisager une phase de déclin de l'engouement puis de rationalisation des usages pédagogiques. D'ailleurs, une diminution de l'engouement a été observée par Leiter et al. (2024) qui ont analysé 330 000 tweets publiés dans les deux mois suivant la sortie de ChatGPT. Dans les universités, la rationalisation des usages semble bien entamée alors que les universités et leurs services de soutien pédagogique s'approprient le sujet et produisent des guides ou formation pour le personnel enseignant. Par exemple, l'Université Laval a produit des ressources de formation spécifiques pour démystifier ce dont il s'agit et accompagner le personnel enseignant (Université Laval, 2024). L'Université de Montréal, comme à peu près toutes les universités ou cégeps, a publié des balises pour l'utilisation de l'IA générative dans les activités d'enseignement (Université de Montréal, 2023). Jamais dans l'historique des TICE le discours sur les usages et l'encadrement ne s'est développé aussi rapidement, et il semblerait que la principale raison soit la menace inédite à l'intégrité académique posée par l'IA appuyée par l'adoption fulgurante de l'outil (cinq jours après sa sortie, l'outil comptait déjà 1 million d'utilisateurs selon Alier et al., 2024).

Quel avenir donc pour l'IA en enseignement supérieur ? Les prochains défis tiennent à l'opérationnalisation des promesses et seront d'ordre organisationnel. Dans l'article 1, nous avons énoncé que plusieurs des promesses historiques de l'IA, en éducation et dans tous

les domaines, ont souvent donné lieu à des déceptions étant donné la piètre performance d'agents intelligents pourtant très complexes, mais qui ne parvenaient à duper personne. L'apprentissage personnalisé, les tuteurs intelligents, l'évaluation automatisée, le soutien à la motivation et la métacognition, les robots conversationnels : la théorie y était, mais pas les outils pour la supporter convenablement. Maintenant, alors que la technologie semble désormais pouvoir y arriver, de nouveaux défis apparaissent. Des enjeux déontologiques liés à la responsabilité et l'imputabilité des enseignants apparaissent (Collin et al., 2024). Doit-on réfléchir à l'adaptation des conventions collectives pour prévoir à même le rôle des enseignants les interactions souhaitées avec des agents intelligents comme c'est le cas dans d'autres domaines (Molina et al., 2023) ? Doit-on encadrer la responsabilité par rapport à l'utilisation, voire l'obligation ou l'interdiction de certains types d'outils ? Doit-on revoir l'organisation des espaces physiques dans les cégeps et universités pour faciliter l'interaction avec des agents intelligents (Liu, 2023) ? Peut-on diversifier les modes d'interaction avec ces agents pour favoriser la socialisation et éviter que les personnes ne s'enferment dans leurs appareils mobiles, par exemple avec des capteurs à même les salles de classe ou les cantines, des dispositifs haptiques (Fouad et al., 2023), des stations interactives placées à des endroits stratégiques pour maintenir une association entre des espaces physiques et des fonctions, bref des environnements où la frontière physique et numérique s'estompe (Dillenbourg, 2016). Sur l'aspect du design physique des espaces d'apprentissage, il semble utile aussi de réfléchir aux usages créatifs de l'IA pour adapter les espaces de manière plus dynamique, par exemple des décors et éclairages (Grace Colaco et al., 2023) qui s'adaptent aux conditions d'apprentissage souhaitées par l'enseignant, de même qu'aux technologies pouvant supporter ces adaptations. Plusieurs avenues sont possibles à ce chapitre comme l'interaction par la reconnaissance des gestes via des murs-écrans (Zahra et al., 2023), les hologrammes (Dominguez-Dager et al., 2024) ou du mobilier intelligent (Figuroa Cabrera, 2023).

Comme souvent en technologie éducative, deux voies se dégagent donc et doivent se développer en parallèle : une voie à vitesse normale, qui appelle à un développement

prudent et raisonné, qui mise sur la valeur ajoutée et la préservation des aspects positifs actuels de l'expérience d'apprentissage dans les cégeps et universités, et une voie rapide, qui appelle à investir dans la recherche et le développement pour expérimenter des usages créatifs et leur déploiement en contexte réel, auprès d'enseignants et d'étudiants. Ainsi n'est peut-être-t-il pas souhaitable de transformer tout un campus sous le joug de l'impulsion et de l'urgence, mais consacrer des espaces précis à l'expérimentation (comme les salles de classes connectées, Dimitriadou et Lanitis, 2023) semble essentiel, comme ce fut le cas pour les salles d'apprentissage actif autour de 2010 (Park et Choi, 2014).

Enfin, d'un point de vue scientifique, considérant la croissance de l'intérêt envers l'IA en enseignement supérieur (et plus généralement en éducation), il semble opportun de souligner que l'avenir du domaine devrait passer par une spécialisation des questions de recherche. Si, comme nous l'avons montré dans la recension de l'article 1, le domaine de l'IAED permettait d'encapsuler un ensemble de recherches cohérentes, l'explosion de recherches dans le domaine rend désormais peu intelligible le domaine. Il semble impossible, ou peu utile, de chercher à baliser ce domaine davantage. Des recherches plus spécialisées devraient être conduites pour l'utilisation de l'IA à des fins didactiques, en orthopédagogie pour analyser des erreurs de raisonnement uniques, en évaluation des apprentissages pour mesurer la cohérence entre plusieurs évaluateurs, en gestion scolaire pour attribuer des locaux ou des horaires, en gestion de classe pour prédire, et prévenir, la désorganisation d'un groupe-classe), pour planifier un enseignement différencié, pour évaluer des apprentissages et des compétences disciplinaires, pour organiser les espaces physiques, pour créer des ressources didactiques disciplinaires. Ces usages, et beaucoup d'autres, devraient émerger en tant que domaines de recherches distincts car les enjeux qu'ils revêtent sont différents. Bref, il s'agirait de dépasser le discours général sur l'IA en enseignement supérieur en inscrivant le recours à l'IA dans des cadres théoriques existants spécialisés.

Conclusion

La problématique au cœur de cette thèse est la transformation du rôle des enseignant · e · s dans le contexte où les outils d'IA sont de plus en plus performants et capables d'exercer des tâches complexes qui leur revenaient normalement. Cette thèse apporte une contribution scientifique à la fois théorique et empirique autant au domaine de l'IA en éducation qu'à celui des technologies de l'information et des communications en enseignement. Théorique, pour l'actualisation du triangle didactique de Houssaye (1988), d'abord introduite dans l'article 1 au terme d'une recension des écrits sur le rôle de l'enseignant · e en IAED. Cette recension a fait ressortir, de façon marquée, une absence de réflexion approfondie sur les interactions entre IA, enseignant · e, apprenant · e et savoir. Empirique, car elle a permis la construction de toute pièce d'un questionnaire pour mesurer la littératie de l'IA auprès des enseignant · e · s du postsecondaire dans l'article 2. Mais aussi, elle propose ce qui, à notre connaissance, est la première étude de l'adoption de l'IA par les enseignant · e · s du postsecondaire en fonction du type d'usages. Sur cet aspect, l'article 3 fait ressortir sans équivoque qu'ils n'envisagent pas les types d'usages de l'IA de la même façon, certains suscitant une attitude favorable et d'autres une attitude défavorable. De manière exploratoire, la thèse a aussi tenté d'expliquer les attentes de performance, la facilité d'utilisation perçue et l'anxiété des enseignant · e · s en s'appuyant sur trois composantes de la littératie de l'IA (connaissances techniques, capacité à faire des usages pédagogiques de l'IA et sensibilité aux enjeux éthiques). Pour tous les types d'usages de l'IA, un haut niveau de connaissances techniques est associé à des attentes plus basses quant à la performance de l'IA. La thèse n'a pas trouvé de lien significatif entre le niveau de sensibilité aux enjeux éthiques et les variables d'adoption. En s'appuyant sur les résultats, les prochaines étapes seraient d'encadrer les usages de l'IA et de former les enseignant · e · s au fonctionnement de l'IA et à ses utilisations pédagogiques pour qu'ils saisissent au mieux les enjeux éthiques et puissent envisager le rôle de l'IA en complémentarité au leur plutôt qu'en concurrence.

Références

- Abd-Elaal, E.-S., Gamage, S. H. P. W. et Mills, J. E. (2022). Assisting academics to identify computer generated writing. *European Journal of Engineering Education*, 47(5), 725 745. <https://doi.org/10.1080/03043797.2022.2046709>
- Abraham, A. (2022). Creativity or creativities? Why context matters. *Design Studies*, 78, 101060. <https://doi.org/10.1016/j.destud.2021.101060>
- Académie de la transformation numérique. (2020). *L'usage des appareils mobiles au Québec—NETendances 2020*. 11(8), 16 pages.
- Agar, J. (2013). *Constant Touch: A Global History of the Mobile Phone*. Icon Books.
- 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, 163 176.
- Ajzen, I. (1991). The Theory of Planned Behavior. *Organizational Behavior and Human Decision Processes*, 50(2), 179 211.
- Alier, M., García-Peñalvo, F.-J. et Camba, J. D. (2024). Generative Artificial Intelligence in Education : From Deceptive to Disruptive. *International Journal of Interactive Multimedia and Artificial Intelligence*, 8(5), 5. <https://doi.org/10.9781/ijimai.2024.02.011>
- Allen, L. K. et Kendeou, P. (2024). ED-AI Lit : An Interdisciplinary Framework for AI Literacy in Education. *Policy Insights from the Behavioral and Brain Sciences*, 11(1), 3 10. <https://doi.org/10.1177/23727322231220339>
- Altoe, F. et Joyner, D. (2019). Annotation-free Automatic Examination Essay Feedback Generation. *2019 IEEE Learning With MOOCS (LWMOOCS)*, 110 115. <https://doi.org/10.1109/LWMOOCS47620.2019.8939630>
- Annot, E. (2014). De l'accompagnement à la pédagogie universitaire : Quels enjeux pour la formation des enseignants-chercheurs? *Recherche & formation*, 77, 17 28. <https://doi.org/10.4000/rechercheformation.2298>
- APOP. (1984). Bulletin de l'APOP de décembre 1984. *Bulletin de l'APOP*, 3(2).
- Armstrong, R. L. (1987). The Midpoint on a Five-Point Likert-Type Scale. *Perceptual and Motor Skills*, 64(2), 359 362. <https://doi.org/10.2466/pms.1987.64.2.359>
- Association canadienne de recherche sur la formation en ligne. (2018). *Évolution de la formation à distance et de l'apprentissage en ligne dans les universités et collèges du Canada : 2018*. Association canadienne de recherche sur la formation en ligne. http://www.cdrlra-acrfl.ca/wp-content/uploads/2020/07/2018_national_fr.pdf

- Atenas, J., Havemann, L. et Timmermann, C. (2023). Reframing data ethics in research methods education : A pathway to critical data literacy. *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 20(1), 11.
<https://doi.org/10.1186/s41239-023-00380-y>
- Ayanwale, M. A. et Sanusi, I. T. (2023). Perceptions of STEM vs. Non-STEM Teachers Toward Teaching Artificial Intelligence. *2023 IEEE AFRICON*, 1 5.
<https://doi.org/10.1109/AFRICON55910.2023.10293455>
- Bacqué, M.-H. et Biewener, C. (2015). L'empowerment, un nouveau paradigme pour l'intervention sociale. Dans *L'empowerment, une pratique émancipatrice ?* (p. 21-57). La Découverte. <https://www.cairn.info/l-empowerment-une-pratique-émancipatrice--9782707186348-p-21.htm>
- Badley, G. et Habeshaw, T. (1991). The Changing Role of the Teacher in Higher Education. *British Journal of In-Service Education*, 17(3), 212 218.
<https://doi.org/10.1080/0305763910170307>
- Baker, J. (1975). *Computer in the school*. The Phi Delta Kappa Educational Foundation.
- Bandura, A. (1986). *Social foundations of thought and action : A social cognitive theory*. Prentice Hall.
- Barabadi, S. A., Shams, A. et Wise, N. (2022). Social Network Sites Impact on Learning : Extending the TAM 3 Model to Assess Academic Performance in Higher Education. *Journal of Agriculture, Science and Technology*, 24(5), 1073 1086.
- Baron, G.-L. (2019). Les technologies dans l'enseignement scolaire : Regard rétrospectif et perspectives. *Les Sciences de l'éducation - Pour l'Ère nouvelle*, 52(1), 103 122.
<https://doi.org/10.3917/lsdle.521.0103>
- Beard, R. (1976). *Teaching and learning in higher education* (3e éd.). Harmondsworth.
- Ben Youssef, A. et Hadhri, W. (2009). Les dynamiques d'usage des technologies de l'information et de la communication par les enseignants universitaires : Le cas de la France. *Réseaux*, 155(3), 23 54. <https://doi.org/10.3917/res.155.0023>
- 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/10.1080/17439884.2020.1786399>
- Berger, J.-L. (2021). *Analyse factorielle exploratoire et analyse en composantes principales : Guide pratique*. <https://hal.science/hal-03436771/document>
- Bernaudo, J.-L. (2014). Chapitre 2. Méthodologie psychométrique : Élaborer et valider des tests et des questionnaires psychologiques. Dans *Méthodes de tests et questionnaires en psychologie* (p. 69 111). Dunod.
<https://www.cairn.info/methodes-de-tests-et-questionnaires-en-psychologie--9782100587957-p-69.htm>

- Bertrand, L. (2010). *Renouveler l'Université : Pour un rapport au savoir adapté au XXI^e siècle*. Presses de l'Université Laval.
- Bistodeau, A. (2021). *L'utilisation du tableau de bord des activités d'apprentissage Ma réussite en formation en ligne à l'Université Laval pour soutenir l'autorégulation de l'apprentissage et la réussite*. Université Laval.
- Blok, S., Trudeau, J. et Cassidy, R. (2022). *Artificial Intelligence Competency Framework*. Pôle IA Concordia-Dawson. https://poleia.quebec/en/wp-content/uploads/2022/07/PIA_ConcordiaDawson_AICompetencyFramework.pdf
- Bonneville-Roussy, A., Fenouillet, F. et Morvan, Y. (2022). Définir la modélisation par équations structurelles. Dans *Introduction aux analyses par équations structurelles* (p. 17-34). Dunod. <https://www.cairn.info/introduction-aux-analyses-par-equations-structurelles--9782100838912-p-17.htm>
- Bordeleau, P. (1999). Technologies éducatives : Déjà une longue histoire. *Les cahiers millinéaire*, 11-14.
- Bougaïeff, A. (1984). L'Avenir des A.P.O., c'est le « folkware ». *Bulletin de l'APOP*, 3(2).
- Boughton, B., Williamson, F., Lin, S., Taylor, R., Beetson, J., Bartlett, B., Anderson, P. et Morrell, S. (2022). Measuring adult English literacy improvements in First Nations communities in Australia. *International Journal of Training Research*, 20(3), 248-263. <https://doi.org/10.1080/14480220.2022.2032268>
- Bourdages-Perreault, É. (2017). *Le pragmatisme : Vers un pluralisme épistémologique* [Université de Sherbrooke]. <https://savoirs.usherbrooke.ca/handle/11143/10480>
- Bourdeau, J., Minier, P. et Brassard, C. (2003). Scénarisation interactive en téléapprentissage universitaire. Dans C. Deaudelin & T. Nault (Éds.), *Collaborer pour apprendre et faire apprendre : La place des outils technologiques* (1^{re} éd.). Presses de l'Université du Québec. <https://doi.org/10.2307/j.ctv18pgvgg>
- Brien, R. (1971). *La division des tâches de l'auteur de cours et du codeur en enseignement assisté par ordinateur* [Mémoire de maîtrise]. Université Laval.
- Bruneault, F., Laflamme, A. S. et Mondoux, A. (2022). *Former à l'éthique de l'IA en enseignement supérieur : Référentiel de compétence* [Prépublication]. Pôle montréalais d'enseignement supérieur en intelligence artificielle. <https://doi.org/10.31235/osf.io/38tfv>
- Brunetto, D. et Cangiotti, N. (2022, juin 14). *Online team working with emerging technologies in a university math class*. Eighth International Conference on Higher Education Advances. <https://doi.org/10.4995/HEAd22.2022.14197>
- Brusilovsky, P. et Peylo, C. (2003). Adaptive and Intelligent Web-based Educational Systems. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 13, 156-159.

- Buckingham Shum, S. J. et Luckin, R. (2019). Learning analytics and AI : Politics, pedagogy and practices. *British Journal of Educational Technology*, 50(6), 2785 2793. <https://doi.org/10.1111/bjet.12880>
- Bulger, M. (2016). Personalized Learning : The Conversations We're Not Having. *Data & Society*.
- Byrne, B. M. (2006). *Structural Equation Modeling with EQS*. Routledge.
- Carbonell, J. (1970). AI in CAI : An Artificial-Intelligence Approach to Computer-Assisted Instruction. *IEEE Transactions on Man Machine Systems*, 11(4), 190 202. <https://doi.org/10.1109/TMMS.1970.299942>
- Cartier, M. (2001). Les inforoutes et l'éducation, mythes et réalités. Dans M. Kaszap, D. Jeffrey et G. Lemire (Éds.), *Exploration d'Internet, recherches en éducation et rôles des professionnels de l'enseignement* (p. 9 59). Presses de l'Université Laval.
- Cassel, C. A. et Lo, C. C. (2007). Theories of Political Literacy. *Political Behavior*, 19(4), 317 335.
- Cégep à distance. (s. d.). Tableau de bord – Le projet. *Site Web de Cégep à distance*. <https://cegepadistance.ca/le-cegep-a-distance-2/la-recherche-au-cegep-a-distance/tableau-de-bord-le-projet/>
- Cégep de Chicoutimi (Réalisateur). (2021). *L'intelligence artificielle au service du Cégep de Chicoutimi*. https://www.youtube.com/watch?v=l_k4eyt0VOE
- 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/10.1007/s11528-022-00715-y>
- Cervetti, G., Damico, J. et Pearson, P. D. (2006). Multiple Literacies, New Literacies, and Teacher Education. *Theory Into Practice*, 45(4), 378 386. https://doi.org/10.1207/s15430421tip4504_12
- Cetindamar, D., Kitto, K., Wu, M., Zhang, Y., Abedin, B. et Knight, S. (2022). Explicating AI Literacy of Employees at Digital Workplaces. *IEEE Transactions on Engineering Management*, 1 14. <https://doi.org/10.1109/TEM.2021.3138503>
- Chai, C. S., Wang, X. et Xu, C. (2020). An Extended Theory of Planned Behavior for the Modelling of Chinese Secondary School Students' Intention to Learn Artificial Intelligence. *Mathematics*, 8(11), 2089. <https://doi.org/10.3390/math8112089>
- 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/10.1007/s10639-020-10159-7>
- 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(3). <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*, 1 13. <https://doi.org/10.1080/10447318.2022.2049145>
- Chomienne, M. (1987). *Bilan des applications pédagogiques de l'ordinateur en France*. Centre québécois de recherche sur les applications pédagogiques de l'ordinateur.
- Christensen, C. M. (1997). *The innovator's dilemma : When new technologies cause great firms to fail*. Harvard Business School Press.
- Cohen, J. (1988). *Statistical power analysis for the behavioral sciences* (2e édition). Lawrence Erlbaum Associates.
- Cojean, S. et Martin, N. (2022). Acceptability of technology involving artificial intelligence among future teachers. *Proceedings of the Annual Meeting of the Cognitive Science Society*, 44, 6.
- Collin, S., Lepage, A. et Nebel, L. (2024). Enjeux éthiques et critiques de d'intelligence artificielle en éducation : Une revue systématique de la littérature. *Canadian Journal of Learning and Technology*, 49(4), 1 29. <https://doi.org/10.21432/cjlt28448>
- Collin, S. et Marceau, E. (2023). Enjeux éthiques et critiques de l'intelligence artificielle en enseignement supérieur. *Éthique publique*, vol. 24, n° 2. <https://doi.org/10.4000/ethiquepublique.7619>
- Collin, S., Pellerin, G., Blanchard, A. et Cordelier, B. (2018). Disparités d'adoption des technologies en pédagogie universitaire : Un aperçu empirique. *Revue internationale des technologies en pédagogie universitaire*, 15(1), 9 23. <https://doi.org/10.18162/ritpu-2018-v15n1-02>
- Colman, A. M., Norris, C. E. et Preston, C. C. (1997). Comparing Rating Scales of Different Lengths : Equivalence of Scores from 5-Point and 7-Point Scales. *Psychological Reports*, 80(2), 355 362. <https://doi.org/10.2466/pr0.1997.80.2.355>
- Comité patronal de négociation des collèges. (2022). *Entente intervenue entre la Fédération nationale des enseignantes et des enseignants du Québec et le Comité patronal de négociation des collèges*. https://fneeq.qc.ca/wp-content/uploads/CC_FNEEQ_2020-2023.pdf
- Commission des universités sur les programmes. (1999). *Les programmes en architecture, design, aménagement, urbanisme et études urbaines dans les universités du Québec* (15). Commission des universités sur les programmes.
- Comrey, A. L. et Lee, H. B. (1992). *A first course in factor analysis* (2e édition). Erlbaum.

