

Les professeurs des écoles en France et l'intelligence artificielle : y a-t-il une influence d'ordre éthique sur les intentions d'usage et l'utilisation effective ?

French school teachers and artificial intelligence: is there an ethical influence on intentions of use and actual use?

Marc TRESTINI¹ ; Michael ZEYRINGER¹

¹Université de Strasbourg, laboratoire LISEC

Résumé. Avec la mise à disposition de ChatGPT au grand public, l'intelligence artificielle (IA) est redevenue un sujet vif de l'actualité. Différentes institutions proposent un cadre ou des principes éthiques pour les usages de l'IA. Nous nous intéressons à la potentielle dimension éthique dans les usages et causes de non-usage d'applications d'IA par les professeurs des écoles en France. Cet article présente les résultats d'une première étude quantitative portant sur l'influence de variables explicatives (risque perçu et transparence) sur l'intention d'usage et l'utilisation effective d'IA (variables expliquées). Nous utilisons le modèle UTAUT (Venkatesh *et al.*, 2003). Nous analysons les données recueillies auprès de 305 professeurs des écoles au moyen d'un questionnaire diffusé dans plusieurs académies et sur des réseaux professionnels. Nos résultats montrent une influence significative du risque perçu sur les intentions d'usage d'IA par les professeurs des écoles. L'âge, le genre et la technologie d'IA (apprentissage adaptatif ou IA génératrice) sont des variables modératrices.

Mots-clés : intelligence artificielle, éducation, usages, non-usages, éthique, UTAUT

Abstract. Artificial intelligence (AI) has once again become a hot topic in the news with the general public being given access to Chat GPT. Various institutions are proposing a framework or ethical principles for the uses of AI. We are interested in the potential ethical dimension in the uses and causes of non-use of AI applications by primary school teachers in France. This article presents the results of a first quantitative study on the influence of explanatory variables (perceived risk and transparency) on the intention to use and the actual use of AI (explained variables). We use the UTAUT model (Venkatesh *et al.*, 2003). We analyze data collected from 305 primary school teachers using a questionnaire distributed in several academies and on professional networks. Our results show a significant influence of perceived risk on primary school teachers' intentions to use AI. Age, gender and AI technology (adaptive learning or generative AI) are moderating variables.

Keywords: artificial intelligence, education, use, non-use, ethics, UTAUT

1. INTRODUCTION

Lors du sommet international de l'IA organisé en février 2025 par la France, une déclaration sur « une intelligence artificielle durable et inclusive pour la population et la planète » a été signée par une soixantaine de pays. Il est écrit dans cette déclaration que l'approche doit permettre à l'IA d'être « éthique ». Le tout récent référentiel de compétences établi par l'UNESCO pour les enseignants (Miao et Cukurova, 2025, p. 28) propose dans le même esprit de « développer une compréhension a minima des questions éthiques essentielles liées à l'IA et aux interactions entre l'humain et l'IA en ce qui concerne la protection des droits humains, des données personnelles, de l'agentivité humaine et de la diversité linguistique et culturelle, mais aussi plaider en faveur de l'inclusion et de la durabilité environnementale ». En juin 2025, le ministère de l'éducation nationale et de l'enseignement supérieur (MENESR) publie un « cadre d'usage » de l'IA dans les écoles et établissements¹.

Nombreux sont les organismes et institutions qui ont produit et produisent des recommandations ou textes de cadrage pour une IA « éthique » (Fjeld *et al.*, 2020). D'après Selwyn (2023, p. 15) il y a une tendance « selon laquelle les discussions sur l'éthique de l'IA sont dirigées par des voix déjà privilégiées et dominantes ». Nous nous inscrivons dans une démarche qui donne la parole aux acteurs de terrain et nous intéressons aux réflexions et comportements des professeurs des écoles en France vis-à-vis de l'IA, plus précisément en quoi leurs réflexions peuvent avoir un effet sur les usages ou non-usages. Les principes éthiques définis dans les référentiels et préconisations correspondent-ils à des préoccupations éthiques des enseignants, potentiels utilisateurs d'IA ? Notre travail s'inscrit dans l'éthique des usages des IA (Ménissier, 2023). Notre premier objectif² est de démontrer qu'il y a une influence d'ordre éthique sur les usages ou non-usages des IA par les professeurs des écoles en France, au moyen d'une étude quantitative. Cet article présente la démarche quantitative et les résultats d'une enquête menée à l'automne 2024, à laquelle ont répondu n= 305 professeurs des écoles.