- Conseil de l'innovation du Québec. (2024). *Prêt pour l'IA*.
https://conseilinnovation.quebec/wp-content/uploads/2024/02/Rapport_IA_CIQ-1.pdf
- Conover, W. J. (1999). *Practical nonparametric statistics* (3e édition). Wiley.
- Conroy, A. L. (2014). *A meta-study of teaching practitioner's conceptions of their work* [Thèse de doctorat]. University of Minnesota.
- Conseil supérieur de l'éducation. (1982). *Le rôle du professeur d'université* (p. 48 pages). Conseil supérieur de l'éducation. <https://www.cse.gouv.qc.ca/wp-content/uploads/2021/05/50-0315-AV-le-role-du-professeur-duniversite.pdf>
- Conseil supérieur de l'éducation. (1994). *Les nouvelles technologies de l'information et de la communication : Des engagements pressants* (Rapport annuel 1993-1994 sur l'état et les besoins de l'éducation).
- Corbin, J. M. et Strauss, A. L. (2015). *Basics of qualitative research : Techniques and procedures for developing grounded theory* (4^e éd.). SAGE.
- Corrin, L., Kennedy, G., French, S., Shum, S. B., Kitto, K., Pardo, A., West, D., Mirriahi, N. et Colvin, C. (2019). *The Ethics of Learning Analytics in Australian Higher Education*. <https://melbournecshe.unimelb.edu.au/research/research-projects/edutech/the-ethical-use-of-learning-analytics>
- Crompton, H., Jones, M. V. et Burke, D. (2022). Affordances and challenges of artificial intelligence in K-12 education : A systematic review. *Journal of Research on Technology in Education*, 1 21. <https://doi.org/10.1080/15391523.2022.2121344>
- Cropley, D. H. et Kaufman, J. C. (2012). Measuring Functional Creativity : Non Expert Raters and the Creative Solution Diagnosis Scale. *The Journal of Creative Behavior*, 46(2), 119 137. <https://doi.org/10.1002/jocb.9>
- CTREQ. (2018). *L'utilisation des données au service de l'apprentissage*.
<https://www.ctreq.qc.ca/lutilisation-des-donnees-au-service-de-lapprentissage/>
- Dall'Alba, G. (1994). The role of teaching in higher education : Enabling students to enter a field of study and practice. *Learning and Instruction*, 3(4), 299 313.
[https://doi.org/10.1016/0959-4752\(93\)90021-Q](https://doi.org/10.1016/0959-4752(93)90021-Q)
- Dastjerdi, N. B. (2016). Factors Affecting ICT Adoption among Distance Education Students based on the Technology Acceptance Model—A Case Study at a Distance Education University in Iran. *International Education Studies*, 9(2), 73.
<https://doi.org/10.5539/ies.v9n2p73>
- Davis, F. D. (1985). *A technology acceptance model for empirically testing new end-user information systems : Theory and results* [Thèse de doctorat, Massachusetts Institute of Technology]. <https://dspace.mit.edu/handle/1721.1/15192>

- Davis, F. D. (1989). Perceived Usefulness, Perceived Ease of Use, and User Acceptance of Information Technology. *MIS Quarterly*, 13(3), 319.
<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>
- Deeva, G., Bogdanova, D., Serral, E., Snoeck, M. et De Weerd, J. (2021). A review of automated feedback systems for learners : Classification framework, challenges and opportunities. *Computers & Education*, 162.
<https://doi.org/10.1016/j.compedu.2020.104094>
- Dewey, J. (1997). *How we think*. Mineola.
- Dillenbourg, P. (2016). The Evolution of Research on Digital Education. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 26(2), 544 560.
<https://doi.org/10.1007/s40593-016-0106-z>
- Dimitriadou, E. et Lanitis, A. (2023). A critical evaluation, challenges, and future perspectives of using artificial intelligence and emerging technologies in smart classrooms. *Smart Learning Environments*, 10(1), 12.
<https://doi.org/10.1186/s40561-023-00231-3>
- Dominguez-Dager, B., Gomez-Donoso, F., Roig-Vila, R., Escalona, F. et Cazorla, M. (2024). Holograms for seamless integration of remote students in the classroom. *Virtual Reality*, 28(1), 24. <https://doi.org/10.1007/s10055-023-00924-7>
- 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/10.1007/s10639-022-11001-y>
- Dumas, P. (1977). *L'implantation de PLATON à l'Université du Québec*. Université du Québec.
- Dupuy-Walker, L. (1997). La formation des maîtres et l'intégration des NTIC en éducation. Dans *Continuités et ruptures dans la formation des maîtres au Québec* (p. 203 212). Presses de l'Université Laval.
- Duval, H. et Gagnon, D. (1991). *L'ordinateur au Cégep : Usage, perceptions et attentes des étudiants et étudiantes*. Collège de Rosemont.
- Elmqaddem, N. (2019). Augmented Reality and Virtual Reality in Education. Myth or Reality? *International Journal of Emerging Technologies in Learning (iJET)*, 14(03), 234. <https://doi.org/10.3991/ijet.v14i03.9289>
- Engeström, Y. et Sannino, A. (2013). La volition et l'agentivité transformatrice : Perspective théorique de l'activité. *Revue internationale du CRIRES : innover dans la tradition de Vygotsky*, 1(1), 4 19. <https://doi.org/10.51657/ric.v1i1.41017>

- Fabrigar, L. R., Wegener, D. T., MacCallum, R. C. et Strahan, E. J. (1999). *Evaluating the Use of Exploratory Factor Analysis in Psychological Research*.
- Faerber, R. (2003). Groupements, processus pédagogiques et quelques contraintes liés à un environnement virtuel d'apprentissage. *Environnements informatiques pour l'apprentissage humain*, 200 210.
- Fave-Bonnet, M.-F. (2011). Formation pédagogique et développement professionnel des enseignants du supérieur : Le « cas » français. *Recherche & formation*, 68, 127 136. <https://doi.org/10.4000/rechercheformation.1568>
- Favier-Baron, E. (2023). Que fait l'Intelligence Artificielle à l'intelligence ? *Appareil*, 26. <https://doi.org/10.4000/appareil.6943>
- Fédération des cégeps. (2023). *Réponse à la consultation sur l'utilisation de systèmes d'intelligence artificielle générative en enseignement supérieur : Enjeux pédagogiques et éthiques*. Conseil supérieur de l'éducation. <https://fedcegeps.ca/wp-content/uploads/2023/10/2023-10-05-intelligence-artificielle-memoire.pdf>
- Fievez, A. (2016). *Processus d'appropriation des technologies de l'information et de la communication par les enseignants : Le cas des tablettes* [Thèse de doctorat]. Université de Montréal.
- Figuroa Cabrera, E. M. (2023). Smart classrooms : Learning better and faster through IoT and artificial intelligence. *8th URV Doctoral workshop in computer science and mathematics*, 5 8.
- Fishbein, M. et Ajzen, I. (1975). *Belief, Attitude, Intention and Behavior : An Introduction to Theory and Research*. Addison-Wesley.
- Fitouri, A. (2010). Sur la question des usages et des usagers des TIC. Dans L. Viera & N. Pinède (Éds.), *Stratégies du changement dans les systèmes et les territoires* (p. 441 454). Maison des Sciences de l'Homme d'Aquitaine. <https://doi.org/10.4000/books.msha.5742>
- Foli, O. et Dulaurans, M. (2013). Tenir le cap épistémologique en thèse Cifre. Ajustements nécessaires et connaissances produites en contexte. *Études de communication*, 40, 59 76. <https://doi.org/10.4000/edc.5118>
- Fonds de recherche du Québec. (2019). *La recherche au collégial : Des fondements à la pratique* (Comité intersectoriel étudiant, p. 31 pages). Fonds de recherche du Québec. https://frq.gouv.qc.ca/app/uploads/2022/03/rapport-cie-collegial_fr-1.pdf
- Fortin, P. et Parent, P.-P. (2004). Unité 7. Qu'est-ce qu'un enjeu éthique ? Dans *Le souci éthique dans les pratiques professionnelles* (p. 89 94). L'Harmattan. <https://www.cairn.info/le-souci-ethique-dans-les-pratiques-professionnell--9782747569491-p-89.htm>

- Fouad, M., Mansour, T. et Nabil, T. (2023). Use of haptic devices in education : A review. *Suez Canal Engineering, Energy and Environmental Science*, 1(1), 18 22. <https://doi.org/10.21608/sceee.2023.279487>
- Fourrez, G. (2004). *Apprivoiser l'épistémologie*. Éditions de Boeck Université.
- Gardner, C., Jones, A. et Jefferis, H. (2020). Analytics for Tracking Student Engagement. *Journal of Interactive Media in Education*, 2020(1), 22. <https://doi.org/10.5334/jime.590>
- Gerbault, J. (2012). Littératie numérique : Les nouvelles dimensions de l'écrit au 21ème siècle. *Recherches en didactique des langues et des cultures*, 9(2). <https://doi.org/10.4000/rdlc.3960>
- Gérin-Lajoie, S., Roy, N., Lafleur, F., Mimoudi, A., Faye, I. W. D. et Beuparlant, R. (2022). *L'enseignement comodal : Conjuguer la présence et la distance en toute cohérence*. Réseau d'enseignement francophone à distance du Canada (REFAD). <https://r-libre.telug.ca/2709/1/Gerin-Lajoie%20et%20al%20%282022%29%20-%20Guide%20comodal-REFAD.pdf>
- Gilster, P. (1997). *Digital literacy*. Wiley.
- Giraud, J. (1957). *Comment enseigner par les moyens audio-visuels*. Fernand Nathan.
- Giraudon, G., Guitton, P., Romero, M., Roy, D. et Viéville, T. (2020). *Éducation et numérique : Défis et enjeux*. INRIA.
- Gómez-Trigueros, I. M. (2023). Digital skills and ethical knowledge of teachers with TPACK in higher education. *Contemporary Educational Technology*, 15(2), ep406. <https://doi.org/10.30935/cedtech/12874>
- Goodfellow, I., Bengio, Y. et Courville, A. (2018). *L'apprentissage profond*. Massot éditions & Quantmetry.
- Gouvernement du Canada. (2019). *Directive sur la prise de décisions automatisée*. Secrétariat du Conseil du Trésor - Gouvernement du Canada. <https://www.tbs-sct.gc.ca/pol/doc-fra.aspx?id=32592>
- Gouvernement du Québec. (2021). *Professeurs / professeures et chargés / chargées de cours universitaires*. Québec.ca. <https://www.quebec.ca/emploi/informer-metier-profession/explorer-metiers-professions/4011-professeurs-professeures-et-charges-chargees-de-cours-universitaires>
- Grace Colaco, S., Varghese, S. G., Pearl Kurian, C. et Kumar Tm, S. (2023). A state-of-the-art artificial intelligent techniques in daylighting controller : Models and performance. *Science and Technology for Energy Transition*, 78, 37. <https://doi.org/10.2516/stet/2023035>
- Gras, B. (2019). Éthique des Learning Analytics. *Distances et médiations des savoirs*, 26. <https://doi.org/10.4000/dms.3768>

- Grossmann, F. (1999). Littératie, compréhension et interprétation des textes. *Repères*, 19(1), 139-166. <https://doi.org/10.3406/reper.1999.2294>
- Guay, J. (1969, juillet 17). L'école de demain commence aujourd'hui. *La Voix du Sud*, 2.
- Guénot, J. (1963). Les laboratoires de langues vivantes et les langues étrangères : L'expérience de l'École normale supérieure de Saint-Cloud. *Revue de l'enseignement supérieur*, 1963(4), 22.
- Guglielmi, J. (1970). *L'enseignement programmé à l'école*. Presses universitaires de France.
- Guy, R. F. et Norvell, M. (1977). The neutral point on a Likert scale. *Journal of Psychology*, 95(2), 199 204. <https://doi.org/10.1080/00223980.1977.9915880>
- 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)* (2e édition). SAGE.
- Hair, J. F., Hult, G. T. M., Ringle, C. M., Sarstedt, M., Danks, N. P. et Ray, S. (2021). Evaluation of Reflective Measurement Models. Dans J. F. Hair, G. T. M. Hult, C. M. Ringle, M. Sarstedt, N. P. Danks et S. Ray, *Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM) Using R* (p. 75 90). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-030-80519-7_4
- 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/10.3102/00346543211020116>
- Hall, G. E. et Hord, S. M. (1987). *Change in schools : Facilitating the process*. State University of New York Press.
- 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>
- Hargittai, E. (2005). Survey Measures of Web-Oriented Digital Literacy. *Social Science Computer Review*, 23(3), 371 379. <https://doi.org/10.1177/0894439305275911>
- Hatlevik, O. E. (2017). Examining the Relationship between Teachers' Self-Efficacy, their Digital Competence, Strategies to Evaluate Information, and use of ICT at School. *Scandinavian Journal of Educational Research*, 61(5), 555 567. <https://doi.org/10.1080/00313831.2016.1172501>
- Haugeland, J. (1985). *Artificial intelligence : The very idea*. MIT Press.

- Henri, F. et Basque, J. (2003). Conception d'activités d'apprentissage collaboratif en mode virtuel. Dans *Collaborer pour apprendre et faire apprendre : La place des outils technologiques* (p. 29 53). <https://canadacommons-ca.acces.bibl.ulaval.ca/artifacts/1881864/collaborer-pour-apprendre-et-faire-apprendre/2631175>
- Hien, H. T., Cuong, P.-N., Nam, L. N. H., Nhung, H. L. T. K. et Thang, L. D. (2018). Intelligent Assistants in Higher-Education Environments : The FIT-EBot, a Chatbot for Administrative and Learning Support. *Proceedings of the Ninth International Symposium on Information and Communication Technology - SoICT 2018*, 69 76. <https://doi.org/10.1145/3287921.3287937>
- Holgado-Tello, F. P., Chacón-Moscoso, S., Barbero-García, I. et Vila-Abad, E. (2010). Polychoric versus Pearson correlations in exploratory and confirmatory factor analysis of ordinal variables. *Quality & Quantity*, 44(1), 153 166. <https://doi.org/10.1007/s11135-008-9190-y>
- Holmes, W., Porayska-Pomsta, K., Holstein, K., Sutherland, E., Baker, T., Shum, S. B., Santos, O. C., Rodrigo, M. T., Cukurova, M., Bittencourt, I. I. et Koedinger, K. R. (2021). Ethics of AI in Education : Towards a Community-Wide Framework. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*. <https://doi.org/10.1007/s40593-021-00239-1>
- Holstein, K. et Doroudi, S. (2021). *Equity and Artificial Intelligence in Education : Will "AIEd" Amplify or Alleviate Inequities in Education?*
- Horn, J. L. (1965). A rationale and test for the number of factors in factor analysis. *Psychometrika*, 30(2), 179 185.
- Houssaye, J. (1988). *Le triangle pédagogique*. Peter Lang.
- Irwing, P. et Hughes, D. J. (2018). Test Development. Dans P. Irwing, T. Booth et D. J. Hughes (Éds.), *The Wiley Handbook of Psychometric Testing* (1^{re} éd., p. 1 47). Wiley. <https://doi.org/10.1002/9781118489772.ch1>
- Ishikawa, H. et Kiuchi, T. (2010). *Health literacy and health communication*.
- Islam, A. Y. M. A. (2016). Development and Validation of the Technology Adoption and Gratification (TAG) Model in Higher Education : A Cross-Cultural Study Between Malaysia and China. *International Journal of Technology and Human Interaction*, 12(3).
- Jahic, I., Ebner, M. et Schön, S. (2023). *Harnessing the power of artificial intelligence and ChatGPT in education – a first rapid literature review*.

- Jones, K. M. L., Asher, A., Goben, 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>
- Jouët, J. (2000). Retour critique sur la sociologie des usages. *Réseaux*, 18(100), 487 521. <https://doi.org/10.3406/reso.2000.2235>
- Jung, S. et Lee, S. (2011). Exploratory factor analysis for small samples. *Behavior Research Methods*, 43(3), 701 709. <https://doi.org/10.3758/s13428-011-0077-9>
- Karaca, O., Çalışkan, S. A. et Demir, K. (2021). Medical artificial intelligence readiness scale for medical students (MAIRS-MS) – development, validity and reliability study. *BMC Medical Education*, 21(1), 112. <https://doi.org/10.1186/s12909-021-02546-6>
- Karumbaiyah, S. et Brooks, J. (2019). How Colonial Continuities Underlie Algorithmic Injustices in Education. *Proceedings of the RESPECT Conference*. Research in Equity and Sustained Participation in Engineering, Computing, and Technology (RESPECT), Virtual event. <https://doi.org/10.1145/3287560.3287600>
- Khoa, B. T., Ha, N. M., Nguyen, T. V. H. et Bich, N. H. (2020). Lecturers’ adoption to use the online Learning Management System (LMS) : Empirical evidence from TAM2 model for Vietnam. *HCMCOUJS – Economics and business administration*, 10(1). <https://doi.org/10.46223/HCMCOUJS.econ.en.10.1.216.2020>
- Kim, S.-W. et Lee, Y. (2022). The Artificial Intelligence Literacy Scale for Middle School Students. *Journal of the Korea Society of Computer and Information*, 27(3), 225 238. <https://doi.org/10.9708/JKSCI.2022.27.03.225>
- Kitto, K. et Knight, S. (2019). Practical ethics for building learning analytics. *British Journal of Educational Technology*, 50(6), 2855 2870. <https://doi.org/10.1111/bjet.12868>
- Knox, J. (2017). Data Power in Education : Exploring Critical Awareness with the “Learning Analytics Report Card”. *Television & New Media*, 18(8), 734 752. <https://doi.org/10.1177/1527476417690029>
- Koehler, M. J. et Mishra, P. (2009). What Is Technological Pedagogical Content Knowledge? *Contemporary Issues in Technology and Teacher Education*, 9(1), 11.
- Kress, G. et Van Leeuwen, T. (2001). *Multimodal discourse—The modes and media of contemporary communication*. Arnold.
- Kuhn, T. S. (1962). *The structure of scientific revolutions* (4e édition). The University of Chicago Press.

- Lachance, L. et Raïche, G. (2014). Analyses de variance univariée et multivariée. Dans M. Corbière & N. Larivière (Éds.), *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>
- Laflèche, C., Pelletier, J.-Y., Racine, D. et Séguin, P. (1993). La culture informatique des nouveaux étudiants du cégep de Bois-de-Boulogne. *La page écran*, 5(2), 7-25.
- Lafrance, C. (2008). *Ressources d'apprentissage et normes : La situation au Québec*. GTN-Québec, Groupe de travail québécois sur les normes et standards en TI pour l'apprentissage, l'éducation et la formation.
- Lagakis, P. et Demetriadis, S. (2021). Automated essay scoring : A review of the field. *2021 International Conference on Computer, Information and Telecommunication Systems (CITS)*, 1-6. <https://doi.org/10.1109/CITS52676.2021.9618476>
- Lameras, P. et Arnab, S. (2021). Power to the Teachers : An Exploratory Review on Artificial Intelligence in Education. *Information*, 13(1), 14. <https://doi.org/10.3390/info13010014>
- Lancy, D. (1994). *Children's emergent literacy—From research to practice*. Bloomsbury Publishing.
- Larousse. (2006). Analogique et numérique. Dans *Encyclopédie Larousse*. https://www.larousse.fr/encyclopedie/animations/Analogique_et_num%C3%A9rique/1100333
- Larousse. (s. d.). *Nébuleuse*. <https://www.larousse.fr/dictionnaires/francais/n%C3%A9buleuse/53997>
- Lawson, C., Beer, C., Rossi, D., Moore, T. et Fleming, J. (2016). Identification of 'at risk' students using learning analytics : The ethical dilemmas of intervention strategies in a higher education institution. *Educational Technology Research and Development*, 64(5), 957-968. <https://doi.org/10.1007/s11423-016-9459-0>
- Lebrun, M., Lacelle, N. et Boutin, J.-F. (Éds.). (2012). *La littératie médiatique multimodale*. Presses de l'Université du Québec.
- Le Devoir. (1956, juin 8). Radio-Canada et la télévision scolaire. *Le Devoir*.
- Le Devoir. (1985, octobre 4). L'informatique à l'UQAH. *Le Devoir*, 3.
- Lee, K.-F. et Qiufan, C. (2024). *AI 2041 : Ten visions for our future*. Crown Currency.
- Lefranc, R. (1963). Les techniques audio-visuelles au service de l'enseignement supérieur. *Revue de l'enseignement supérieur*, 1963(4), 10-21.
- Leiter, C., Zhang, R., Chen, Y., Belouadi, J., Larionov, D., Fresen, V. et Eger, S. (2024). ChatGPT : A meta-analysis after 2.5 months. *Machine Learning with Applications*, 16, 100541. <https://doi.org/10.1016/j.mlwa.2024.100541>

- Le Monde. (1954, février 27). Mais on ne compte que 5 000 appareils de projection pour 42 000 établissements. *Le Monde*.
https://www.lemonde.fr/archives/article/1954/02/27/mais-on-ne-compte-que-5-000-appareils-de-projection-pour-42-000-etablissements_2033438_1819218.html
- Le Monde. (1958, octobre 31). Télévision en couleurs à la Faculté de médecine de Marseille. *Le Monde*.
https://www.lemonde.fr/archives/article/1958/10/31/television-en-couleurs-a-la-faculte-de-medecine-de-marseille_2314149_1819218.html
- Lepage, A. et Collin, S. (2023). Préserver l’agentivité des enseignants et élèves : Des pistes issues d’une recension des écrits. Dans M. Romero, L. Heiser et A. Lepage (Éds.), *Enseigner et apprendre à l’ère de l’intelligence artificielle* (p. 82-93). Ministère de l’éducation nationale et de la jeunesse.
<https://cnam.hal.science/CDFE-CNAM/hal-04013223v2>
- Lepage, A. et Roy, N. (2023). Une recension des écrits de 1970 à 2022 sur les rôles de l’enseignant et de l’intelligence artificielle dans le domaine de l’IA en éducation. *Médiations et médiatisations*, 16. <https://doi.org/10.52358/mm.vi16.304>
- Le Soleil. (2001, septembre 29). LiberT : pour apprendre. *Le Soleil*.
- Le Soleil. (2005, septembre 3). Un campus sans fil. *Le Soleil*, D7.
- Lévi-Strauss, C. (1962). *La pensée sauvage*. Librairie Plon.
- Li, W. et Pan, Y. (2023). Image processing-based detection method of learning behavior status of online classroom students. *Physical Communication*, 59. <https://doi.org/10.1016/j.phycom.2023.102072>
- Lindberg, D. A. B., Sharp, G. C., Kay, D. R., Kingsland, L. C., Roeseler, G., Kulikowski, C. A. et Weiss, S. M. (1983). The expert consultant as teacher. *Möbius: A Journal for Continuing Education Professionals in Health Sciences*, 3(2), 30-36. <https://doi.org/10.1002/chp.4760030207>
- Liu, Z. (2023). Construction and Application of Smart Learning Space in Local Universities in China. *International Journal of Education and Humanities*, 7(1), 70-73. <https://doi.org/10.54097/ijeh.v7i1.5064>
- Lizée, G. (2001). Comment faire évoluer l’université campus vers l’université en ligne. *Action Canada-France*, 9(4).
- Lombard, F. (2007). Du triangle de Houssaye au tétraèdre des TIC : comprendre les interactions entre les savoirs d’expérience et ceux de recherche. Dans B. Charlier & D. Peraya (Éds.), *Transformation des regards sur la recherche en technologie de l’éducation* (p. 137-154). De Boeck Supérieur.
<https://doi.org/10.3917/dbu.charl.2007.01.0137>

- Long, D. et Magerko, B. (2020a). What is AI Literacy? Competencies and Design Considerations. *Proceedings of the 2020 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, 1 16. <https://doi.org/10.1145/3313831.3376727>
- Long, D. et Magerko, B. (2020b). What is AI Literacy? Competencies and Design Considerations. *Proceedings of the 2020 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, 1 16. <https://doi.org/10.1145/3313831.3376727>
- Long, H. et Wang, J. (2022). Dissecting Reliability and Validity Evidence of Subjective Creativity Assessment : A Literature Review. *Educational Psychology Review*, 34(3), 1399 1443. <https://doi.org/10.1007/s10648-022-09679-0>
- Loye, N. (2018). Et si la validation était plus qu'une suite de procédures techniques ? *Mesure et évaluation en éducation*, 41(1), 97 123. <https://doi.org/10.7202/1055898ar>
- Lumsdaine, A. A. et Glaser, R. (1960). *Teaching machines and programmed learning : A source book*. National Education Association.
- Madaio, M., Mayfield, E., Blodgett, S. L. et Dixon-Román, E. (2021). *Confronting structural inequities in AI for education*. 23.
- Martinho, V. R. D. C., Nunes, C. et Minussi, C. R. (2013). An Intelligent System for Prediction of School Dropout Risk Group in Higher Education Classroom Based on Artificial Neural Networks. *2013 IEEE 25th International Conference on Tools with Artificial Intelligence*, 159 166. <https://doi.org/10.1109/ICTAI.2013.33>
- Mayfield, E., Madaio, M., Prabhumoye, S., Gerritsen, D., McLaughlin, B., Dixon-Román, E. et Black, A. W. (2019). Equity Beyond Bias in Language Technologies for Education. *Proceedings of the Fourteenth Workshop on Innovative Use of NLP for Building Educational Applications*, 444 460. <https://doi.org/10.18653/v1/W19-4446>
- McCarthy, J., Minsky, M. L., Rochester, N. et Shannon, C. E. (1955). *A Proposal for the Dartmouth Summer Research Project on Artificial Intelligence* [Proposition de recherche]. Dartmouth College.
- Meynard, F. (1981). *Enquête téléphonique sur les A.P.O dans les cégeps*. Ministère de l'Éducation | Service général des moyens d'enseignement.
- Michelot, F. (2020). *Quelles pensée critique et métalittératie des futur · es enseignant · es à l'heure des fausses nouvelles sur le Web social ?* [Thèse de doctorat, Université de Montréal]. https://papyrus.bib.umontreal.ca/xmlui/bitstream/handle/1866/25522/Michelot_Florent_2020_these.pdf
- Ministère de l'Éducation et de l'Enseignement supérieur. (2018). *Plan d'action numérique en éducation et en enseignement supérieur*. <http://collections.banq.qc.ca/ark:/52327/3547876>

- Ministère de l'Enseignement supérieur et de la Recherche. (2021). *Maîtres de conférences et professeurs des universités : Recrutement, agrégation, détachement, mutation, promotion*. <https://www.enseignementsup-recherche.gouv.fr/fr/maitres-de-conferences-et-professeurs-des-universites-recrutement-agregation-detachement-mutation-46265>
- Miranda, J., Makitalo, N., Garcia-Alonso, J., Berrocal, J., Mikkonen, T., Canal, C. et Murillo, J. M. (2015). From the Internet of Things to the Internet of People. *IEEE Internet Computing*, 19(2), 40-47. <https://doi.org/10.1109/MIC.2015.24>
- Miraz, M. H., Ali, M., Excell, P. S. et Picking, R. (2015). A review on Internet of Things (IoT), Internet of Everything (IoE) and Internet of Nano Things (IoNT). *2015 Internet Technologies and Applications (ITA)*, 219-224. <https://doi.org/10.1109/ITechA.2015.7317398>
- Mirchi, N., Bissonnette, V., Yilmaz, R., Ledwos, N., Winkler-Schwartz, A. et Del Maestro, R. F. (2020). The Virtual Operative Assistant : An explainable artificial intelligence tool for simulation-based training in surgery and medicine. *PLOS ONE*, 15(2), e0229596. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0229596>
- Mohammadyari, S. et Singh, H. (2015). Understanding the effect of e-learning on individual performance : The role of digital literacy. *Computers & Education*, 82, 11-25. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2014.10.025>
- Mohanty, H. (2015). Big Data : An Introduction. Dans H. Mohanty, P. Bhuyan et D. Chenthati (Éds.), *Big Data. Studies in Big Data* (Vol. 11). Springer.
- Molina, O., Butollo, F., Makó, C., Godino, A., Holtgrewe, U., Illsoe, A., Junte, S., Larsen, T. P., Illésy, M., Pap, J. et Wotschack, P. (2023). It takes two to code : A comparative analysis of collective bargaining and artificial intelligence. *Transfer: European Review of Labour and Research*, 29(1), 87-104. <https://doi.org/10.1177/10242589231156515>
- Molnar, C. (2020). *Interpretable Machine Learning—A Guide for Making Black Box Models Explainable*. Leanpub.
- Montag, C., Nakov, P. et Ali, R. (2024). On the need to develop nuanced measures assessing attitudes towards AI and AI literacy in representative large-scale samples. *AI & SOCIETY*, s00146-024-01888-1. <https://doi.org/10.1007/s00146-024-01888-1>
- Monteith, S., Glenn, T., Geddes, J. R., Whybrow, P. C., Achtyes, E. et Bauer, M. (2023). Artificial intelligence and increasing misinformation. *The British Journal of Psychiatry*, 1-3. <https://doi.org/10.1192/bjp.2023.136>
- Morandi, F. (2004). Pragmatisme et pratiques en éducation : Réflexion sur le principe d'action selon le pragmatisme de Pierce, James et Dewey. *Recherches & éducations*, 6. <https://doi.org/10.4000/rechercheseducations.318>

- Moseley, L. G. et Mead, D. M. (2008). Predicting who will drop out of nursing courses : A machine learning exercise. *Nurse Education Today*, 28(4), 469 475.
<https://doi.org/10.1016/j.nedt.2007.07.012>
- Mujallid, A. (2021). Instructors' Readiness to Teach Online : A Review of TPACK Standards in Online Professional Development Programmes in Higher Education. *International Journal of Learning, Teaching and Educational Research*, 20(7), 135 150. <https://doi.org/10.26803/ijlter.20.7.8>
- Naffi, N., Davidson, A.-L., Barma, S., Bernard, M.-C., Brault, N., Berger, F. et Gagnon-Tremblay, A. (2021). Pour une éducation aux hypertrucages malveillants et un développement de l'agentivité dans les contextes numériques. *Éducation et francophonie*, 49(2), 1085307ar. <https://doi.org/10.7202/1085307ar>
- Naffi, N., Davidson, A.-L., Kaufman, R., Clark, R. E., Beatty, B., Paquelin, D., Snyder, D., Wallace, G., Patiño, A., Gbetoglo, E., Duponsel, N., Savoie, C., Fournel, I. et Ruby, I. (2020). *Perturbation dans et par les bureaux de soutien à l'enseignement pendant la pandémie COVID-19—Innover pour l'avenir de l'enseignement supérieur* [Rapport de recherche]. Observatoire international sur les impacts sociétaux de l'IA et du numérique. <https://periscope-r.quebec/publication/62f3174b95abd672cf618dd4>
- National Institute of Standards and Technology. (2015). *Friedman test*. Dataplot documentation.
<https://www.itl.nist.gov/div898/software/dataplot/refman1/auxillar/friedman.htm>
- Ng, D. T. K., Leung, J. K. L., Chu, S. K. W. et Qiao, M. S. (2021). Conceptualizing AI literacy : An exploratory review. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, 2, 100041. <https://doi.org/10.1016/j.caeai.2021.100041>
- Nichols, M. et Holmes, W. (2018). *Don't do evil : Implementing artificial intelligence in universities*. 2, 110 118.
- 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>
- Nunnally, J. C. (1967). *Psychometric Theory*. McGraw-Hill.
- OCDE. (2013). *Perspectives de l'OCDE sur les compétences 2013 : Premiers résultats de l'Evaluation des compétences des adultes*. OECD.
<https://doi.org/10.1787/9789264204096-fr>
- OCDE. (2023). *Emerging trends in AI skill demand across 14 OECD countries* (p. 64 pages). Organisation de coopération et de développement économiques.
<https://doi.org/10.1787/7c691b9a-en>

- Oreshin, S. A., Filchenkov, A. A., Kozlova, D. K., Petrusha, P. G., Lisitsyna, L. S., Panfilov, A. N., Glukhov, I. A., Krasheninnikov, E. I. et Buraya, K. I. (2020). The Use of Students' Digital Portraits in Creating Smart Higher Education: A Case Study of the AI Benefits in Analyzing Educational and Social Media Data. Dans V. L. Uskov, R. J. Howlett et L. C. Jain (Éds.), *Smart Education and e-Learning 2020* (Vol. 188, p. 233-243). Springer Singapore. <https://doi.org/10.1007/978-981-15-5584-8>
- Organisation de coopération et de développement économiques. (1976). *L'utilisation de l'ordinateur pour l'enseignement des matières figurant au programme de l'école secondaire* (Publications de l'OCDE). Centre pour la recherche et l'innovation dans l'enseignement.
- Ouyang, F. et Jiao, P. (2021). Artificial intelligence in education : The three paradigms. *Computers and Education: Artificial Intelligence, 2*. <https://doi.org/10.1016/j.caeai.2021.100020>
- Papert, S. (1980). *Mindstorms* (p. 230). Basic Books Inc.
- Paquelin, D. et Lachapelle-Bégin, L. (2022). *Hybridation : Principes et repères*. 85.
- Parapadakis, D. (2020). Can artificial intelligence help predict a learner's needs ? Lessons from predicting student satisfaction. *London Review of Education, 18*(2), 178-195. <https://doi.org/10.14324/lre.18.2.03>
- Park, E. L. et Choi, B. K. (2014). Transformation of classroom spaces : Traditional versus active learning classroom in colleges. *Higher Education, 68*(5), 749-771. <https://doi.org/10.1007/s10734-014-9742-0>
- Pinski, M. et Benlian, A. (2024). AI literacy for users – A comprehensive review and future research directions of learning methods, components, and effects. *Computers in Human Behavior: Artificial Humans, 2*(1), 100062. <https://doi.org/10.1016/j.chbah.2024.100062>
- Parlement du Canada. Loi édictant la Loi sur la protection de la vie privée des consommateurs, la Loi sur le Tribunal de la protection des renseignements personnels et des données et la Loi sur l'intelligence artificielle et les données et apportant des modifications corrélatives et connexes à d'autres lois, Chambre des communes du Canada (2022). <https://www.parl.ca/DocumentViewer/fr/44-1/projet-loi/C-27/premiere-lecture>
- Peters, M. (2023). Stop focusing on plagiarism, even though ChatGPT is here. *Harvard Business Publishing Education*. <https://hbsp.harvard.edu/inspiring-minds/stop-focusing-on-plagiarism-even-though-chatgpt-is-here>
- Pinkwart, N. (2016). *Another 25 Years of AIED? Challenges and Opportunities for Intelligent Educational Technologies of the Future*. 13.

- Popenici, S. A. D. et Kerr, S. (2017). Exploring the impact of artificial intelligence on teaching and learning in higher education. *Research and Practice in Technology Enhanced Learning*, 12(22), 1-13.
- Pressey, A. (1930). *Machine for intelligent tests* (Patent 1749226).
- 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>
- Queiri, A. et Madbouly, A. (2018). Mobile Learning Approach in Higher Education Institutes (HEIS) : Insights beyond the Acceptance Model of Technology. *Information Management and Business Review*, 10(3), 47-51. <https://doi.org/10.22610/imbr.v10i3.2463>
- Raaijmakers, Q. A. W., van Hoof, A., Hart, H., Verbogt, T. F. M. A. et Vollebergh, W. A. M. (2000). Adolescents' midpoint responses on Likert-type scale items : Neutral or missing values? *International Journal of Public Opinion Research*, 12(2), 208-216. <https://doi.org/10.1093/ijpor/12.2.209>
- Rabardel, P. (2005). Instrument subjectif et développement du pouvoir d'agir. Dans P. Rabardel & P. Pastré, *Modèles du sujet pour la conception—Dialectiques activités développement* (Octares, p. 11-29).
- Rabardel, P. et Pastré, P. (Éds.). (2005). *Modèles du sujet pour la conception—Dialectiques activités développement*. Octares.
- Raby, C. (2005). *Analyse du cheminement qui a mené des enseignants du primaire à développer une utilisation exemplaire des technologies de l'information et de la communication en classe*. [Thèse de doctorat, Université du Québec à Montréal]. <https://tel.archives-ouvertes.fr/edutice-00000750>
- Radif, M., Fan, D. I.-S. et McLaughlin, D. P. (2016). *Employment technology acceptance model (TAM) to adopt learning management system (LMS) in Iraqi universities*. 7120-7130.
- Regan, P. M. et Jesse, J. (2019). Ethical challenges of edtech, big data and personalized learning : Twenty-first century student sorting and tracking. *Ethics and Information Technology*, 21(3), 167-179. <https://doi.org/10.1007/s10676-018-9492-2>
- Reigeluth, T. (2022). Le rapport magique à l'intelligence artificielle, ou comment vivre avec l'aliénation technique. *Quaderni*, 105, 35-52. <https://doi.org/10.4000/quaderni.2216>

- Reiter-Palmon, R., Forthmann, B. et Barbot, B. (2019). Scoring divergent thinking tests : A review and systematic framework. *Psychology of Aesthetics, Creativity, and the Arts*, 13(2), 144 152. <https://doi.org/10.1037/aca0000227>
- Remian, D. (2019). *Augmenting Education : Ethical Considerations for Incorporating Artificial Intelligence in Education*. University of Massachusetts Boston.
- Renawi, A., Alnajjar, F., Parambil, M., Trabelsi, Z., Gochoo, M., Khalid, S. et Mubin, O. (2022). A simplified real-time camera-based attention assessment system for classrooms : Pilot study. *Education and Information Technologies*, 27(4), 4753 4770. <https://doi.org/10.1007/s10639-021-10808-5>
- Rets, I., Herodotou, C. et Gillespie, A. (2023). Six Practical Recommendations Enabling Ethical Use of Predictive Learning Analytics in Distance Education. *Journal of Learning Analytics*, 10(1), 149 167. <https://doi.org/10.18608/jla.2023.7743>
- Rienties, B., Simonsen, H. K. et Herodotou, C. (2020). Defining the Boundaries Between Artificial Intelligence in Education, Computer-Supported Collaborative Learning, Educational Data Mining, and Learning Analytics : A Need for Coherence. *Frontiers in Education*, 5, 128. <https://doi.org/10.3389/educ.2020.00128>
- RISQ. (s. d.). *Histoire*. Site Web du Réseau d'informations scientifiques du Québec. <https://www.risq.quebec/a-propos/histoire/>
- Roberts, L. D., Chang, V. et Gibson, D. (2017). Ethical Considerations in Adopting a University- and System-Wide Approach to Data and Learning Analytics. Dans B. Kei Daniel (Éd.), *Big Data and Learning Analytics in Higher Education* (p. 89 108). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-319-06520-5_7
- Rogers, E. M. (1983). *Diffusion of innovations* (3e édition). 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>
- Romero, M., Laferrière, T. et Power, T. M. (2016). The Move is On ! From the Passive Multimedia Learner to the Engaged Co-creator. *eLearn*, 2016(3). <https://doi.org/10.1145/2904374.2893358>
- Rubel, A. et Jones, K. M. L. (2016). Student privacy in learning analytics : An information ethics perspective. *The Information Society*, 32(2), 143 159. <https://doi.org/10.1080/01972243.2016.1130502>
- Russell, S. J. et Norvig, Peter. (2010). *Artificial intelligence : A modern approach* (3e édition). Prentice Hall.