2. CADRE THEORIQUE

2.1 DES DEFINITIONS DE L'IA

La commission d'enrichissement de la langue française donne une définition de l'intelligence artificielle³ comme « Champ interdisciplinaire théorique et pratique qui a pour objet la compréhension de mécanismes de la cognition et de la réflexion, et leur imitation par un dispositif matériel et logiciel, à des fins d'assistance ou de substitution à des activités humaines ». La définition proposée par l'UNICEF (2021, p. 16) fait référence à « des systèmes basés sur des machines qui peuvent, compte tenu d'un ensemble d'objectifs définis par l'homme, faire des prédictions, des recommandations ou des décisions qui influencent

¹ <https://www.education.gouv.fr/cadre-d-usage-de-l-ia-en-education-450647>

² Notre étude s'inscrit dans le travail de thèse de Michael Zeyringer sous la direction de Marc Trestini. La démarche combine deux approches. La première est quantitative (l'étude ici présentée). La seconde, qualitative (analyse des entretiens), pourra faire l'objet d'une autre publication.

³ Commission d'enrichissement de la langue française (2018). Vocabulaire de l'intelligence artificielle (liste de termes, expressions et définitions adoptés). [Avis] NOR : CTNR1832601K, JORF n°0285 du 9 décembre 2018, Texte n°58. <https://www.legifrance.gouv.fr/jorf/id/JORFTEXT000037783813>

les environnements réels ou virtuels ». Le traitement de l’information est au cœur de toute technologie d’IA, la différence entre les grands types d’IA réside dans la représentation et le traitement de ces informations. L’apprentissage automatique « est la discipline visant à doter des machines de la capacité, d’une part, de découvrir des régularités à partir d’observations, qui peuvent provenir de bases de données, de capteurs, de textes, etc., et, d’autre part, de se programmer (et de se reprogrammer) par l’expérience » (Konieczny et Prade, 2020, p. 20). Une IA générative (IAG) fonctionne en apprentissage automatique, elle est capable de produire des documents numériques : texte, images, vidéos, sons, etc., ceci à partir de données sur lesquelles elle a été entraînée. Nous nous concentrerons dans notre étude sur deux types d’IA susceptibles d’être utilisées par des professeurs des écoles : IAG et IA d’apprentissage adaptatif (IAA).

2.2 DES IAG ET DES IAA A L’ECOLE

Aujourd’hui, des technologies d’IA sont utilisées en éducation pour divers objectifs administratifs ou pédagogiques : systèmes adaptatifs, tutorat intelligent, prévention du décrochage scolaire, etc. (DNE, 2023, p. 19). Des logiciels tels que les applications du P2IA⁴, basés sur des IAA, visent la personnalisation des apprentissages par l’analyse de l’activité de l’apprenant (Youssef et Audran, 2019, p. 7). Ils sont mis à disposition des enseignants par le MENESR. L’enseignant dispose en général d’un tableau de bord avec une synthèse des résultats des élèves de sa classe, il peut vérifier des réponses données et attribuer des activités spécifiques par groupe ou bien à tel ou tel élève. Cerisier et Pierrot (2022, §31) notent, en conclusion d’une étude exploratoire sur la régulation des activités scolaires numériques des élèves par l’enseignant *via* une application d’IAA (Adaptiv’Langues), que « la place prise par l’IA (ou accordée à l’IA) prend des formes plus variées qu’on aurait pu le supposer, montrant là, la complexité des processus d’appropriation de ces techniques par les enseignants ».

Les IAG sont également envisagées comme des « facilitateurs » pédagogiques, capables de soutenir l’engagement et la métacognition (Fidan et Gencel, 2022, cité par Vallerand et Hamel, 2024, p. 21). L’enquête récente menée dans la région Grand Est par le GTnum IA2GE montre cependant que les enseignants peinent à distinguer les systèmes utilisant l’IA des autres technologies numériques, suggérant un déficit de compréhension conceptuelle et critique de ces outils (Trestini *et al.*, 2025, p. 8). La mise à disposition d’IAG au grand public a donc réinterrogé le développement des compétences des enseignants en matière de numérique pédagogique, et notamment dans la dimension éthique.