- 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 (iJIM)*, 15(2), 110 122.
<https://doi.org/10.3991/ijim.v15i02.13503>
- Sakarji, S. R., Mohd Nor, K., Mohd. 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*, 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). <https://doi.org/10.14324/LRE.18.2.04>
- Sampson, D. G. et Zervas, P. (2013). Context-Aware Adaptive and Personalized Mobile Learning Systems. Dans D. G. Sampson, P. Isaias, D. Ifenthaler et J. M. Spector (Éds.), *Ubiquitous and Mobile Learning in the Digital Age* (p. 3 17). Springer New York. https://doi.org/10.1007/978-1-4614-3329-3_1
- Sánchez-Prieto, J. C., Cruz-Benito, J., Therón, R. et García-Peñalvo, F. (2020). Assessed by Machines : Development of a TAM-Based Tool to Measure AI-based Assessment Acceptance Among Students. *International Journal of Interactive Multimedia and Artificial Intelligence*, 6(4), 80.
<https://doi.org/10.9781/ijimai.2020.11.009>
- Sandu, N. et Gide, E. (2019). Adoption of AI-Chatbots to Enhance Student Learning Experience in Higher Education in India. *2019 18th International Conference on Information Technology Based Higher Education and Training (ITHET)*, 1 5.
<https://doi.org/10.1109/ITHET46829.2019.8937382>
- Savoie-Zajc, L. (2018). La recherche qualitative/interprétative. Dans L. Savoie-Zajc & T. Karsenti (Éds.), *La recherche en éducation* (p. 191 218). Presses de l'Université de Montréal; JSTOR. <https://doi.org/10.2307/j.ctv69sv3w.10>
- Schiff, D. (2021). Out of the laboratory and into the classroom : The future of artificial intelligence in education. *AI & SOCIETY*, 36(1), 331 348.
<https://doi.org/10.1007/s00146-020-01033-8>
- Schmookler, J. (1966). *Invention and economic growth*. Harvard University Press.
- Scholes, V. (2016). The ethics of using learning analytics to categorize students on risk. *Educational Technology Research and Development*, 64(5), 939 955.
<https://doi.org/10.1007/s11423-016-9458-1>
- Scholz, R. W. et Binder, C. R. (2011). *Environmental literacy in science and society*. Cambridge University Press.

- Schumacker, R. E. et Lomax, R. G. (2010). *A Beginner's Guide to Structural Equation Modeling* (3e édition). Routledge.
- Sekeroglu, B., Dimililer, K. et Tuncal, K. (2019). Student Performance Prediction and Classification Using Machine Learning Algorithms. *Proceedings of the 2019 8th International Conference on Educational and Information Technology*, 7 11. <https://doi.org/10.1145/3318396.3318419>
- Seldon, A., Lucking, R., Lakhani, P. et Clement-Jones, T. (2020). *The Institute for Ethical AI in Education Interim Report*. <https://www.buckingham.ac.uk/wp-content/uploads/2020/02/The-Institute-for-Ethical-AI-in-Educations-Interim-Report-Towards-a-Shared-Vision-of-Ethical-AI-in-Education.pdf>
- Self, J. (2016). The Birth of IJAIED. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 26(1), 4 12. <https://doi.org/10.1007/s40593-015-0040-5>
- Shrestha, N. (2021). Factor Analysis as a Tool for Survey Analysis. *American Journal of Applied Mathematics and Statistics*, 9(1), 4 11. <https://doi.org/10.12691/ajams-9-1-2>
- Siemens, G. (2013). Learning Analytics : The Emergence of a Discipline. *American Behavioral Scientist*, 57(10), 1380 1400. <https://doi.org/10.1177/0002764213498851>
- Skinner, B. F. (1953). *Science and human behavior*. Macmillan.
- Sleeman, D. et Brown, J. S. (1982). *Intelligent tutoring systems*. Academic Press.
- Smuha, N. A. (2020). Trustworthy Artificial Intelligence in Education : Pitfalls and Pathways. *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.3742421>
- Southgate, E. (2020). *Artificial intelligence, ethics, equity and higher education : A 'beginning-of-the-discussion' paper*. National Centre for Student Equity in Higher Education.
- Svrluga, S. (2016). University president allegedly says struggling freshmen are bunnies that should be drowned. *The Washington Post*. University president allegedly says struggling freshmen are bunnies that should be drowned
- Tabachnick, B. et Fidell, L. (2007). *Experimental design using anova*. Duxbury.
- Tabachnick, B. G. et Fidell, L. S. (2007). *Using multivariate statistics* (5e édition). Allyn & Bacon.
- Taherdoost, H. (2019). *What Is the Best Response Scale for Survey and Questionnaire Design; Review of Different Lengths of Rating Scale / Attitude Scale / Likert Scale*. 8(1), 13.
- Taskiran, A. et Goksel, N. (2022). Automated feedback and teacher feedback : Writing achievement in learning english as a foreign language at a distance. *Turkish Online Journal of Distance Education*, 23(2), 120 139. <https://doi.org/10.17718/tojde.1096260>

- Taulli, T. (2019). *Artificial Intelligence Basics : A Non-Technical Introduction*. Apress. <https://doi.org/10.1007/978-1-4842-5028-0>
- Tchounikine, P., Rummel, N. et McLaren, B. M. (2010). Computer Supported Collaborative Learning and Intelligent Tutoring Systems. Dans R. Nkambou, J. Bourdeau et R. Mizoguchi (Éds.), *Advances in Intelligent Tutoring Systems* (Vol. 308, p. 447 463). Springer Berlin Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-642-14363-2_22
- Thomas, A., Tazouti, Y., Hoareau, L., Luxembourger, C., Hubert, B., Fischer, J. et Jarlégan, A. (2021). Development of a French language early literacy scale : Structural analysis and links between the dimensions of early literacy. *Journal of Research in Reading*, 44(2), 379 399. <https://doi.org/10.1111/1467-9817.12344>
- Thomas, S., Joseph, C., Laccetti, J., Mason, B., Mills, S., Perril, S. et Pullinger, K. (2007). Transliteracy : Crossing divides. *First Monday*. <https://doi.org/10.5210/fm.v12i12.2060>
- Thorndike, E. L. (1912). *Education, a first book*. Macmillan.
- Tison, E. (2024). IA et emploi, tous concernés par la révolution: *Le Regard Libre*, N° 104(2), 28 29. <https://doi.org/10.3917/regli.104.0028>
- Tondeur, J., Aesaert, K., Prestridge, S. et Consuegra, E. (2018). A multilevel analysis of what matters in the training of pre-service teacher's ICT competencies. *Computers & Education*, 122, 32 42. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2018.03.002>
- Touretzky, D., Gardner-McCune, C., Breazeal, C., Martin, F. et Seehorn, D. (2019). A Year in K-12 AI Education. *AI Magazine*, 40(4), 88 90. <https://doi.org/10.1609/aimag.v40i4.5289>
- Touretzky, D., Gardner-McCune, C., Martin, F. et Seehorn, D. (2019). Envisioning AI for K-12 : What Should Every Child Know about AI? *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, 33, 9795 9799. <https://doi.org/10.1609/aaai.v33i01.33019795>
- Tralongo, S. (2017). Fabriquer / devenir un enseignant du supérieur professionnalisant. Le tutorat en IUT. *Formation emploi*, 138, 165 183. <https://doi.org/10.4000/formationemploi.5103>
- Tremblay, B. (2020). Le numérique, plus que jamais au service de la mission d'enseignement des cégeps. *Revue internationale des technologies en pédagogie universitaire*, 17(1), 15 17. <https://doi.org/10.18162/ritpu-2020-v17n1-05>
- Turkle, S. et Papert, S. (1990). Epistemological Pluralism : Styles and Voices within the Computer Culture. *Signs*, 16(1), 128 157.
- Turnitin. (2022). *Turnitin—About* [Corporate Website]. Turnitin. <https://www.turnitin.com/about>

- UNESCO. (2018). *A Global Framework of Reference on Digital Literacy Skills for Indicator 4.4.2*. UNESCO Institute for statistics.
<https://unesdoc.unesco.org/ark:/48223/pf0000265403.locale=en>
- UNESCO. (2019). *Consensus de Beijing sur l'intelligence artificielle et l'éducation*.
<https://en.unesco.org/themes/ict-education>
- UNESCO. (2021). *IA et éducation—Guide pour les décideurs politiques*. l'Organisation des Nations unies pour l'éducation, la science et la culture.
<https://unesdoc.unesco.org/ark:/48223/pf0000380006>
- UNESCO. (2023). *Guidance for generative AI in education and research* (p. 45 pages).
<https://www.unesco.org/en/articles/guidance-generative-ai-education-and-research>
- Union européenne. (2022). *Lignes directrices éthiques sur l'utilisation de l'intelligence artificielle (IA) et des données dans l'enseignement et l'apprentissage à l'intention des éducateurs*. <https://op.europa.eu/en/publication-detail/-/publication/d81a0d54-5348-11ed-92ed-01aa75ed71a1/language-fr>
- Université de Montréal. (2018). *La déclaration de Montréal pour un développement responsable de l'intelligence artificielle*. Université de Montréal.
<https://declarationmontreal-iaresponsable.com>
- Université de Montréal. (2023). *Balises pour l'utilisation de l'IA générative dans les activités d'enseignement à l'UdeM*.
https://integrite.umontreal.ca/fileadmin/interets/documents/Balises_IA_generative_2023_08_23.pdf
- Université Laval. (2024). *Intelligence artificielle générative*. Service de soutien à l'enseignement. <https://www.enseigner.ulaval.ca/ressources-pedagogiques/intelligence-artificielle-generative>
- Uto, M. et Okano, M. (2020). Robust Neural Automated Essay Scoring Using Item Response Theory. Dans I. I. Bittencourt, M. Cukurova, K. Muldner, R. Luckin et E. Millán (Éds.), *Artificial Intelligence in Education* (Vol. 12163, p. 549 561). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-030-52237-7_44
- Venkatesh, V. et Bala, H. (2008). Technology Acceptance Model 3 and a Research Agenda on Interventions. *Decision Sciences*, 39(2), 273 315.
<https://doi.org/10.1111/j.1540-5915.2008.00192.x>
- Venkatesh, V. et Davis, F. D. (2000). A Theoretical Extension of the Technology Acceptance Model : Four Longitudinal Field Studies. *Management Science*, 46(2), 186 204. <https://doi.org/10.1287/mnsc.46.2.186.11926>
- 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.
<https://doi.org/10.2307/30036540>

- Ventayen, R. J. M. (2023). OpenAI ChatGPT Generated Results : Similarity Index of Artificial Intelligence (AI) Based Model. *Advances in Intelligent Systems and Computing*.
- Virdi, A. S. et Mer, A. (2023). E-Learning Acceptance in Higher Education in Response to Outbreak of COVID-19 : TAM2 Based Approach. Dans M. Saraswat, C. Chowdhury, C. Kumar Mandal et A. H. Gandomi (Éds.), *Proceedings of International Conference on Data Science and Applications* (Vol. 551, p. 713 730). Springer Nature Singapore. https://doi.org/10.1007/978-981-19-6631-6_49
- Wang, B., Rau, P.-L. P. et Yuan, T. (2022). Measuring user competence in using artificial intelligence : Validity and reliability of artificial intelligence literacy scale. *Behaviour & Information Technology*, 1 14. <https://doi.org/10.1080/0144929X.2022.2072768>
- Ward, T. M., Mascagni, P., Madani, A., Padoy, N., Perretta, S. et Hashimoto, D. A. (2021). Surgical data science and artificial intelligence for surgical education. *Journal of Surgical Oncology*, 124(2), 221 230. <https://doi.org/10.1002/jso.26496>
- Watson, P. G. (1972). *Using the computer in education*. Educational Technology Publications.
- Weems, G. H. et Onwuegbuzie, A. J. (2001). The Impact of Midpoint Responses and Reverse Coding on Survey Data. *Measurement and Evaluation in Counseling and Development*, 34(3), 166 176.
- 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.
- Wiley, J. (2017). Different Approaches to Assessing the Quality of Explanations Following a Multiple-Document Inquiry Activity in Science. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 27, 758 790.
- Williamson, B., Bayne, S. et Shay, S. (2020). The datafication of teaching in Higher Education : Critical issues and perspectives. *Teaching in Higher Education*, 25(4), 351 365. <https://doi.org/10.1080/13562517.2020.1748811>
- Yeshno, T. et Ben-Ari, M. (2001). Salvation for Bricoleurs. *Proceedings of the 13th Workshop of the Psychology of Programming Interest Group*, 225 235.
- Yeşilyurt, E., Ulaş, A. H. et Akan, D. (2016). Teacher self-efficacy, academic self-efficacy, and computer self-efficacy as predictors of attitude toward applying computer-supported education. *Computers in Human Behavior*, 64, 591 601. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2016.07.038>

- 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>
- Yusof, S. I. M., Jumahat, T., Mohamed, Z. et Ubaidullah, N. H. (2015). A Measurement Model of Connectivism in Adopting Web 2.0. *Advanced Science Letters*, 21(6), 1684 1688. <https://doi.org/10.1166/asl.2015.6210>
- Zahra, R., Shehzadi, A., Sharif, M. I., Karim, A., Azam, S., De Boer, F., Jonkman, M. et Mehmood, M. (2023). Camera-based interactive wall display using hand gesture recognition. *Intelligent Systems with Applications*, 19, 200262. <https://doi.org/10.1016/j.iswa.2023.200262>
- Zawacki-Richter, O., Marín, V. I., Bond, M. et Gouverneur, F. (2019a). 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>
- Zawacki-Richter, O., Marín, V. I., Bond, M. et Gouverneur, F. (2019b). 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>
- Zeide, E. (2019). Artificial Intelligence in Higher Education : Applications, Promise and Perils, and Ethical Questions. *EDUCAUSEREVIEW*, Summer 2019, 30 39.
- Zhang, M., Chen, J. et Ruan, C. (2015). Evaluating the Detection of Aberrant Responses in Automated Essay Scoring. Dans L. A. van der Ark, D. M. Bolt, W.-C. Wang, J. A. Douglas et S.-M. Chow (Éds.), *Quantitative Psychology Research* (Vol. 140, p. 191 208). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-319-19977-1_14
- Zhao, L., Wu, X. et Luo, H. (2022). Developing AI Literacy for Primary and Middle School Teachers in China : Based on a Structural Equation Modeling Analysis. *Sustainability*, 14(21), 14549. <https://doi.org/10.3390/su142114549>

Annexes

Annexe 1 – Questionnaire de littératie de l’IA

Cette annexe présente les trois versions du questionnaire de littératie de l’IA et les changements apportés d’une à l’autre.

Version 1 (initiale)

Cette version présente le questionnaire de littératie tel qu’il a été établi de manière théorique, références à l’appui. Ce questionnaire n’a jamais été utilisé tel quel, car il a été modifié suite à la réalisation des entretiens.

Bloc 1

No	Item	Source
À quel niveau êtes-vous familier avec le <u>potentiel</u> et les <u>limites</u> de l’intelligence artificielle pour...		
1	... l’analyse des apprenants à partir de leurs traces numériques ?	Les items qui découlent de cet énoncé s’appuient sur les types d’usages de l’IA identifiées dans le Tableau 4 à partir de Zawacki-Richter et al. (2019), Seldon et al. (2022) et Lameris et Arnab (2022).
2	... la prise de présences ou la détection d’émotions à l’aide de la reconnaissance faciale ?	
3	... la notation automatique des productions écrites ?	
4	... la notation automatique de questions objectives ?	
5	... la rétroaction automatisée aux apprenants ?	
6	... la détection du plagiat ou de la tricherie ?	
7	... la recommandation de contenu personnalisé aux apprenants ?	
8	... la création ou l’adaptation de matériel didactique (p. ex. plan de cours, notes de cours, évaluation) ?	
9	... la prédiction de la réussite et de l’échec ?	

Échelle de réponse : (1) Je ne connais pas (2) J’ai une vague idée (3) Je suis un peu familier

(4) Je suis plutôt familier (5) Je suis très familier

Bloc 2

No	Item	Source
À quel niveau êtes-vous familier avec les concepts suivants :		
10	Algorithme	Connaissances 14 et 17 de Long et Magerko (2020) – Voir Tableau 3.
11	Apprentissage automatique	Connaissances de Long et Magerko (2020) Revient dans Kim et al. (2021) – compétence du TPACK Big Five Idea (Learning) de Tourestky et al. (2020) déclinée par Kim et al. (2021) (Approaches to machine learning, types of learning algorithms).
12	Reconnaissance d’images	Kim et al. (2021) parlent des types de perception (Vision) Big Five Ideas de Tourestky et al. (2020) (Perception).
13	Reconnaissance vocale	Kim et al. (2021) parlent des types de perception (<i>speech recognition</i>). Big Five Ideas de Tourestky et al. (2020) (Perception)
14	Apprentissage profond	Kim et al. (2021) parlent de « fundamentals of neural networks ».
15	Traitement du langage naturel	Kim et al. (2021) parlent des interactions naturelles en se basant sur Tourestky et al. (2020) (<i>Natural language understanding</i>).
16	Données d’entraînement	Kim et al. (2021) en déclinant Tourestky, « How training data influences learning ».
17	Données de validation	Ajout manuel pour compléter (étant donné qu’on traite de données d’entraînement) (connaissance générique en IA, voir Taulli, 2019).
18	Données massives	Kim et al. (2021).
19	Apprentissage automatique supervisé	Énoncé inédit basé sur la connaissance 9 de Long et Magerko (étapes de l’apprentissage machine).
20	Apprentissage automatique non supervisé	Énoncé inédit basé sur la connaissance 9 de Long et Magerko (étapes de l’apprentissage machine).
21	Apprentissage par renforcement	Énoncé inédit basé sur la connaissance 9 de Long et Magerko (étapes de l’apprentissage machine).
22	Intelligence artificielle basée sur des règles	Concept de <i>Good old-fashioned AI</i> (GOFAI) de (Haugeland, 1985) .