2.3 LES USAGES DU NUMERIQUE PAR LES PROFESSEURS DES ECOLES EN FRANCE AVANT 2022

Malgré les plans d’équipement ambitieux et les efforts fournis par les collectivités territoriales, les pratiques numériques en classe demeurent peu développées et très hétérogènes (Besneville *et al.*, 2019, p. 5). Une enquête menée par Fernandez, Maximum et Audran (2018, p. 5) a permis de mieux cerner la manière dont les enseignants (1^{er} et 2nd degré, 11 000 réponses) perçoivent et utilisent le numérique dans leurs pratiques. L’analyse des données montre que si le numérique est très présent dans l’esprit des enseignants, il n’en va pas nécessairement de même pour leurs pratiques effectives (Fernandez *et al.*, 2018,

⁴ <https://eduscol.education.fr/1911/l-intelligence-artificielle-pour-accompagner-les-apprentissages-des-fondamentaux-au-cycle-2>

p. 10). La formation aux usages numériques est perçue comme indispensable, mais les cadres réglementaires semblent paradoxalement restrictifs. L'étude met également en lumière des écarts générationnels dans les perceptions. Les enseignants les plus jeunes manifestent une forte attente vis-à-vis du numérique (Fernandez *et al.*, 2018, p. 11). L'éthique professionnelle joue également un rôle décisif dans les choix des enseignants. Audran et Dazy-Mulot (2019, p. 13) avancent que l'innovation n'est acceptée que si elle profite réellement aux élèves.

Le ministère a également publié jusqu'en 2019 les résultats des enquêtes Profetic⁵ (MENJ, 2019), qui visent à connaître les pratiques numériques des enseignants du 1er degré. Au sujet de la formation, seulement 20 % des enseignants pensent alors que l'offre de formation au numérique est suffisante. C'est principalement dans les échanges avec leurs collègues au sein de l'école ou en consultant des articles et vidéos en ligne que les enseignants disent se former. La sollicitation des acteurs et ressources institutionnels est largement moins investie. Bien que les enseignants ne soient pas particulièrement technophobes et recourent volontiers aux outils numériques lorsqu'ils facilitent leur mission (Baron et Depover, 2019, p. 32), il demeure indispensable qu'ils disposent d'une formation adéquate (Baron et Depover, 2019, p. 31).

En réponse au besoin d'accompagnement et de formation des enseignants aux usages de l'IA, des modules ont été créés spécifiquement, tel que le MOOC « Intelligence artificielle pour et par les enseignants » produit dans le cadre du programme européen AI4T⁶. Dans ce MOOC, les enseignants sont sensibilisés aux impacts des usages de l'IA ainsi qu'à la question de son explicabilité. Des espaces d'échanges leur sont également proposés afin de discuter autour de différentes questions qu'ils se posent à ce sujet. La dimension éthique a occupé une place importante dans les échanges, au printemps 2025 au sein de la communauté de la CREIA (DNE, 2024), animée par la DNE, notamment au moment de la consultation pour la rédaction du cadre d'usage de l'IA. Ces dispositifs de formation et de concertation montrent que la dimension éthique ne constitue pas un élément périphérique, mais un enjeu structurant de l'introduction de l'IA dans l'éducation.

2.4 LA QUESTION ETHIQUE DANS L'IA EN EDUCATION (IAED)

L'évolution de l'IAED soulève de nombreuses questions éthiques. Des chercheurs plaident pour une approche interdisciplinaire (Holmes *et al.*, 2021), en faveur d'une IA centrée sur l'humain, qui dépasse les logiques strictement technologiques pour intégrer des considérations sociales, pédagogiques et éthiques. L'enjeu n'est pas seulement de prévenir ou d'empêcher des usages qui ne seraient pas éthiques (Holmes *et al.*, 2021, p. 520) : il s'agit d'aider toutes les parties prenantes à tirer les meilleurs bénéfices des technologies d'IA en éducation. Collin *et al.* (2023) identifient six tensions éthiques entre logiques techniques et finalités éducatives : la réduction de la complexité éducative par la standardisation algorithmique, la limitation de l'agentivité pédagogique par l'automatisation, la reproduction d'inégalités affectant la justice scolaire, l'influence des choix de conception sur la gouvernance éducative, l'opacité technique qui entrave l'intelligibilité et, enfin, l'atteinte possible à la dignité des élèves par l'exploitation des données. Ainsi, l'IA en éducation ne peut être réduite à une question de performance ou d'efficacité technique, mais

⁵ Ministère de l'éducation nationale et de la jeunesse (MENJ, 2019). *Connaître les pratiques numériques des enseignants du 1er degré*. [Rapport d'enquête] <https://eduscol.education.fr/document/4303/download>

⁶ <https://www.fun-mooc.fr/fr/cours/intelligence-artificielle-pour-et-par-les-enseignants-ai4t/>

renvoie à des enjeux éthiques concrets pouvant être perçus sous la forme de risques à anticiper et à réguler.

L'approche fondée sur les principes apparaît comme la plus répandue aujourd'hui dans le domaine des technologies d'IA (Waelen, 2022, p. 1). Des revues de littérature, telle que celle de Şenocak, Bozkurt et Koçdar (2024) permettent d'identifier les principes les plus fréquemment cités en éducation. D'après Collin *et al.* (2023, p. 3-4), « ces cadres éthiques sont très pertinents dans la mesure où ils permettent de baliser la conception, l'implantation et l'usage des SIA-ED⁷ sur la base de valeurs souhaitables (ex., le bon, le juste) ». Des critiques sont cependant formulées sur les éthiques dites « des principes » : on ne peut raisonnablement les désavouer, et leur opérationnalisation est jugée complexe voire impossible (Kerr *et al.*, 2020 ; Munn, 2022, p. 869). Une autre perspective est alors celle de l'éthique située, qui, contrairement à l'éthique des principes, « ne sépare pas la question des faits et celle des valeurs » (Zacklad et Rouvroy, 2022, §5). Elle ne s'appuie pas seulement sur des règles ou des principes universels (comme l'éthique des principes), mais prend en compte le contexte concret, les relations, les acteurs impliqués et les spécificités de la situation.

2.4.1 Protection des données personnelles et des usagers

Quand il est question de principes éthiques du numérique et de l'IA, la préoccupation du traitement des données à caractère personnel est souvent abordée en premier lieu. C'est à ce jour l'un des éléments les plus cadrés juridiquement, par la loi informatique et libertés de 1978 en articulation avec le RGPD européen, ces lois ayant vocation à protéger les individus dans l'usage qui peut être fait de leurs données. Dans le cadre scolaire, la responsabilité du traitement incombe au MENESR ou à son représentant selon l'échelle à laquelle le traitement est mis en œuvre. Lehmans et Capelle (2023, p. 34) soulignent qu'il n'existe pas encore à ce jour de culture commune des données, ce qui interroge sur la prise en compte de ce principe éthique dans l'adoption ou non d'une technologie d'IA.

Le bien-être des usagers (et le principe de leur protection) apparaît comme un principe éthique, il convient dès lors de considérer les impacts latents que l'usage de l'IA peut avoir sur le bien-être psychologique, social et cognitif des usagers. Le cas des agents conversationnels amène à prendre en compte le risque d'une influence de la pensée de l'utilisateur de telle sorte que cela lui porte préjudice (Devillers et Grinbaum, 2022, p. 191). Ensuite, il existe potentiellement un risque « d'enfermer les élèves dans des conditions de travail extrêmement stressantes » (Boissière et Bruillard, 2021, p. 314) ou d'addictions nouvelles (Linden, 2020, p. 25 ; Li et Gu, 2023, p. 196). Aiken et Epstein (2000, p. 165) voient un risque sur l'appauprissement des interactions entre humains. Enfin, dans le cadre d'une étude menée auprès d'enseignants tchèques, Zormanová (2024, p. 36) décrit la crainte des enseignants d'une baisse de l'intelligence des élèves.