Échelle de réponse : (1) Je ne connais pas (2) J’ai une vague idée (3) Je suis l’expliquer sommairement (4) Je peux très bien l’expliquer (5) Je suis très familier

Bloc 3

No	Item	Source
Jusqu'à quel point les énoncés suivants vous correspondent-ils ?		
23	Je sais distinguer les applications utilisant l'intelligence artificielle de celles ne l'utilisant pas	Connaissances 1 et 2 de Long et Magerko (2020)
24	Je connais des applications qui utilisent l'intelligence artificielle	Connaissance 1 de Long et Magerko (2020)
25	Je suis capable de nommer de mauvais usages de l'intelligence artificielle	Énoncé inédit basé sur la connaissance 16 de Long et Magerko (2020) (<i>Ethics</i>)
26	Je sais distinguer les usages de l'intelligence artificielle qui relèvent de la fiction de ceux qui relèvent de la réalité	Connaissance 4 de Long et Magerko (2020), adapté pour énoncer la distinction entre IA spécialisée et IA généralisée.
27	Je suis capable d'imaginer de nouvelles applications de l'intelligence artificielle	Connaissances 6 de Long et Magerko (2020)
28	Je comprends le rôle des humains dans la programmation et l'utilisation de l'intelligence artificielle	Connaissances 10, 13 et 17 de Long et Magerko (2020)
29	Je connais les données nécessaires pour mener à bien un projet d'intelligence artificielle et les sources de données potentielles	Connaissances 11, 12 et de Long et Magerko (2020), et Kim et Lee (2020)
30	Je peux expliquer le processus par lequel l'intelligence artificielle obtient des résultats	Kim et Lee (2022)
31	Je peux simplifier et expliquer le principe de fonctionnement de l'intelligence artificielle à d'autres personnes	Kim et Lee (2022), avec ajout de « à d'autres personnes ».
32	Je connais les risques associés à l'intelligence artificielle	Énoncé inédit sur les risques basé sur la connaissance 16 de Long et Magerko (2020)
33	Je connais le potentiel de l'intelligence artificielle pour créer du contenu inédit (p. ex. œuvre d'art, texte, musique)	Énoncé sur l'IA générative basé sur Williams et al. (2022) selon qui les élèves du K-12 devraient être familiarisés avec ça.

Échelle de réponse : (1) Pas du tout (2) Vaguement (3) Plutôt bien (4) Très bien (5) Parfaitement

Version 2 (après entretiens)

Cette version est celle modifiée suite aux entretiens courts. Il s'agit de la version utilisée pour la phase de prévalidation auprès d'un échantillon de la population générale. Les principaux changements sont des retraits d'énoncés et des reformulations. Les changements sont détaillés dans l'annexe 4.

Bloc 1

No	Ancien No (V1)	Item
À quel niveau êtes-vous familier avec <u>le potentiel et les limites</u> de l'intelligence artificielle pour...		
1	1	... établir des profils des apprenants à partir de leurs données (p. ex. notes, assiduité en classe, caractéristiques de l'élève, historique des difficultés scolaires) ?
2	2	... détecter les émotions à l'aide de la reconnaissance faciale pendant une activité d'apprentissage ?
3	2	... prendre les présences automatiquement à l'aide de la reconnaissance faciale ?
4	3	... la notation automatisée des productions écrites complexes et créatives (au-delà de la qualité de la langue) ?
5	4	... l'adaptation en continu d'activités d'apprentissage à partir de réponses à des questions objectives ?
6	5	... la rétroaction automatisée aux apprenants ?
7	6	... la détection du plagiat ou de la tricherie ?
8	7	... la recommandation de contenu personnalisé aux apprenants ?
9	8	... la création ou l'adaptation de nouveau matériel pédagogique (p. ex. supports visuels, évaluations, grilles d'évaluation, notes de cours) ?
10	9	... la prédiction de la réussite et de l'échec ?

Échelle de réponse : (1) Je ne connais pas (2) J'ai une vague idée (3) Je suis un peu familier (4) Je suis plutôt familier (5) Je suis très familier

Bloc 2

No	Ancien No (V1)	Item
À quel niveau êtes-vous familier avec les concepts suivants ?		
11	10	Algorithme
12	11	Apprentissage automatique
13	12	Reconnaissance d'images
14	13	Reconnaissance vocale
15	14	Apprentissage profond et réseaux de neurones
16	15	Traitement du langage naturel
17	16	Données d'entraînement
18	18	Données massives
19	19	Apprentissage automatique supervisé
20	21	Apprentissage par renforcement
21	22	Règles logiques (si/sinon)

Échelle de réponse : (1) Je ne connais pas (2) J'ai une vague idée (3) Je suis l'expliquer sommairement (4) Je peux très bien l'expliquer (5) Je suis très familier

Bloc 3

No	Ancien No (V1)	Item
Jusqu'à quel point les énoncés suivants vous correspondent-ils ?		
22	23	Je sais distinguer les applications utilisant l'intelligence artificielle de celles ne l'utilisant pas
23	24	Je connais des applications qui utilisent l'intelligence artificielle
24	25	Je suis capable de nommer de mauvais usages de l'intelligence artificielle
25	26	Je sais distinguer les usages de l'intelligence artificielle qui relèvent de la fiction de ceux qui relèvent de la réalité
26	-	Je sais distinguer l'intelligence artificielle basée sur des règles logiques de celle basée sur des probabilités
27	27	Je suis capable d'imaginer de nouvelles applications de l'intelligence artificielle
28	28	Je comprends le rôle des humains dans la programmation et l'utilisation de l'intelligence artificielle
29	29	Je connais les données nécessaires pour mener à bien un projet d'intelligence artificielle et les sources de données potentielles
30	30	Je peux expliquer le processus par lequel l'intelligence artificielle obtient des résultats
31	31	Je peux simplifier et expliquer le principe de fonctionnement de l'intelligence artificielle

32	32	Je connais les risques associés à l'intelligence artificielle
33	-	Je connais des bénéfices potentiels de l'intelligence artificielle pour l'apprentissage
34	-	Je connais des risques de l'intelligence artificielle pour l'apprentissage
35	-	Je peux expliquer la différence entre l'apprentissage automatique supervisé et non supervisé
36	33	Je connais le potentiel de l'intelligence artificielle pour créer du contenu inédit (p. ex. œuvre d'art, texte, musique)
37	-	Je peux expliquer le fonctionnement d'un réseau de neurones artificiels
38	-	Je peux expliquer la différence entre les données d'entraînement et les données de validation
39	-	Je comprends les différences et les similarités entre l'intelligence humaine et l'intelligence artificielle
40	-	Je connais les avantages de l'IA par rapport à l'intelligence humaine et vice versa
41	-	Je sais ce qu'est un algorithme et à quoi cela sert
42	-	Je comprends à quoi servent les langages de programmation informatique
43	-	Je peux expliquer pourquoi l'IA peut avoir certains biais

Échelle de réponse : (1) Pas du tout (2) Un peu (3) Plutôt bien (4) Très bien (5) Parfaitement

Version 3 (finale)

Ce questionnaire présente la version modifiée suite à la phase de prévalidation. C'est la version qui a été utilisée dans la phase de validation auprès d'un échantillon d'enseignants et d'enseignantes de cégeps et d'universités, ainsi que celle intégrée au questionnaire d'adoption. Les principaux changements sont l'uniformisation des échelles (fusion des blocs et harmonisation des choix de réponses, et de la structure des énoncés), de même que l'ajout d'items pédagogiques et éthiques. Les changements sont détaillés dans l'annexe 5. Un autre changement important qui a été apporté est le retrait complet du bloc en lien avec les usages pédagogiques. En effet, il est apparu que la formulation était maladroite. Qu'entendait-on par « niveau de familiarité » avec, par exemple, « la recommandation de contenu personnalisé aux apprenants » ? Les aspects pédagogiques sont désormais couverts par les énoncés de Zhao et al. (2022), et la question sur le niveau de familiarité avec chaque usage a été reprise dans le questionnaire sur l'adoption avec des items dichotomiques : Avez-vous déjà utilisé [...] ? (voir le questionnaire d'adoption en annexe 3).

No	Ancien No (V2)	Facteur	Item
1	15	TECHNIQUE	Je serais capable d'expliquer à quelqu'un d'autre ce qu'est l'apprentissage profond
2	16	TECHNIQUE	Je serais capable d'expliquer à quelqu'un d'autre comment fonctionne le traitement du langage naturel
3	17	TECHNIQUE	Je serais capable d'expliquer à quelqu'un ce que sont des <i>données d'entraînement</i>
4	18	TECHNIQUE	Je serais capable d'expliquer à quelqu'un d'autre ce que sont des données massives
5	19	TECHNIQUE	Je serais capable d'expliquer à quelqu'un d'autre ce qu'est l'apprentissage automatique supervisé
6	26	TECHNIQUE	Je sais distinguer l'intelligence artificielle basée sur des règles logiques de celle basée sur des probabilités
7	35	TECHNIQUE	Je serais capable d'expliquer à quelqu'un d'autre la différence entre l' <i>apprentissage automatique supervisé</i> et <i>non supervisé</i>
8	37	TECHNIQUE	Je serais capable d'expliquer à quelqu'un d'autre le fonctionnement d'un <i>réseau de neurones artificiels</i>

No	Ancien No (V2)	Facteur	Item
9	38	TECHNIQUE	Je serais capable d'expliquer à quelqu'un d'autre la différence entre des <i>données d'entraînement</i> et des <i>données de validation</i>
10	13	UTILISATION	J'utilise des applications ou appareils qui utilisent la reconnaissance d'images
11	14	UTILISATION	J'utilise des applications ou appareils qui utilisent la reconnaissance vocale
12	24	UTILISATION	Je connais des applications qui utilisent l'intelligence artificielle
13	25	UTILISATION	Je sais distinguer les usages de l'intelligence artificielle qui relèvent de la fiction de ceux qui relèvent de la réalité
14	36	UTILISATION	J'utilise des outils d'intelligence artificielle pour m'aider à créer du contenu (p. ex. montages vidéo, œuvres d'art, textes, musique, filtres de photos)
15	11	INFORMATIQUE	Je serais capable d'expliquer à quelqu'un d'autre ce qu'est un <i>algorithme</i> en informatique
16	42	INFORMATIQUE	Je comprends à quoi servent les langages de programmation informatique
17	-	INFORMATIQUE	Je suis capable d'utiliser un ordinateur ou un appareil mobile (cellulaire, tablette) de façon autonome
18	-	INFORMATIQUE	En général, je comprends comment fonctionnent les ordinateurs et appareils mobiles (cellulaires, tablettes)
19	22	INFORMATIQUE	Je serais capable d'expliquer à quelqu'un d'autre comment fonctionnent et à quoi servent les règles logiques (si/sinon) en informatique
20	24	ETHIQUE	Je suis capable de nommer des usages non éthiques de l'intelligence artificielle
21	32	ETHIQUE	Je connais des risques associés à l'intelligence artificielle
22	-	ETHIQUE	Je respecte toujours certains principes éthiques lors que j'utilise des applications d'intelligence artificielle
23	-	ETHIQUE	Je suis toujours soucieux du respect de la vie privée et de la sécurité des données lorsque j'utilise des applications d'intelligence artificielle
24	-	ETHIQUE	Je suis toujours vigilant face aux dérives possibles de l'intelligence artificielle
25	-	PEDAGOGIQUE	Je suis capable d'utiliser des outils d'intelligence artificielle de façon compétente pour m'aider dans mon enseignement au quotidien
26	-	PEDAGOGIQUE	Je suis capable d'apprendre à utiliser de nouveaux outils d'intelligence artificielle relativement facilement

No	Ancien No (V2)	Facteur	Item
27	-	PEDAGOGIQUE	Je suis capable d'utiliser des outils d'intelligence artificielle pour améliorer mon efficacité au travail
28	-	PEDAGOGIQUE	Je suis capable d'aider et guider mes étudiants et étudiantes dans leur utilisation d'outils éducatifs utilisant l'intelligence artificielle
29	-	PEDAGOGIQUE	Je suis capable d'intégrer des technologies éducatives d'intelligence artificielle dans l'enseignement de ma discipline

Échelle de réponse : (1) Totalemment en désaccord (2) En désaccord (3) Plutôt en désaccord (4) Plutôt d'accord (5) En accord (6) Totalemment d'accord (?) Je ne sais pas

Annexe 2 – Guide d’entretien dirigé

Ce guide d’entretien a été utilisé en phase d’élaboration du questionnaire de littérature de l’IA.

Thème 1. Représentations de l’IA

Questions basées sur les cinq grandes idées de Touretzky et al. (2019).

-
- 1 Qu’est-ce que l’IA selon vous ?
 - 2 Comment fonctionne l’IA selon vous ?
 - 3 Comment une IA parvient-elle à interagir avec des humains selon vous ?
 - 4 Voyez-vous des impacts sociaux, positifs ou négatifs, à l’utilisation de l’IA ? Si oui, lesquels ?
-

Thème 2. Usages pédagogiques de l’IA

Usages basés sur les types d’usages identifiés dans Lameris et Arnab (2021), Seldon et al. (2020) et Zawacki-Richter et al. (2019).

-
- Questions 5 à 13. Pensez-vous que l’IA peut automatiser certaines de vos tâches (oui/en partie/jamais), et pourquoi ? Ces tâches sont les suivantes :
-
- 5 Analyser les apprenants à partir de leurs traces numériques (ex. établir des profils types, identifier leurs préférences d’apprentissage)
 - 6 Prendre les présences ou détecter leurs émotions à l’aide de la reconnaissance faciale
 - 7 Noter des productions écrites
 - 8 Noter des questions objectives
 - 9 Fournir de la rétroaction aux apprenants
 - 10 Détecter le plagiat ou la tricherie
 - 11 Recommander du contenu personnalisé aux apprenants
 - 12 La création ou l’adaptation de matériel didactique (p. ex. plan de cours, notes de cours, évaluation)
 - 13 Prédire la réussite et l’échec
-

Annexe 3 – Questionnaire d’adoption

Informations de profil

No	Énoncé	Réponse
1	Depuis combien d’années enseignez-vous ?	<i>Réponse numérique à saisir</i>
2	Quel âge avez-vous ?	<i>Réponse numérique à saisir</i>
3	À quel genre vous identifiez-vous ?	<input type="radio"/> Homme <input type="radio"/> Femme <input type="radio"/> Autre, précisez : <i>Réponse libre</i> <input type="radio"/> Ne souhaite pas répondre
4	À quel ordre d’enseignement enseignez-vous principalement en ce moment ?	<input type="radio"/> Collégial <input type="radio"/> Universitaire
5	Dans quel établissement enseignez-vous principalement ?	<i>Réponse textuelle libre</i>
6	Quelle(s) discipline(s) enseignez-vous ?	<i>Réponse textuelle libre</i>
	<i>J’ai déjà utilisé un outil d’intelligence artificielle pour...</i>	
7	... corriger des évaluations complexes à ma place (p. ex. productions écrites, résolution de problèmes élaborées)	<input type="radio"/> Oui <input type="radio"/> Non <input type="radio"/> Ne sais pas
8	... obtenir de l’information supplémentaire sur mes apprenants (p. ex. prédiction de réussite ou d’échec)	<input type="radio"/> Oui <input type="radio"/> Non <input type="radio"/> Ne sais pas
9	... fournir des rétroactions automatisées à mes apprenants	<input type="radio"/> Oui <input type="radio"/> Non <input type="radio"/> Ne sais pas
10	... détecter le plagiat ou la tricherie	<input type="radio"/> Oui <input type="radio"/> Non <input type="radio"/> Ne sais pas
11	... créer ou adapter du matériel didactique (p. ex. plan de cours, notes de cours, questions d’examen, mises en situation, capsules vidéos)	<input type="radio"/> Oui <input type="radio"/> Non <input type="radio"/> Ne sais pas

Échelle de mesure (pour tous les blocs suivants)

- 1- Totalemment en désaccord 2- En désaccord 3- Plutôt en désaccord
 4- Plutôt en accord 5- En accord 6- Totalemment d’accord
 ?- Je ne sais pas

Intention d'utilisation

No	Énoncé	Réponse						
		1	2	3	4	5	6	?
Si on me le proposait, j'utiliserais un outil d'intelligence artificielle pour...								
12	... corriger des évaluations complexes à ma place (p. ex. productions écrites, résolution de problèmes élaborées)	<input type="radio"/>						
13	... obtenir de l'information supplémentaire sur mes apprenants (p. ex. prédiction de réussite ou d'échec)	<input type="radio"/>						
14	... fournir des rétroactions automatisées à mes apprenants	<input type="radio"/>						
15	... détecter le plagiat ou la tricherie	<input type="radio"/>						
16	... créer ou adapter du matériel didactique (p. ex. plan de cours, notes de cours, questions d'examen, mises en situation, capsules vidéos)	<input type="radio"/>						

Attitude

No	Énoncé	Réponse						
		1	2	3	4	5	6	?
Cela est une bonne idée d'utiliser un outil d'intelligence artificielle pour...								
47	... corriger des évaluations complexes à ma place (p. ex. productions écrites, résolution de problèmes élaborées)	<input type="radio"/>						
48	... obtenir de l'information supplémentaire sur mes apprenants (p. ex. prédiction de réussite ou d'échec)	<input type="radio"/>						
49	... fournir des rétroactions automatisées à mes apprenants	<input type="radio"/>						
50	... détecter le plagiat ou la tricherie	<input type="radio"/>						
51	... créer ou adapter du matériel didactique (p. ex. plan de cours, notes de cours, questions d'examen, mises en situation, capsules vidéos)	<input type="radio"/>						
J'aimerais prévoir des activités pédagogiques en utilisant un outil d'intelligence artificielle pour...								
52	... corriger des évaluations complexes à ma place (p. ex. productions écrites, résolution de problèmes élaborées)	<input type="radio"/>						
53	... obtenir de l'information supplémentaire sur mes apprenants (p. ex. prédiction de réussite ou d'échec)	<input type="radio"/>						
54	... fournir des rétroactions automatisées à mes apprenants	<input type="radio"/>						
55	... détecter le plagiat ou la tricherie	<input type="radio"/>						
56	... créer ou adapter du matériel didactique (p. ex. plan de cours, notes de cours, questions d'examen, mises en situation, capsules vidéos)	<input type="radio"/>						
Il serait plaisant d'utiliser un outil intelligence artificielle pour...								
57	... corriger des évaluations complexes à ma place (p. ex. productions écrites, résolution de problèmes élaborées)	<input type="radio"/>						
58	... obtenir de l'information supplémentaire sur mes apprenants (p. ex. prédiction de réussite ou d'échec)	<input type="radio"/>						
59	... fournir des rétroactions automatisées à mes apprenants	<input type="radio"/>						
60	... détecter le plagiat ou la tricherie	<input type="radio"/>						
61	... créer ou adapter du matériel didactique (p. ex. plan de cours, notes de cours, questions d'examen, mises en situation, capsules vidéos)	<input type="radio"/>						
J'aimerais utiliser un outil d'intelligence artificielle pour...								