2.4.2 Responsabilité – agentivité

Entre les concepteurs de l'IA et les utilisateurs de l'IA, la part de responsabilité de chacun quant aux impacts reste floue (Barraud, 2022, p. 230 ; Collin *et al.*, 2023, p. 1718). Lorsque l'enseignant est « dans la boucle », c'est-à-dire potentiellement acteur de la prise de décision (Vuokari *et al.*, 2020, p. 5), il est en situation d'exercer sa responsabilité pédagogique (Cerisier et Pierrot, 2022, §31). Aiken et Epstein (2000, p. 173) proposent de développer des

⁷ Systèmes d'intelligence artificielle (IA) utilisés en éducation (SIA-ED)

systèmes qui donnent de nouveaux rôles aux enseignants ou qui permettent aux enseignants de disposer de plus de temps pour travailler avec de petits groupes d'élèves. Entre nouveaux rôles et perte d'agentivité est parfois évoquée la question du remplacement de l'enseignant par la machine. Dans l'enquête menée par Chounta *et al.* (2022), les enseignants expriment la crainte de la perte d'agentivité. Le remplacement des enseignants par l'IA n'est cependant pas une crainte majeure pour les enseignants sollicités dans l'enquête de Nazaretsky *et al.* (2022, p. 11).

2.4.3 Transparence et explicabilité

Le fonctionnement des applications d'IA connexionniste⁸ en particulier de l'apprentissage profond, ne permet souvent pas à l'utilisateur de comprendre le cheminement de la machine dans les réponses ou les décisions qu'elle élabore, on qualifie alors ces technologies de « boîtes noires ». Pour Maudet (2022, p. 6) « l'enseignant doit pouvoir comprendre les décisions ou recommandations du système d'IA concernant ses élèves, pour avoir confiance dans le système et, d'une certaine façon, « faire corps » avec lui pour être capable d'expliquer le comportement conjugué du dispositif tel qu'il a été mis en place ». Le manque de compréhension et d'explication des raisons derrière une décision algorithmique peut miner la confiance des éducateurs et des apprenants (Luckin *et al.*, 2016). Ainsi, Nazaretsky *et al.* (2022, p. 11) notent que les enseignants qu'ils ont interrogés sont préoccupés du manque de transparence de l'IA. Avec le développement des technologies d'IA, se pose donc la question d'une transparence de type « boîte de verre » (Rabardel, 1995, p. 148). D'après Ménissier (2023, §19), l'explicabilité recouvre partiellement le critère de la transparence. Nous nous référons pour la suite à la définition de la transparence opérative donnée par Rabardel (1995, p. 151), dans le cadre théorique de la genèse instrumentale :

« La transparence opérative est un concept relationnel qui exprime la variabilité des besoins du sujet en "information" en fonction de la variabilité des situations d'action, de ses états et buts. Elle peut prendre des formes diverses : intelligibilité des transformations entre actions de commande et effets, mise en évidence des modalités de fonctionnement propres de l'instrument, auto-explication... ».

2.4.4 Équité et non-discrimination

Le traitement d'un grand nombre de données est nécessaire aux applications d'IA utilisant l'apprentissage machine. Les lots de données peuvent être biaisés. Des exemples sont proposés par l'UNESCO pour décrire les risques liés à la présence de biais dans les données utilisées pour l'entraînement d'application d'IA (UNESCO, 2023), exacerbant des biais de genre ou d'origines ethniques déjà présents dans la société. Ces biais peuvent amener à des situations de discrimination (Zacklad et Rouvroy, 2022, §32). Enfin, l'accès à l'application d'IA, dès lors qu'elle apporte une plus-value, un bénéfice à l'utilisateur, nous interpelle sur les potentielles ruptures d'équité. Besneville *et al.* (2019, p. 1) décrivent l'hétérogénéité du paysage pour le numérique éducatif dans les écoles du 1er degré. Une politique nationale de développement des usages de technologies d'IA peut de ce fait rencontrer un obstacle important, qui interroge l'équité territoriale et la réalité d'une « évolution systémique de l'école qui assurerait sa transition numérique » (Besneville *et al.*, 2019, p. 5). N'y aurait-il

⁸ L'approche connexionniste s'appuie sur des réseaux de neurones fonctionnant de manière analogue à ceux du cerveau humain. Elle se démarque fortement des modèles symboliques, qui reposent plutôt sur des règles logiques prédéfinies par l'humain.

pas rupture d'équité entre les élèves de la classe qui utiliserait une application et d'autres qui n'y accèderaient pas (Holmes *et al.*, 2021, p. 514) ?

En somme, si l'éthique est largement invoquée dans des communications scientifiques et institutionnelles au sujet de l'IA en éducation, on ignore encore dans quelle mesure elle influence réellement l'intention d'usage des professeurs des écoles en France.

2.5 ANALYSER L'ADOPTION DES TECHNOLOGIES EN PRENANT EN COMPTE LA DIMENSION ETHIQUE

2.5.1 Le modèle UTAUT

Le rapport du Sénat (2024) souligne l'attitude prudente des enseignants face à l'IA et leur réticence à l'adopter. Dans ce contexte, l'intention d'usage constitue une variable centrale à étudier dans l'explication du comportement des professeurs des écoles face à l'IA. Les modèles de l'intention d'usage s'inspirent des théories psychosociales du comportement, et notamment du postulat selon lequel les individus anticipent les conséquences de leurs actes avant de les réaliser. Le concept d'intention d'usage est particulièrement intéressant car il permet de dépasser une simple observation des comportements (utilisation effective ou non) pour s'intéresser aux représentations des acteurs et aux freins (notamment éthiques) qui sous-tendent leurs comportements.

D'après Bobillier-Chaumon (2016), les deux principaux modèles pour analyser l'adoption de technologies par les usagers sont le « Technology acceptance model » (TAM) et l'« Unified Theory of Acceptance and Use of Technology » (UTAUT). Venkatesh *et al.* (2003) construisent le modèle UTAUT à partir de huit modèles déjà existants (dont TAM). Les prédicteurs d'UTAUT (variables explicatives) décrivent d'une part l'influence sur l'intention d'usage et d'autre part l'influence sur l'usage de la technologie et expliquent 77 % de la variance⁹ pour l'intention d'usage et 52 % de la variance pour l'usage de la technologie (Venkatesh *et al.*, 2016, p. 329). Notons tout de même que plusieurs critiques ont été émises sur UTAUT, notamment sa complexité (Venkatesh *et al.*, 2016, p. 338 ; Bagozzi, 2007, p. 245) ou la généralisation des résultats des recherches, dépendantes du contexte (Venkatesh *et al.*, 2012, p. 33). Les variables expliquées sont : l'intention d'usage (« Behavioral intention ») et l'usage effectif (« Use behavior »). Les variables modératrices modèrent l'influence des variables explicatives sur les variables expliquées. La Performance Attendue (*Performance expectancy*), l'Effort Perçu (*Effort expectancy*), l'Influence Sociale (*Social influence*) et les Conditions Facilitantes (*Facilitating conditions*) sont les variables explicatives originelles (Venkatesh *et al.*, 2003), le modèle a connu des extensions au fil du temps : Venkatesh *et al.* (2012), Venkatesh *et al.* (2016), Blut *et al.* (2022).

Selon Venkatesh (2022, p. 4), l'adoption de technologies d'IA ne se distingue qu'en quelques points des questions usuelles d'adoption des technologies, et les recherches menées s'appuyant sur le modèle UTAUT et ses variables explicatives peuvent aider des organisations pour l'adoption de technologies d'IA (Venkatesh, 2022, p. 2). Les résultats de

⁹ Le pourcentage de variance expliquée est une mesure utilisée dans l'analyse des données pour indiquer la proportion de la variance totale d'une variable qui est expliquée par un modèle ou une composante particulière. Cela signifie que le pourcentage de la variation observée dans cette variable peut être attribué aux facteurs inclus dans le modèle. Le pourcentage de la variance expliquée est égal au carré de la corrélation linéaire (r de Bravais Pearson) entre les deux variables multiplié par 100 (https://www.psychometrie.jlroulin.fr/cours/aide_quizz.html?B2416.html).