62	... corriger des évaluations complexes à ma place (p. ex. productions écrites, résolution de problèmes élaborées)	<input type="radio"/>						
63	... obtenir de l'information supplémentaire sur mes apprenants (p. ex. prédiction de réussite ou d'échec)	<input type="radio"/>						
64	... fournir des rétroactions automatisées à mes apprenants	<input type="radio"/>						
65	... détecter le plagiat ou la tricherie	<input type="radio"/>						
66	... créer ou adapter du matériel didactique (p. ex. plan de cours, notes de cours, questions d'examen, mises en situation, capsules vidéos)	<input type="radio"/>						

Performance

No	Énoncé	Réponse						
		1	2	3	4	5	6	?
Il serait utile à mon travail d'enseignant d'utiliser un outil d'intelligence artificielle pour...								
67	... corriger des évaluations complexes à ma place (p. ex. productions écrites, résolution de problèmes élaborées)	<input type="radio"/>						
68	... obtenir de l'information supplémentaire sur mes apprenants (p. ex. prédiction de réussite ou d'échec)	<input type="radio"/>						
69	... fournir des rétroactions automatisées à mes apprenants	<input type="radio"/>						
70	... détecter le plagiat ou la tricherie	<input type="radio"/>						
71	... créer ou adapter du matériel didactique (p. ex. plan de cours, notes de cours, questions d'examen, mises en situation, capsules vidéos)	<input type="radio"/>						
Ma productivité d'enseignant augmenterait si j'utilisais un outil d'intelligence artificielle pour...								
72	... corriger des évaluations complexes à ma place (p. ex. productions écrites, résolution de problèmes élaborées)	<input type="radio"/>						
73	... obtenir de l'information supplémentaire sur mes apprenants (p. ex. prédiction de réussite ou d'échec)	<input type="radio"/>						
74	... fournir des rétroactions automatisées à mes apprenants	<input type="radio"/>						
75	... détecter le plagiat ou la tricherie	<input type="radio"/>						
76	... créer ou adapter du matériel didactique (p. ex. plan de cours, notes de cours, questions d'examen, mises en situation, capsules vidéos)	<input type="radio"/>						
Je réaliserais mes tâches d'enseignant plus rapidement si j'utilisais un outil d'intelligence artificielle pour...								
77	... corriger des évaluations complexes à ma place (p. ex. productions écrites, résolution de problèmes élaborées)	<input type="radio"/>						
78	... obtenir de l'information supplémentaire sur mes apprenants (p. ex. prédiction de réussite ou d'échec)	<input type="radio"/>						
79	... fournir des rétroactions automatisées à mes apprenants	<input type="radio"/>						
80	... détecter le plagiat ou la tricherie	<input type="radio"/>						
81	... créer ou adapter du matériel didactique (p. ex. plan de cours, notes de cours, questions d'examen, mises en situation, capsules vidéos)	<input type="radio"/>						
J'obtiendrais de la reconnaissance de mes supérieurs si j'utilisais un outil d'intelligence artificielle pour...								
82	... corriger des évaluations complexes à ma place (p. ex. productions écrites, résolution de problèmes élaborées)	<input type="radio"/>						
83	... obtenir de l'information supplémentaire sur mes apprenants (p. ex. prédiction de réussite ou d'échec)	<input type="radio"/>						
84	... fournir des rétroactions automatisées à mes apprenants	<input type="radio"/>						
85	... détecter le plagiat ou la tricherie	<input type="radio"/>						
86	... créer ou adapter du matériel didactique (p. ex. plan de cours, notes de cours, questions d'examen, mises en situation, capsules vidéos)	<input type="radio"/>						

Facilité d'utilisation

No	Énoncé	Réponse						
		1	2	3	4	5	6	?
Il serait simple pour moi de devenir compétent dans l'utilisation d'un outil d'intelligence artificielle pour...								
87	... corriger des évaluations complexes à ma place (p. ex. productions écrites, résolution de problèmes élaborées)	<input type="radio"/>						
88	... obtenir de l'information supplémentaire sur mes apprenants (p. ex. prédiction de réussite ou d'échec)	<input type="radio"/>						
89	... fournir des rétroactions automatisées à mes apprenants	<input type="radio"/>						
90	... détecter le plagiat ou la tricherie	<input type="radio"/>						
91	... créer ou adapter du matériel didactique (p. ex. plan de cours, notes de cours, questions d'examen, mises en situation, capsules vidéos)	<input type="radio"/>						
Il serait facile pour moi d'<u>apprendre à utiliser</u> un outil d'intelligence artificielle pour...								
92	... corriger des évaluations complexes à ma place (p. ex. productions écrites, résolution de problèmes élaborées)	<input type="radio"/>						
93	... obtenir de l'information supplémentaire sur mes apprenants (p. ex. prédiction de réussite ou d'échec)	<input type="radio"/>						
94	... fournir des rétroactions automatisées à mes apprenants	<input type="radio"/>						
95	... détecter le plagiat ou la tricherie	<input type="radio"/>						
96	... créer ou adapter du matériel didactique (p. ex. plan de cours, notes de cours, questions d'examen, mises en situation, capsules vidéos)	<input type="radio"/>						
Je comprendrais clairement mon rôle d'enseignant dans l'utilisation d'un outil d'intelligence artificielle pour...								
97	... corriger des évaluations complexes à ma place (p. ex. productions écrites, résolution de problèmes élaborées)	<input type="radio"/>						
98	... obtenir de l'information supplémentaire sur mes apprenants (p. ex. prédiction de réussite ou d'échec)	<input type="radio"/>						
99	... fournir des rétroactions automatisées à mes apprenants	<input type="radio"/>						
100	... détecter le plagiat ou la tricherie	<input type="radio"/>						
101	... créer ou adapter du matériel didactique (p. ex. plan de cours, notes de cours, questions d'examen, mises en situation, capsules vidéos)	<input type="radio"/>						
Il serait facile pour moi d'<u>utiliser</u> un outil d'intelligence artificielle pour...								
102	... corriger des évaluations complexes à ma place (p. ex. productions écrites, résolution de problèmes élaborées)	<input type="radio"/>						
103	... obtenir de l'information supplémentaire sur mes apprenants (p. ex. prédiction de réussite ou d'échec)	<input type="radio"/>						
104	... fournir des rétroactions automatisées à mes apprenants	<input type="radio"/>						
105	... détecter le plagiat ou la tricherie	<input type="radio"/>						
106	... créer ou adapter du matériel didactique (p. ex. plan de cours, notes de cours, questions d'examen, mises en situation, capsules vidéos)	<input type="radio"/>						

Anxiété

No	Énoncé	Réponse						
		1	2	3	4	5	6	?
J'ai des appréhensions par rapport à l'utilisation d'un outil d'intelligence artificielle pour...								
107	... corriger des évaluations complexes à ma place (p. ex. productions écrites, résolution de problèmes élaborées)	<input type="radio"/>						
108	... obtenir de l'information supplémentaire sur mes apprenants (p. ex. prédiction de réussite ou d'échec)	<input type="radio"/>						
109	... fournir des rétroactions automatisées à mes apprenants	<input type="radio"/>						
110	... détecter le plagiat ou la tricherie	<input type="radio"/>						
111	... créer ou adapter du matériel didactique (p. ex. plan de cours, notes de cours, questions d'examen, mises en situation, capsules vidéos)	<input type="radio"/>						
Par crainte de commettre des erreurs que je ne pourrais pas corriger, j'hésiterais à utiliser un outil d'intelligence artificielle pour...								
112	... corriger des évaluations complexes à ma place (p. ex. productions écrites, résolution de problèmes élaborées)	<input type="radio"/>						
113	... obtenir de l'information supplémentaire sur mes apprenants (p. ex. prédiction de réussite ou d'échec)	<input type="radio"/>						
114	... fournir des rétroactions automatisées à mes apprenants	<input type="radio"/>						
115	... détecter le plagiat ou la tricherie	<input type="radio"/>						
116	... créer ou adapter du matériel didactique (p. ex. plan de cours, notes de cours, questions d'examen, mises en situation, capsules vidéos)	<input type="radio"/>						
Il serait, en quelque sorte, intimidant pour moi d'utiliser un outil d'intelligence artificielle pour...								
117	... corriger des évaluations complexes à ma place (p. ex. productions écrites, résolution de problèmes élaborées)	<input type="radio"/>						
118	... obtenir de l'information supplémentaire sur mes apprenants (p. ex. prédiction de réussite ou d'échec)	<input type="radio"/>						
119	... fournir des rétroactions automatisées à mes apprenants	<input type="radio"/>						
120	... détecter le plagiat ou la tricherie	<input type="radio"/>						
121	... créer ou adapter du matériel didactique (p. ex. plan de cours, notes de cours, questions d'examen, mises en situation, capsules vidéos)	<input type="radio"/>						
J'aurais peur de ne pas utiliser correctement un outil d'intelligence artificielle pour...								
122	... corriger des évaluations complexes à ma place (p. ex. productions écrites, résolution de problèmes élaborées)	<input type="radio"/>						
123	... obtenir de l'information supplémentaire sur mes apprenants (p. ex. prédiction de réussite ou d'échec)	<input type="radio"/>						
124	... fournir des rétroactions automatisées à mes apprenants	<input type="radio"/>						
125	... détecter le plagiat ou la tricherie	<input type="radio"/>						
126	... créer ou adapter du matériel didactique (p. ex. plan de cours, notes de cours, questions d'examen, mises en situation, capsules vidéos)	<input type="radio"/>						

Annexe 4 – Analyse des entretiens dirigés

Les entretiens ont été réalisés entre le 23 février et le 1^{er} mars 2023 via la plateforme Zoom ($n = 6$, 2 femmes et 4 hommes, 2 du collégial et 4 de l’universitaire). Ils étaient enregistrés pour faciliter la retranscription. L’analyse a été réalisée à partir du logiciel MaxQDA. Les participants se faisaient énoncer les thèmes du questionnaire, alors que les énoncés n’étaient pas encore précisément formulés. Il leur était demandé de développer en environ 1 minute leur réponse de manière à entendre les termes qu’ils emploient spontanément pour parler d’intelligence artificielle. Ces termes ont été codifiés dans MaxQDA. Les entretiens comportaient deux thèmes : les représentations de l’IA, et les usages pédagogiques de l’IA. L’analyse présentée ci-dessous a conduit à l’élaboration de la version 2 du questionnaire de littératie de l’IA présentée dans l’annexe 1.

Thème 1 – Représentations de l’IA

Pour le thème 1, l’analyse a visé à comparer les idées qui ont émergé des entretiens (plus spécifiquement des deux premières questions portant sur le fonctionnement de l’IA) avec les énoncés qui avaient été établis à partir de la littérature. Une analyse émergente (Corbin et Strauss, 2015) a été réalisée à partir des réponses et les résultats sont présentés dans le tableau suivant. Les sept idées générales induites ont été associées aux énoncés du questionnaire de littératie, ces derniers ayant été reformulés pour exploiter les termes employés par certains participants lorsque ceux-ci étaient moins spécialisés et plus accessibles, sans changer le sens.

Idées générales sur le fonctionnement de l'IA induites des entretiens dirigés

Idée générale	Termes employés et participants les ayant employés	
1. L'IA établit des modèles prédictifs à partir de données	<ul style="list-style-type: none"> • Apprentissage machine (P03) • Beaucoup d'informations (P06) • Biais (P03) • Calculs (P05) • Concordance entre ce qui a été prédit versus ce qui s'est réellement passé (P03) • Données (P03, P04, P06) • Entraîner (P05) • Équations mathématiques (P05) • <i>Fit</i> (P03) • Grande quantité de données (P03) • Machines qui ont été entraînées (P05) • Modèle (P03) 	<ul style="list-style-type: none"> • Organise l'information (P06) • Paramètres (P04) • Phase d'apprentissage (P03) • Phase de test (P03) • Prédire les sorties, à partir des entrées (P04) • Quantité de données (P06) • Réseau de neurones (P04) • Relations entre les variables (P03) • Tirer des conclusions par la redondance (P01) • Traitement de quantité énormes de données (P01) • Traiter l'information (P02) • Une évaluation de ce qui est dit avec une sorte de retour (P02)
2. L'IA fonctionne à l'aide d'algorithmes	<ul style="list-style-type: none"> • Algorithmes (P03, P05) • Développement puis l'utilisation d'algorithmes (P03) 	<ul style="list-style-type: none"> • Intelligence mécanique ou algorithmique (P04) • Sorties (P04) • Entrées (P04)
3. L'IA peut être comparée à l'humain	<ul style="list-style-type: none"> • Biais cognitifs (P03) • Cerveau humain (P06) • Plus rapide que ce que l'humain pourrait faire (P03) 	<ul style="list-style-type: none"> • Réfléchir (P01) • Réflexion (P01) • Ressembler à un être humain (P02)
4. L'IA s'appuie sur des règles logiques	<ul style="list-style-type: none"> • Déductions (P02) • Inférences logiques (P02) • Logique (P02) 	<ul style="list-style-type: none"> • Logique contemporaine (P02) • Logique formelle (P02)
5. L'IA fonctionne à l'aide de machines	<ul style="list-style-type: none"> • Entité entre guillemets intelligente (P02) • Langage informatique (P02) • Langages (P02) • Lignes de code (P02) • Logiciels (P02) • Machine (P02, P04) 	<ul style="list-style-type: none"> • Mécaniser (P04) • Ordinateur (P02, P05) • Ordinateurs intelligents (P01) • Programmes informatiques (P02, P06) • Système (P05) • <i>Sensors</i> (P02)
6. L'IA se distingue des programmes informatiques classiques	<ul style="list-style-type: none"> • Apprendre (P05) • Apprentissage (P01) • Autonome (P02) • Décisions (P03) • Évolution (P01) • Tirer des conclusions (P01) 	<ul style="list-style-type: none"> • Prendre des décisions (P03) • Programme généraliste universel (P04) • Se corriger automatiquement (P05) • Semi autonome (P02)
7. L'IA se manifeste à travers des outils	<ul style="list-style-type: none"> • ChatGPT (P02) • Robots (P02) 	<ul style="list-style-type: none"> • Téléphones (P02)

Par rapport aux impacts sociaux, tous les participants ont exprimé une position nuancée voulant qu'ils puissent être positifs ou négatifs. P01 parle d'un potentiel pour contrer la

pénurie de main d’œuvre, mais aussi pour « détruire l’humanité » (P01) tout en précisant qu’il ne pense pas que cela soit un scénario plausible. P02 s’appuie sur ChatGPT pour illustrer que l’IA peut générer de fausses informations. P03 affirme que « si c’est l’intelligence artificielle qui prend les décisions, peut-être que la société peut se sentir avoir moins de contrôle [...] sur ces décisions » (P03). P04 insiste pour distinguer les illusions de la réalité, donnant l’exemple de l’apparition du cinéma : « il y a des impacts positifs et négatifs au cinéma et à la photo du début du 20e, avec des gens qui croyaient qu’ils n’avaient plus besoin de vivre, qu’on allait tout faire en vidéo, à commencer par Thomas Edison, de mémoire » (P04). P06 évoque des aspects positifs issus des interactions avec une machine en donnant un exemple :

Je vais prendre un militaire qui aurait eu à tuer un enfant, là dans une mission, bien de raconter ça à un être humain, ça peut être très difficile alors que quand il est conscient qu’il fait face à une machine, il sent moins le jugement, mais la machine, elle, est programmée pour le guider de la bonne façon en interprétant, comme tous ses signes faciaux. Là fait que bref, il y a beaucoup d’avantages qu’on peut aller chercher. Je pense, pour prendre soin de nous comme être humain et devenir meilleur. (P06)

Ces réponses des participants permettent de confirmer, pour deux des énoncés du bloc 3, qu’ils seront bien compris des participants : « Je sais reconnaître les risques associés à l’intelligence artificielle » et « Je suis capable de nommer de mauvais usages de l’intelligence artificielle ».

Les tableaux suivants présentent les ajustements aux items des blocs 2 et 3 de la première version questionnaire de littératie de l’IA, à la suite des entretiens.

Ajustements aux items du bloc 2 après les entretiens courts

Numéro Item initial	Idée générale	Item ajusté	Justificatif
---------------------	---------------	-------------	--------------

À quel niveau êtes-vous familier avec les concepts suivants ?				
11	Algorithme	2	<i>Aucun changement</i>	
12	Apprentissage automatique	1	<i>Aucun changement</i>	
13	Reconnaissance d'images	-	<i>Aucun changement</i>	
14	Reconnaissance vocale	-	<i>Aucun changement</i>	
15	Apprentissage profond	1	Apprentissage profond et réseaux de neurones	Ajout du concept de réseau de neurones
16	Traitement du langage naturel	-	<i>Aucun changement</i>	
17	Données d'entraînement	1	<i>Aucun changement</i>	
-	Données de validation	1	Retrait	Les participants n'ont pas abordé ce niveau de détail et que l'énoncé est trop proche de « Données d'entraînement », en somme il évalue la même chose.
18	Données massives	1	<i>Aucun changement</i>	
19	Apprentissage automatique supervisé	1	Apprentissage automatique supervisé et non supervisé	Fusion items 19 et 20
-	Apprentissage automatique non supervisé	1	Retrait	Fusion items 19 et 20
20	Apprentissage par renforcement	1	<i>Aucun changement</i>	
21	Intelligence artificielle basée sur des règles	4	Règles logiques (si/sinon)	Changement fait pour reprendre les termes employés par les participants.

Ajustements aux items du bloc 3 après les entretiens courts

Numéro initial	Item initial	Idée générale	Item ajusté	Justificatif
22	Je sais distinguer les applications utilisant l'intelligence artificielle de celles ne l'utilisant pas	6	<i>Aucun changement</i>	
23	Je connais des applications qui utilisent l'intelligence artificielle	7	<i>Aucun changement</i>	

24	Je suis capable de nommer de mauvais usages de l'intelligence artificielle	-	<i>Aucun changement</i>	
25	Je sais distinguer les usages de l'intelligence artificielle qui relèvent de la fiction de ceux qui relèvent de la réalité	-	<i>Aucun changement</i>	
26	Ajout	1, 4 et 6	Je sais distinguer l'intelligence artificielle basée sur des règles logiques de celle basée sur des probabilités	Idee non couverte qui a émergé des participants.
27	Je suis capable d'imaginer de nouvelles applications de l'intelligence artificielle	-	<i>Aucun changement</i>	
28	Je comprends le rôle des humains dans la programmation et l'utilisation de l'intelligence artificielle	3	<i>Aucun changement</i>	
29	Je suis capable d'identifier les données nécessaires pour mener à bien un projet d'intelligence artificielle et les sources de données potentielles	1	<i>Aucun changement</i>	
30	Je peux expliquer le processus par lequel l'intelligence artificielle obtient des résultats	1 et 4	<i>Aucun changement</i>	
31	Je peux simplifier et expliquer le principe de fonctionnement de l'intelligence artificielle à d'autres personnes	1 et 4	<i>Aucun changement</i>	
32	Je sais reconnaître les risques associés à l'intelligence artificielle	-	<i>Aucun changement</i>	
33	Ajout	-	Je connais des bénéfices potentiels de l'intelligence artificielle pour l'apprentissage	Pour couvrir les bénéfices/risques évoqués par les participants.
34	Ajout	-	Je connais des risques de l'intelligence artificielle pour l'apprentissage	Pour couvrir les bénéfices/risques évoqués par les participants.
35	Ajout	1	Je peux expliquer la différence entre l'apprentissage automatique supervisé et non supervisé	

36	Je connais le potentiel de l'intelligence artificielle pour créer du contenu inédit (p. ex. œuvre d'art, texte, musique)	-	<i>Aucun changement</i>	
37	Ajout	1	Je peux expliquer le fonctionnement d'un réseau de neurones artificiels	P04 a nommé explicitement les réseaux de neurones.
38	Ajout	1	Je peux expliquer la différence entre les données d'entraînement et les données de validation	P03 a expliqué cette distinction.
39	Ajout	3	Je comprends les différences et les similarités entre l'intelligence humaine et l'intelligence artificielle	Idée non couverte qui a émergé des participants.
40	Ajout	3	Je connais les avantages de l'IA par rapport à l'intelligence humaine et vice versa	Idée non couverte qui a émergé des participants.
41	Ajout	2	Je sais ce qu'est un algorithme et à quoi cela sert	Idée non couverte qui a émergé des participants.
42	Ajout	5	Je comprends à quoi servent les langages de programmation informatique	Idée non couverte qui a émergé des participants.
43	Ajout	1	Je peux expliquer pourquoi l'IA peut avoir certains biais	Idée non couverte qui a émergé des participants.

Thème 2 – Usages pédagogiques de l'IA

L'analyse des apprenants à partir de leurs traces numériques

L'énoncé a été bien compris de tous les participants. P01 a établi une comparaison avec le profilage qui a lieu sur les réseaux sociaux comme Facebook pour exprimer qu'il savait qu'il était possible d'obtenir beaucoup d'informations grâce à des traces numériques. Plusieurs participants (P01, P03 et P05) ont évoqué l'importance des données disponibles pour réaliser ces analyses, P01 parlant de « données », P03 de « variables » et P05 des « caractéristiques de l'élève ». Les participants ont parlé de « connaissance de

quelqu'un » (P02), de « profil de la personne » (P03), de « [modélisation] de l'enfant » (P04). P03 a évoqué que ces données pouvaient concerner « les notes d'examen, les notes de travaux, l'évolution, la lecture, etc. l'assiduité ou à la limite la concentration », et P06 parle des « difficultés » rencontrées par l'élève comme source de données, énumération qui sera reprise en partie pour préciser l'énoncé. Le terme « profil » a été employé par 5 des 6 participants, ce qui laisse supposer qu'il est bien compris des participants. En conséquence, l'énoncé est modifié pour « établir des profils des apprenants à partir de leurs données (p. ex. notes, assiduité en classe, caractéristiques de l'élève, historique des difficultés scolaires) ».

La prise de présences ou la détection d'émotions à l'aide de la reconnaissance faciale

La formulation de cet énoncé s'est avérée problématique. À l'origine, l'usage qui devait être vérifié par cet énoncé était celui de la reconnaissance faciale, mais pour éviter le risque que les personnes ne voient pas spontanément des usages, deux exemples avaient été ajoutés (prise de présences et détection d'émotions). Or, il s'avère que les deux usages sont trop différents pour pouvoir être regroupés dans un même énoncé. Pour preuve, quatre des six participants étaient explicitement favorables à la prise de présences automatisée par la reconnaissance faciale, mais cinq participants sur six ont exprimé des réserves par rapport à la détection des émotions. P02 a affirmé que « prendre les présences, c'est sûr et certain ! ». P03, qui enseigne à des groupes de plusieurs centaines d'étudiants, ne prend pas les présences usuellement, mais affirme que si cela était automatisé, « je l'utiliserais puis je le mettrais dans le profil de la personne ». Par rapport à la détection des émotions, P06 affirme qu'il sait que cela est possible, mais donne un exemple pour illustrer une limite : « mon élève qui baisse les yeux, est-ce que forcément on présume que c'est parce qu'il n'écoute pas ? ». Cette idée est aussi exprimée par P04, qui soudainement fait semblant de pleurer en disant « par exemple, si je [fais] une émotion, ça m'a détecté comme ça dans le système, mais en fait ce n'est pas vrai, je suis en train de faire le con ». En conséquence, cet énoncé sera scindé en deux énoncés distincts pour préciser ces deux usages de la reconnaissance faciale et permettre de mesurer le niveau de

familiarité séparément. Le premier énoncé sera « détecter les émotions à l'aide de la reconnaissance faciale pendant une activité d'apprentissage » et le second sera « prendre les présences automatiquement à l'aide de la reconnaissance faciale ».

La notation automatique des productions écrites

P01 et P02 qui enseignent tous les deux dans un cégep évoquent spontanément le potentiel de l'IA pour corriger la qualité de la langue, P01 disant « j'avoue que pour les fautes d'orthographe, moi j'embarquerais, je serais très très heureux ». Tous les participants sauf un évoquent explicitement des réserves par rapport à l'utilisation de l'IA au-delà de cet aspect pour remplacer le jugement évaluatif de l'enseignant. Voici quelques extraits à cet effet :

Au collégial, j'ai l'impression qu'on cherche une complexité, on cherche quelque chose de plus loin. Encore là, avec un outil qui deviendrait extrêmement performant, ça se pourrait peut-être. Mais pour l'instant, au-delà des fautes d'orthographe, à la limite de la structure de texte, j'aurais de la difficulté. (P01)

Je suis sûr qu'il y a des choses qui pourraient être corrigées par le logiciel, mais après, comment évaluer la force des arguments ou du propos, évaluer sa cohérence, sa pertinence, des choses comme ça, j'aurais tendance à dire qu'il y a peut-être une difficulté à faire tout ça. » (P02)

J'aurais une crainte que l'algorithme [ne soit] pas vraiment capable de détecter parfaitement si la personne a vraiment bien compris ou pas la question. [...] Des fois c'est pas juste de rapporter les bons mots, ça prend comme l'humain derrière pour venir comprendre si la personne a compris finalement. (P03)

Là c'est plus complexe. Je pense que les corrections écrites d'orthographe et grammaire, ça c'est fait. Les corrections écrites sur des sujets très précis, des sujets techniques, par exemple un [exercice] de math, je pense que c'est quelque chose qui se fait déjà. En revanche, la correction d'une poésie créée par l'enfant doit, si l'enfant fait un par cœur ou une dictée, ça c'est impeccable. Mais dès que, pour résumer, dès qu'il y a de la créativité, pour évaluer la créativité, je pense que c'est un petit peu hors champ pour l'instant. (P04)

Mais là, il faudrait faire attention aussi j'imagine parce que [l'IA] se base quand même sur des données de choses qui ont déjà existé, donc vu que l'élève a créé cette chose-là, cette production-là, ce sont ces idées, ça peut être très original donc peut-être que l'IA aura un peu de difficulté si jamais [elle] n'est pas capable de situer ça par rapport à l'information qui a déjà été donnée. (P05)

Les réponses des participants laissent croire que l'énoncé a été bien compris, mais il convient de préciser que des relances de l'intervieweur ont été nécessaires pour que les participants se prononcent finalement sur l'évaluation des productions écrites au-delà de la qualité de la langue. Or, c'est précisément cet aspect qui est intéressant étant donné que c'est celui qui implique le niveau d'IA le plus élaboré et qui est, pour l'heure, encore expérimental. Ainsi, pour s'assurer que c'est bien par rapport à cet usage que les personnes vont se prononcer, l'énoncé sera modifié pour « la notation automatisée des productions écrites complexes et créatives (au-delà de la qualité de la langue) ».

La notation automatique de questions objectives

À cet énoncé, tous les participants ont spontanément répondu que cela est déjà une réalité et que cela est très fiable. En sous-question, pour se rapprocher des usages de l'IA qui ont motivé l'ajout de cette catégorie, l'intervieweur a alors demandé aux participants ce qu'ils pensaient de l'apprentissage adaptatif : « Pour noter des questions objectives, je l'élargirais : pour ajuster, moduler, le niveau de difficulté d'une évaluation » (intervieweur). Un participant (P04) a évoqué le concept de zone proximale de développement pour expliquer la pertinence de tels usages. Il ressort que cet usage, surtout face au consensus des participants à l'effet que cela existe depuis longtemps, ne cible pas suffisamment le recours à l'IA. Il sera donc modifié pour s'approcher de l'apprentissage adaptatif : « L'adaptation en continu d'activités d'apprentissage à partir de réponses à des questions objectives ».

La rétroaction automatisée aux apprenants

L'énoncé a été bien compris de tous les participants. Tous y voient du potentiel, par exemple P04 affirme :

Ça, c'est plus complexe parce que cela [dépend du domaine de connaissances]. Par exemple, j'ai vu un très beau système d'apprentissage de la programmation où effectivement, comme les compilateurs le font d'ailleurs, tu écris un programme en C++, tu as un compilateur et là il te dit « tiens, ça c'est faux, est-ce que tu voulais pas dire ça ». Et alors là, dans ce compilateur, il y a deux outils, des outils a priori, c'est-à-dire que le mec qui a écrit le compilateur, il s'attend aux erreurs que tu vas faire. Et puis il y a de la statistique [sur les erreurs commises par d'autres]. (P04)

Pour P05, l'IA pourrait être même être plus efficace que l'enseignant « parce qu'elle va être capable de cibler assez rapidement quelle est l'erreur commise ». P01 voit une limite au type de rétroaction, disant « ça dépend si on tombe dans le robot relationnel ou pas ». Pour lui, la rétroaction ainsi générée est « très très formatée » et n'a pas « d'aspect personnel » et n'est donc pas indiquée pour « réencourager les étudiants ». P02 corrobore cette idée en affirmant que « au final, [quand] on donne une rétroaction, c'est jamais juste donner de l'information, [...] c'est aussi tenir compte de la personne qui nous demande tout ça. [...] Dans le fond, c'est essayer d'évaluer de quoi la personne a besoin [et] comment est-ce qu'elle en a besoin ? ». Il ajoute : « Est-ce que [l'IA] peut dire certaines choses en tenant compte d'informations qui sont assez implicites? C'est là-dessus que j'ai un doute. ». Au vu de la bonne compréhension de l'énoncé et des positions nuancées qu'il a suscitées, il semble qu'il soit adéquatement formulé, d'autant plus que ce questionnaire de littérature appelle à se prononcer sur le niveau de familiarité avec le potentiel et les limites. L'énoncé reste inchangé.

La détection du plagiat ou de la tricherie

D'emblée, P01 considère que les usages de l'IA pour détecter le plagiat ne permettent pas « [d'avoir] des preuves hors de tout doute » car basés sur des probabilités. P02, en réfléchissant aux gestes posés par l'enseignant pour détecter le plagiat, considère que l'IA

peut entièrement faire le travail, car il évoque que sa façon de détecter le plagiat est « [d'aller] voir sur Internet avec certains moteurs de recherche » avec pour seule limite qu'il est impossible de détecter du plagiat provenant de sources qui ne sont pas numérisés : « mais moi non plus, de toute façon, je ne peux pas [aller consulter des livres physiques à la bibliothèque], ça serait impraticable ». L'avantage d'une IA par rapport à l'humain peut aussi résider dans sa capacité à détecter du plagiat entre étudiants d'une année à l'autre : « s'il pouvait y avoir une IA qui prend en compte [les travaux] de toutes les années qui ont été faits, puis qui est capable non seulement de regarder le plagiat entre étudiants d'une même année, d'un même cours, mais [aussi] de tout ce qu'il y a sur Internet, ce qui a été fait, je pense que oui, ça serait quand même une grande aide » (P04). Finalement, P06 souligne qu'elle tente d'évaluer de telle sorte qu'il soit impossible mais considère que « pour les citations, ces choses-là, on va dire oui [il est possible de détecter le plagiat] ». L'énoncé, au regard des réponses des participants, est bien compris. Il met l'emphase sur l'utilisation de l'IA pour détecter le plagiat, mais pas sur l'utilisation de l'IA par les étudiants pour produire des travaux. Les participants l'ont donc compris de la bonne façon.

La recommandation de contenu personnalisé aux apprenants

L'énoncé a été globalement bien compris par les participants et l'entièreté d'entre eux sont d'avis que l'IA pourrait être utilisée à cette fin. P01 s'appuie sur son expérience de la publicité ciblée

Si on se fie à ce qu'ils sont capables de faire avec la pub, j'ose croire qu'ils sont capables de faire la même chose avec l'apprentissage. S'ils sont capables de me dire, parce que j'ai consulté tel site internet, "voici trois produits que vous aimeriez acheter", ou s'ils m'entendent avec ma conjointe parler de céramique de salle de bain, puis que trois minutes après, quand j'ouvre Facebook j'ai des pubs de Rona de salle de bain, ça pourrait fonctionner avec l'apprentissage effectivement. (P01)

En soutenant la même idée, P02 évoque les recommandations de contenus sur des plateformes comme Youtube qui déjà peuvent recommander du contenu d'apprentissage :

Je veux dire, quand on regarde les chaînes Youtube de philosophie, d'histoire ou de sociologie, ou peu importe quoi d'autre, on m'en propose des similaires. Souvent, c'est exactement ce que j'aurais recherché par moi-même dans des banques de données extrêmement larges. (P02)

P04 évoque deux types de personnalisation, la première basée sur des modélisations de connaissances établies en amont, et la seconde basée non pas sur des modèles, mais sur les données d'utilisation par les usagers. Il affirme que « la mauvaise nouvelle pour les modélisateurs [de connaissances], c'est que la deuxième méthode marche bien aussi ». Pour P05, l'usage de l'IA à cette fin a pour avantage de fouiller une plus grande quantité de ressources : « l'enseignant ne connaît pas toutes les ressources qui sont disponibles ». L'énoncé reste inchangé.

La création ou l'adaptation de matériel didactique (p. ex. plan de cours, notes de cours, évaluation)

En réponse à cet énoncé, P01 affirme que cela serait possible pour des « affaires très objectives, très normées ». Comme un exemple, il évoque les plans de cours employés dans les cégeps où les enseignants doivent compléter des canevas préétablis. Sa réponse amène à considérer que l'énoncé ne met peut-être pas suffisamment l'emphase sur le caractère *intelligent* d'un système qui créerait ce type de ressource, c'est-à-dire capable d'aller au-delà de ce qui a été prévu initialement en créant du nouveau matériel de cours. P03, qui enseigne également au collégial, fait ressortir cette distinction : « ça dépend un petit peu, pour le plan de cours, je crois que oui, ça peut être totalement utile parce que c'est toujours un certain gabarit qui est réutilisé, [mais] pour créer du contenu pédagogique, là, je suis moins certaine » (P03). C'est précisément cette deuxième portion, la création de contenu pédagogique, qui est intéressante dans l'énoncé. P05 et P06 considèrent que l'IA peut faire ce travail de création de matériel pédagogique. Pour que l'énoncé soit compris

par tous et toutes dans ce sens, l'exemple du plan de cours sera retiré car sa création est trop encadrée particulièrement dans les cégeps et peut ne pas être perçue comme un travail de création mais plutôt un travail procédural de transposition d'information. L'énoncé sera donc : « La création ou l'adaptation de nouveau matériel pédagogique (p. ex. supports visuels, évaluations, grilles d'évaluation, notes de cours) ».

La prédiction de la réussite et de l'échec

L'énoncé a été bien compris de tous les participants. D'ailleurs, il a suscité des positionnements variés, tous témoignant d'une bonne compréhension du sens voulu de l'énoncé. Par exemple, P06 évoque :

J'ai hâte de voir les paramètres qui seront retenus quand on sera rendus là, [parce que] notre système n'est basé que sur la notation, alors que, d'après moi, il y a d'autres éléments à prendre en compte comme la motivation, l'attitude, l'engagement. [...] Il n'y a pas juste les notes qui devraient être prédictives. (P06)

P04 évoque qu'un élève peut se sentir moins jugé par une machine que par un humain et y voit des avantages. Sur l'utilité, P01 considère que la valeur ajoutée peut être faible si l'outil est peu sophistiqué, car les enseignants sont selon lui déjà capables de faire plusieurs de ces prédictions à partir d'observations simples comme la présence en classe, les notes aux premières évaluations et la non-remise de travaux. L'énoncé reste inchangé, car bien que compris par tous de la même façon, a suscité des commentaires diversifiés.

Le tableau suivant présente les changements apportés aux items du questionnaire de littératie à la suite de l'analyse des entretiens courts.

Ajustements aux items du bloc 1 après les entretiens courts

Numéro	Item initial	Item ajusté	Justificatif
	À quel niveau êtes-vous familier avec le potentiel et les limites de l'intelligence artificielle pour...		

1	... l'analyse des apprenants à partir de leurs traces numériques ?	<i>Aucun changement</i>	
2	... la prise de présences ou la détection d'émotions à l'aide de la reconnaissance faciale ?	... détecter les émotions à l'aide de la reconnaissance faciale pendant une activité d'apprentissage ?	Scission de l'élément en deux
3	Ajout	... prendre les présences automatiquement à l'aide de la reconnaissance faciale ?	Scission de l'item 2
4	... la notation automatique des productions écrites ?	... la notation automatisée des productions écrites complexes et créatives (au-delà de la qualité de la langue) ?	
5	... la notation automatique de questions objectives ?	... l'adaptation en continu d'activités d'apprentissage à partir de réponses à des questions objectives ?	
6	... la rétroaction automatisée aux apprenants ?	Apprentissage profond et réseaux de neurones	Ajout du concept de réseau de neurones
7	... la détection du plagiat ou de la tricherie ?		
8	... la recommandation de contenu personnalisé aux apprenants ?		
9	... la création ou l'adaptation de matériel didactique (p. ex. plan de cours, notes de cours, évaluation) ?		
10	... la prédiction de la réussite et de l'échec ?		

Annexe 5 – Prévalidation du questionnaire de littératie de l'IA

Cette annexe rapporte les analyses factorielles exploratoires qui ont été réalisées à partir des données collectées lors de la phase de prévalidation. Cette collecte a été réalisée en juin 2023 auprès d'un échantillon de convenance de la population générale ($n = 56$). Les résultats doivent être interprétés avec prudence étant donné que l'échantillon est insuffisant pour réaliser des analyses factorielles valables. Les résultats sont rapportés à titre indicatif, car ils nous ont aidé à constater rapidement des incohérences dans le questionnaire qui ont pu être corrigées pour la phase de validation.

Les items du bloc 1 n'ont pas été analysés en prévalidation étant donné qu'ils sont spécifiques à la population enseignante.

Analyse factorielle exploratoire des items du bloc 2

- $n = 56$
- Méthode de factorisation : *Principal axis factoring* (car la distribution n'est pas normale, voir Berger, 2021)
- Nombre de facteurs déterminés à partir du critère de Kaiser (Eigenvalues > 1) : 2 facteurs
- Méthode de rotation : *oblimin* (car promax requiert un échantillon plus grand)

Note : pour l'ensemble de l'annexe, les numéros d'items réfèrent à la numérotation de la version 2 du questionnaire (voir annexe 1).

Coefficients de saturation des items du bloc 2 pour les facteurs détectés

No	Item	Facteur 1	Facteur 2	Variance unique
18	Données massives	1.008	-0.211	0.183
16	Traitement du langage naturel	0.851	0.061	0.212
17	Données d'entraînement	0.773	0.116	0.286
19	Apprentissage automatique supervisé	0.741	0.173	0.274
15	Apprentissage profond et réseaux de neurones	0.708	0.107	0.401
12	Apprentissage automatique (apprentissage machine)	0.611	0.205	0.442
21	Règles logiques (si/sinon)	0.407	0.389	0.502
20	Apprentissage par renforcement	0.406	0.467	0.400
13	Reconnaissance d'images	0.115	0.750	0.326
14	Reconnaissance vocale	-0.063	0.744	0.496
11	Algorithme	0.321	0.313	0.684

Note : Pour les items du bloc 2, la question était : *À quel niveau êtes-vous familier avec les concepts suivants.*

Les indices d'adéquation du modèle sont tous excellents (Berger, 2021; Fabrigar et al., 1999), le RMSEA est de 0,058, le TLI et le CFI sont respectivement de 0,97 et 0,98. Le coefficient de corrélation entre les deux facteurs est de 0,57.

L'item 20 (« Apprentissage par renforcement ») pose problème, car les facteurs 1 et 2 y contribuent de façon similaire. Après révision, comme l'item peut être entendu comme de l'apprentissage par renforcement en psychologie (renforcement positif, négatif, etc.), alors qu'il doit désigner la technique d'IA qui porte ce même nom, il a été choisi de le retirer pour éviter la confusion.

Le facteur 1 semble regrouper des concepts d'IA précis référant à des connaissances techniques sur le fonctionnement de l'IA. Le facteur 2, comprenant la reconnaissance d'images et la reconnaissance vocale, semble référer davantage à des utilisations de l'IA sans évoquer les connaissances techniques sous-jacentes.

Analyse factorielle exploratoire des items du bloc 3

Les tableaux suivants présentent respectivement les résultats de l'analyse factorielle exploratoire, les indices de qualité du modèle obtenu ainsi que les corrélations entre les facteurs. Pour les items de ce bloc, trois facteurs ont émergé.