Baudet *et al.* (2023, p. 22) confirment ces propos. Des auteurs suggèrent et testent de nouvelles variables explicatives aux modèles UTAUT ou TAM utilisés dans un contexte éducatif, telles que les compétences numériques ou relatives à l'IA (Wang *et al.*, 2024 ; An *et al.*, 2023), l'anxiété à propos de l'IA (Wen *et al.*, 2024), la confiance (Choi *et al.*, 2022) ou les représentations pédagogiques (Velli et Zafiroopoulos, 2024). L'extension du modèle vers un modèle explicatif spécifique à l'adoption de l'IA est proposée (mais non testée) par Fetaji (2023), son modèle AI-UTAUT intégrant les variables explicatives suivantes : transparence, explicabilité, anthropomorphisme et alignement avec les valeurs.

2.5.2 Des variables prédictives pour la dimension éthique : confiance ou perception de risques ?

L'intégration des IA dans le champ éducatif suscite des réactions contrastées allant de l'enthousiasme à la prudence, ou bien de l'identification des opportunités pour l'apprentissage contrebalancé avec l'identification de risques, « notamment l'impact négatif sur la capacité des enfants à gérer la gratification, à développer des compétences exécutives et à exercer un pensée critique » Devillers (2025, p. 11). Pour l'analyse de l'adoption de technologie, notre revue de littérature nous amène à identifier deux possibilités de variables distinctes : la Confiance et le Risque Perçu.

La confiance est une notion souvent citée lorsqu'il est question d'éthique de l'IA, mais sa signification excède largement la simple notion de fiabilité technique souvent invoquée (Ménissier, 2023, §41). Une revue de littérature conduite par Kelly *et al.* (2022) indique que la Confiance est l'une des variables les plus fréquemment intégrées aux modèles TAM et UTAUT dans le cadre des technologies IA. Dans le domaine de l'éducation, Nazaretsky *et al.* (2022) proposent un instrument spécifique permettant de mesurer la confiance des enseignants envers les technologies d'IA. Ménissier (2023, §41) souligne que, dans une approche éthique centrée sur les usages, la confiance ne peut être qualifiée de valeur éthique au sens strict. Elle en constitue plutôt une condition préalable, un fond affectif implicite à partir duquel les individus jugent si un usage est conforme à leurs attentes et à leurs valeurs. Dans cette perspective, parler d'IA de confiance soulève plusieurs tensions. D'un côté, il s'agit d'un objectif stratégique : rendre les systèmes plus compréhensibles, plus prévisibles et donc plus acceptables. C'est l'enjeu évoqué par Barraud (2022, p. 53), qui rappelle que « l'IA digne de confiance est une fin », à laquelle l'éthique et le droit doivent servir de moyens. Mais d'un autre côté, certains auteurs mettent en garde contre les usages politiques ou rhétoriques de cette notion. Pour Heilinger (2022, p. 14), parler d'« IA de confiance » est suspect dans la mesure où cela détourne l'attention des responsabilités humaines réelles : on ne doit pas faire confiance à une IA en tant qu'entité, car celle-ci n'est pas un agent moral. Ce glissement pourrait ainsi occulter la responsabilité des concepteurs, décideurs ou exploitants.

Parmi les variables susceptibles d'expliquer l'intention d'usage de ces technologies, la perception du risque apparaît également comme un facteur pertinent. Le Risque Perçu a déjà été proposé comme variable explicative notamment par Abriane *et al.* (2021, p. 296), qui le définissent ainsi : « le risque correspond aux dangers liés à l'utilisation des outils digitaux ». D'après Capelle *et al.* (2018), les enseignants néotitulaires français identifient un large spectre de risques numériques. Fait notable, les enseignants se perçoivent généralement moins exposés que leurs élèves à ces risques, qu'ils jugent particulièrement vulnérables, notamment face aux dangers psychosociaux et informationnels (Capelle *et al.*, 2018, §18–20). Cette dissymétrie dans la perception de la vulnérabilité alimente un sentiment de responsabilité renforcé, mais peut aussi nourrir une forme d'appréhension ou de

renoncement à l'intégration du numérique lorsque les enseignants estiment manquer d'outils ou de formation (Capelle *et al.*, 2018, §25). En ce qui concerne les usages de l'IA, Li et Gu (2023) proposent, à partir de la métá-analyse d'une revue de littérature, une cartographie des indicateurs de risques. Les auteurs notent qu'avec l'essor de l'intelligence artificielle en éducation, la quantité et la nature des indicateurs de risque a évolué.