Coefficients de saturation des facteurs pour les items du bloc 3

No	Item	Facteur 1	Facteur 2	Facteur 3	Variance unique
32	Je connais les risques associés à l'intelligence artificielle	0,94	-0,10	0,07	0,15
34	Je connais des risques de l'intelligence artificielle pour l'apprentissage	0,92	-0,15	0,04	0,26
33	Je connais des bénéfices potentiels de l'intelligence artificielle pour l'apprentissage	0,90	-0,08	0,10	0,18
24	Je suis capable de nommer de mauvais usages de l'intelligence artificielle	0,87	-0,07	0,06	0,25
23	Je connais des applications qui utilisent l'intelligence artificielle	0,82	0,08	0,06	0,19
25	Je sais distinguer les usages de l'intelligence artificielle qui relèvent de la fiction de ceux qui relèvent de la réalité	0,82	0,26	-0,21	0,19

No	Item	Facteur 1	Facteur 2	Facteur 3	Variance unique
40	Je connais les avantages de l'IA par rapport à l'intelligence humaine et vice versa	0,62	0,31	0,03	0,27
39	Je comprends les différences et les similarités entre l'intelligence humaine et l'intelligence artificielle	0,60	0,36	-0,08	0,33
31	Je peux simplifier et expliquer le principe de fonctionnement de l'intelligence artificielle	0,57	0,32	0,05	0,33
22	Je sais distinguer les applications utilisant l'intelligence artificielle de celles ne l'utilisant pas	0,56	0,25	-0,05	0,50
43	Je peux expliquer pourquoi l'IA peut avoir certains biais	0,53	0,17	0,36	0,24
36	Je connais le potentiel de l'intelligence artificielle pour créer du contenu inédit (p. ex. œuvre d'art, texte, musique)	0,49	0,31	0,18	0,35
28	Je comprends le rôle des humains dans la programmation et l'utilisation de l'intelligence artificielle	0,49	0,36	0,16	0,28
30	Je peux expliquer le processus par lequel l'intelligence artificielle obtient des résultats	0,47	0,31	0,14	0,41
29	Je connais les données nécessaires pour mener à bien un projet d'intelligence artificielle et les sources de données potentielles	0,35	0,45	0,13	0,39
27	Je suis capable d'imaginer de nouvelles applications de l'intelligence artificielle	0,32	0,49	0,12	0,39
26	Je sais distinguer l'intelligence artificielle basée sur des règles logiques de celle basée sur des probabilités	0,28	0,51	0,04	0,47
37	Je peux expliquer le fonctionnement d'un réseau de neurones artificiels	0,24	0,62	0,05	0,35
35	Je peux expliquer la différence entre l'apprentissage automatique supervisé et non supervisé	0,16	0,64	-0,01	0,46
38	Je peux expliquer la différence entre les données d'entraînement et les données de validation	-0,14	0,83	0,20	0,28
42	Je comprends à quoi servent les langages de programmation informatique	-0,06	0,13	0,87	0,19

No	Item	Facteur 1	Facteur 2	Facteur 3	Variance unique
41	Je sais ce qu'est un algorithme et à quoi cela sert	0,38	-0,08	0,65	0,26

Les indices d'adéquation du modèle sont excellents (RMSEA = 0,065; TLI = 0,93; CFI = 0,95). Les corrélations entre les facteurs sont présentées dans le tableau ci-bas.

Corrélations des facteurs du bloc 3

	Facteur 1	Facteur 2	Facteur 3
Facteur 1	1,00	0,58	0,48
Facteur 2	0,58	1,00	0,36
Facteur 3	0,48	0,36	1,00

Contrairement aux items du facteur 2, les items du facteur 1 ne réfèrent pas à des termes techniques associés à l'IA mais plutôt à des utilisations de l'IA ou à des connaissances non techniques (p. ex. l'item 3002 réfère à la connaissance d'applications utilisant l'IA). Quelques items réfèrent à une connaissance de l'IA, mais sans employer de termes techniques (p. ex. l'item 3010 qui réfère à la capacité d'expliquer le fonctionnement de l'IA). Les items du facteur 2 mentionne plusieurs termes techniques (p. ex. réseau de neurones, données massives, apprentissage automatique supervisé). Le facteur 3 réfère à des concepts informatiques (algorithmes et langages de programmation), mais qui ne sont pas des concepts spécifiques à l'intelligence artificielle.

Mise en commun des facteurs des blocs 2 et 3

Afin de regrouper conceptuellement au mieux les items du questionnaire, il apparaît pertinent de constater le rapprochement entre les structures factorielles des blocs 2 et 3. Pour les items des blocs 2 et 3 ensemble, le coefficient ω de McDonald est de 0,97 le α de Cronbach est de 0,97, ce qui démontre une forte cohérence interne et laisse à penser que ces items pourraient appartenir à une seule et même échelle. Pour chacun des deux blocs

se dégagent une série d'items en lien avec des connaissances techniques sur le fonctionnement de l'IA et une autre série sur les utilisations de l'IA ou des connaissances non techniques. Pour le bloc 3, le troisième facteur qui a émergé comprend un item sur la connaissance de ce qu'est un algorithme, or l'item 2001 du bloc 2 référait aussi à la connaissance du concept d'algorithme. Il semble qu'un facteur sous-jacent, des connaissances informatiques non reliées à l'IA, est présent et explique une partie des items 2001, 3020 et 3021 ($\alpha = 0,88$). Il semble donc judicieux d'intégrer au questionnaire des items en lien avec les connaissances générales en informatique.

Suite aux analyses factorielles exploratoires de la prévalidation, trois facteurs ont été retenus :

1. Connaissances techniques sur l'intelligence artificielle
2. Utilisations de l'IA dans la vie quotidienne
3. Connaissances générales en informatique

Un nettoyage des items a été fait de façon à conserver 5 items par facteur et des reformulations ont été appliquées pour s'assurer que les items soient le plus possible exclusifs à leurs catégories (p. ex. retirer les termes techniques pour les items du facteur 2) – sauf pour le facteur *technique* où il est apparu prudent de conserver davantage d'items à ce stade. Pour réduire à 5 items, ce sont les items les moins clairs ou dont la formulation pouvait appeler à les inscrire dans plusieurs facteurs qui ont été retirés. Le tableau suivant présente les ajouts, retraits et modifications, ainsi que les justificatifs. Deux facteurs existants ont été ajoutés, l'un par rapport à l'éthique issu de Wang et al. (2022), et un par rapport aux usages pédagogiques de l'IA de Zhao et al. (2022).

Changements au questionnaire de littératie de l'IA après la prévalidation

Facteur	No (V2)	Item	Item ajusté	Justificatif
TECHNIQUE	12	Apprentissage automatique (apprentissage machine)	Retrait	Couvert implicitement par 2009
TECHNIQUE	15	Apprentissage profond et réseaux de neurones	Je serais capable d'expliquer à quelqu'un d'autre ce qu'est l' <i>apprentissage profond</i>	
TECHNIQUE	16	Traitement du langage naturel	Je serais capable d'expliquer à quelqu'un d'autre comment fonctionne le <i>traitement du langage naturel</i>	
TECHNIQUE	17	Données d'entraînement	Je serais capable d'expliquer à quelqu'un ce que sont des <i>données d'entraînement</i>	
TECHNIQUE	18	Données massives	Je serais capable d'expliquer à quelqu'un d'autre ce que sont des <i>données massives</i>	
TECHNIQUE	19	Apprentissage automatique supervisé	Je serais capable d'expliquer à quelqu'un d'autre ce qu'est l' <i>apprentissage automatique supervisé</i>	
TECHNIQUE	20	Apprentissage par renforcement	Retrait	Confusion avec le concept en psychologie

Facteur	No (V2)	Item	Item ajusté	Justificatif
TECHNIQUE	21	Règles logiques (si/sinon)	Déplacé	Déplacé dans le facteur informatique car non spécifique à l'IA
TECHNIQUE	26	Je sais distinguer l'intelligence artificielle basée sur des règles logiques de celle basée sur des probabilités	Je sais distinguer l'intelligence artificielle basée sur des règles logiques de celle basée sur des probabilités	
TECHNIQUE	27	Je suis capable d'imaginer de nouvelles applications de l'intelligence artificielle	Retrait	Ne réfère pas à des connaissances techniques précises
TECHNIQUE	29	Je connais les données nécessaires pour mener à bien un projet d'intelligence artificielle et les sources de données potentielles	Retrait	Ne réfère pas à des connaissances techniques précises
TECHNIQUE	35	Je peux expliquer la différence entre l'apprentissage automatique supervisé et non supervisé	Je serais capable d'expliquer à quelqu'un d'autre la différence entre l' <i>apprentissage automatique supervisé</i> et <i>non supervisé</i>	Uniformisation du début de l'énoncé avec les autres
TECHNIQUE	37	Je peux expliquer le fonctionnement d'un réseau de neurones artificiels	Je serais capable d'expliquer à quelqu'un d'autre le fonctionnement d'un <i>réseau de neurones artificiels</i>	Uniformisation du début de l'énoncé avec les autres

Facteur	No (V2)	Item	Item ajusté	Justificatif
TECHNIQUE	38	Je peux expliquer la différence entre les données d'entraînement et les données de validation	Je serais capable d'expliquer à quelqu'un d'autre la différence entre des <i>données d'entraînement</i> et des <i>données de validation</i>	Uniformisation du début de l'énoncé avec les autres
UTILISATION	13	Reconnaissance d'images	J'utilise des applications ou appareils qui utilisent la reconnaissance d'images	Précision pour clarifier qu'il s'agit de l'utilisation et non de la conception
UTILISATION	14	Reconnaissance vocale	J'utilise des applications ou appareils qui utilisent la reconnaissance vocale	Précision pour clarifier qu'il s'agit de l'utilisation et non de la conception
UTILISATION	20	Apprentissage par renforcement	Retrait	Confusion avec le concept en psychologie
UTILISATION	22	Je sais distinguer les applications utilisant l'intelligence artificielle de celles ne l'utilisant pas	Retrait	
UTILISATION	23	Je connais des applications qui utilisent l'intelligence artificielle	Je connais des applications qui utilisent l'intelligence artificielle	
UTILISATION	24	Je suis capable de nommer de mauvais usages de l'intelligence artificielle	Déplacé	Déplacé dans le facteur éthique

Facteur	No (V2)	Item	Item ajusté	Justificatif
UTILISATION	25	Je sais distinguer les usages de l'intelligence artificielle qui relèvent de la fiction de ceux qui relèvent de la réalité	Je sais distinguer les usages de l'intelligence artificielle qui relèvent de la fiction de ceux qui relèvent de la réalité	
UTILISATION	28	Je comprends le rôle des humains dans la programmation et l'utilisation de l'intelligence artificielle	Retrait	Retiré pour éviter la confusion, car cet item réfère à la fois à la technique (programmation) et l'utilisation.
UTILISATION	30	Je peux expliquer le processus par lequel l'intelligence artificielle obtient des résultats	Retrait	Couvert plus précisément par le facteur technique.
UTILISATION	31	Je peux simplifier et expliquer le principe de fonctionnement de l'intelligence artificielle	Retrait	Couvert plus précisément par le facteur technique.
UTILISATION	32	Je connais les risques associés à l'intelligence artificielle	Déplacé	Déplacé vers le facteur éthique
UTILISATION	33	Je connais des bénéfices potentiels de l'intelligence artificielle pour l'apprentissage	Retrait	Couvert plus précisément par le facteur pédagogique.
UTILISATION	34	Je connais des risques de l'intelligence artificielle pour l'apprentissage	Retrait	Couvert plus précisément par le facteur éthique.

Facteur	No (V2)	Item	Item ajusté	Justificatif
UTILISATION	36	Je connais le potentiel de l'intelligence artificielle pour créer du contenu inédit (p. ex. œuvre d'art, texte, musique)	J'utilise des outils d'intelligence artificielle pour m'aider à créer contenu (p. ex. montages vidéo, œuvres d'art, textes, musique, filtres de photos).	Reformulation pour parler d'utilisation et ajout de l'exemple « filtres de photos » pour couvrir plus d'usages quotidiens.
UTILISATION	39	Je comprends les différences et les similarités entre l'intelligence humaine et l'intelligence artificielle	Retrait	Formulation ambiguë qui réfère implicitement à des aspects techniques.
UTILISATION	40	Je connais les avantages de l'IA par rapport à l'intelligence humaine et vice versa	Retrait	Item plus ou moins en lien avec l'utilisation.
UTILISATION	43	Je peux expliquer pourquoi l'IA peut avoir certains biais	Retrait	Couvert implicitement par les items du facteur technique (2008, 2009).
INFORMATIQUE	11	Algorithme	Je serais capable d'expliquer à quelqu'un d'autre ce qu'est un <i>algorithme</i> en informatique	
INFORMATIQUE	41	Je sais ce qu'est un algorithme et à quoi cela sert	Retrait	Couvert par 2001

Facteur	No (V2)	Item	Item ajusté	Justificatif
INFORMATIQUE	42	Je comprends à quoi servent les langages de programmation informatique	Je comprends à quoi servent les langages de programmation informatique	
INFORMATIQUE	-	Ajout	Je suis capable d'utiliser un ordinateur ou un appareil mobile (cellulaire, tablette) de façon autonome	Inspiré de Venkatesh et al. (2003), efficacité personnelle
INFORMATIQUE	-	Ajout	En général, je comprends comment fonctionnent les ordinateurs et appareils mobiles (cellulaires, tablettes)	Ajout inédit visant à représenter l'entièreté du facteur
INFORMATIQUE	21	2011-Règles logiques (si/sinon)	Je serais capable d'expliquer à quelqu'un d'autre comment fonctionnent et à quoi servent les règles logiques (si/sinon) en informatique	Reformulation pour que l'énoncé soit autoportant
ÉTHIQUE	24	3003-Je suis capable de nommer de mauvais usages de l'intelligence artificielle	Je suis capable de nommer des usages non éthiques de l'intelligence artificielle	Clarification à l'effet que c'est le point de vue éthique qui intéresse ici.
ÉTHIQUE	32	3011-Je connais les risques associés à l'intelligence artificielle	Je connais des risques associés à l'intelligence artificielle	Changement de « les » vers « des » pour ne pas appeler à l'exhaustivité.

Facteur	No (V2)	Item	Item ajusté	Justificatif
ÉTHIQUE	-	Ajout	Je respecte toujours certains principes éthiques lors que j'utilise des applications d'intelligence artificielle	Ajout basé sur Wang et al. (2022), traduit
ÉTHIQUE	-	Ajout	Je suis toujours soucieux du respect de la vie privée et de la sécurité des données lorsque j'utilise des applications d'intelligence artificielle	Ajout basé sur Wang et al. (2022), traduit
ÉTHIQUE	-	Ajout	Je suis toujours vigilant face aux dérives possibles de l'intelligence artificielle	Ajout basé sur Wang et al. (2022), traduit
PÉDAGOGIQUE	-	Ajout	Je suis capable d'utiliser des outils d'intelligence artificielle de façon compétente pour m'aider dans mon enseignement au quotidien	Ajout basé sur Zhao et al. (2022), traduit
PÉDAGOGIQUE	-	Ajout	Je suis capable d'apprendre à utiliser de nouveaux outils d'intelligence artificielle relativement facilement	Ajout basé sur Zhao et al. (2022), traduit
PÉDAGOGIQUE	-	Ajout	Je suis capable d'utiliser des outils d'intelligence artificielle pour améliorer mon efficacité au travail	Ajout basé sur Zhao et al. (2022), traduit

Facteur	No (V2)	Item	Item ajusté	Justificatif
PÉDAGOGIQUE	-	Ajout	Je suis capable d'aider et guider mes étudiants et étudiantes dans leur utilisation d'outils éducatifs utilisant l'intelligence artificielle	Ajout basé sur Zhao et al. (2022), traduit
PÉDAGOGIQUE	-	Ajout	Je suis capable d'intégrer des technologies éducatives d'intelligence artificielle dans l'enseignement de ma discipline	Ajout basé sur Zhao et al. (2022), traduit, et ne réfère pas au « programme », mais plutôt à la discipline, pour être adapté à l'enseignement supérieur

L'échelle finale est présentée dans l'annexe 1, version 3 du questionnaire (p. 274), composée de 5 facteurs, 29 items. Pour la phase de validation, ces items seront de nouveau soumis à une analyse factorielle exploratoire sans y soumettre cette structure factorielle. En effet, si celle-ci a été utile pour concevoir le questionnaire, le faible échantillon requiert un nouveau cycle d'analyse factorielle (avec un échantillon plus grand et auprès de la population cible, les enseignants et enseignantes du postsecondaire).

Annexe 6 – Code R pour la modélisation d'équations structurelles

```
library(semnr)
library(dplyr)

#Le dataset "data" doit être importé et doit contenir tous les items + une colonne GROUP pour le
  type d'usage
usages = c('CORRECTION', 'PREDICTION', 'RETROACTION', 'PLAGIAT', 'MATERIEL')
for (usage in usages) {
  modeleStructure <- relationships(
    paths(from = c('EFF', 'PERF', 'ANX'), to='ATT'),
    paths(from = c('ATT'), to='INT'),
    paths(from='LIT_PEDAGO',to=c('EFF', 'PERF', 'ANX')),
    paths(from='LIT_TECH',to=c('EFF', 'PERF', 'ANX')),
    paths(from = c('LIT_ETH'), to=c('EFF', 'PERF', 'ANX')),

    #Intégration de la variable "DEJA" pour Plagiat et Matériel
    if (usage == 'PLAGIAT' | usage == 'MATERIEL') paths(from = 'DEJA', to=c('EFF', 'PERF', 'ANX'))
    else NULL
  )
  modeleMesures <- constructs(
    reflective('ATT', multi_items('ATT', 1:4)),
    reflective('EFF', multi_items('EFF', 1:4)),
    reflective('PERF', multi_items('PERF', 1:3)),
    reflective('ANX', multi_items('ANX', 1:4)),
    reflective('LIT_TECH', c('LITTERATIE1', 'LITTERATIE2', 'LITTERATIE3', 'LITTERATIE4',
      'LITTERATIE5', 'LITTERATIE6', 'LITTERATIE7', 'LITTERATIE8', 'LITTERATIE9', 'LITTERATIE15',
      'LITTERATIE16', 'LITTERATIE19')),
    reflective('LIT_PEDAGO', c('LITTERATIE10', 'LITTERATIE11', 'LITTERATIE14', 'LITTERATIE25',
      'LITTERATIE26', 'LITTERATIE27', 'LITTERATIE28', 'LITTERATIE29')),
    composite('LIT_ETH', c('LITTERATIE20', 'LITTERATIE21', 'LITTERATIE22', 'LITTERATIE23',
      'LITTERATIE24'), weights=mode_B),
    composite('INT', c('INTENTION1')),
    composite('DEJA', c('DEJA1'))
  )

  dataUsage <- filter(data, GROUP==usage)
  modele_PLS <- estimate_pls(data=dataUsage, measurement_model=modeleMesures,
    structural_mode=modeleStructure, maxIt=7)

  #Exportation des paramètres estimés dans un fichier texte
  sink(paste('PLS-SEM-estimation-', usage, '.txt', sep=''))
  s <- summary(modele_PLS)
  print(s)
  print(s$vif_antecedents)

  #Rééchantillonnage (bootstrap) pour estimation des intervalles de confiance
  modele_PLS_boot <- bootstrap_model(modele_PLS, nboot=5000)

  theme = semnr_theme_create(
    construct.compositeA.shape = "ellipse",
    mm.edge.boot.show_ci = FALSE,
    sm.edge.boot.show_ci = FALSE,
    plot.splines = TRUE,
    plot.adj = TRUE
  )

  #Génération d'un graphe en format DOT, doit être converti en SVG avec GraphViz
  sink(paste('graph-', usage, '.txt', sep=''))
  print(dot_graph(modele_PLS_boot, structure_only=TRUE, theme=theme, what='col'))
  sink()
}
```