2.6 QUESTIONS DE RECHERCHE

De la revue de littérature que nous avons effectuée, il ressort que :

- Bien que les usages du numérique par les enseignants français soient bien étudiés avant 2022, il n'y a pas eu d'enquête quantitative depuis 2022 qui s'intéresse aux usages et non-usages des IA par les professeurs des écoles en France.
- La question éthique est posée en IAED, il n'y a cependant pas à notre connaissance d'étude quantitative qui donne des éléments de réponse sur l'importance que peuvent avoir des considérations éthiques dans les positionnements des potentiels usagers vis-à-vis de l'IA.

Notre étude vise à fournir de nouveaux éléments de réponse à ces deux points. Nous formulons ainsi notre question de recherche :

Des enjeux éthiques influencent-ils les professeurs des écoles dans leurs usages et non-usages des technologies d'IA en contexte scolaire ?

Notre question de recherche appelle une approche à la fois explicative et exploratoire. Explicative, dans la mesure où elle vise à tester des liens de dépendance entre des variables explicatives identifiées dans la littérature ; exploratoire, car elle interroge des dynamiques encore peu documentées dans le champ éducatif, notamment autour des non-usages réflexifs et des arbitrages éthiques contextualisés.

3. MODELE ET HYPOTHESES

Nous cherchons par une démarche quantitative, à montrer l'existence d'une influence de variables construites à partir d'une éthique de principes, comparée à l'influence des variables explicatives de l'intention d'usage et de l'usage effectif telles que définis dans le premier modèle UTAUT. Nous ne cherchons pas à construire le modèle explicatif le plus performant, nous utilisons les variables originelles de UTAUT comme variables de contrôle. Nous examinons l'opportunité de l'extension du modèle pour être en mesure d'identifier quantitativement, une influence de principes éthiques choisis essentiellement d'après les travaux de Li et Gu (2023) et Fjeld *et al.* (2020).

Bien que la littérature mobilise largement la notion de confiance dans les modèles d'acceptabilité technologique (TAM et UTAUT), nous faisons le choix de privilégier la perception du risque. Nous proposons d'ajouter aux variables explicatives originelles de UTAUT le Risque Perçu (RP) et la Transparence (TR).

Ensuite, il nous paraît intéressant de pouvoir différencier une éventuelle influence selon la technologie : IAA ou IAG. Nous utiliserons donc comme variable modératrice la technologie (T). Nous présentons le modèle UTAUT adapté à la suite des hypothèses de recherche formulées ci-dessous.

Nous émettons tout d'abord des *hypothèses générales* :

HG1 : l'influence de questions éthiques des professeurs des écoles sur leur intention d'utiliser des technologies d'IA et sur l'utilisation effective est significative.

HG2 : l'influence des questions éthiques varie selon la technologie d'IA.

Nous émettons ensuite des hypothèses spécifiques, déclinées de HG1 et HG2 :

- H1 : la variable PA (Performance Attendue) influe sur l'intention d'usage (IU)
- H2 : la variable EP (Effort Perçu) influe sur IU
- H3 : la variable IS (Influence Sociale) influe sur IU
- H4 : la variable CF (Conditions Facilitantes) influe sur IU
- H5 : la variable CF influe directement sur l'utilisation effective (UE)
- H6 : la variable RP (Risque Perçu) influe sur IU
- H7 : la variable RP influe directement sur UE
- H8 : la variable TR (transparence) influe sur IU
- H9 : la variable TR influe directement sur UE
- H10 : la variable A (âge) a un effet modérateur pour IU, RP et TR
- H11 : la variable G (genre) a un effet modérateur pour IU, RP et TR
- H12 : la variable T (technologie) a un effet modérateur pour IU, RP et TR
- H13 : IU influe sur UE

La figure 1 présente le modèle UTAUT étendu pour l'analyse de l'effet toutes choses égales par ailleurs des variables RP et TR sur l'intention d'usage et l'utilisation effective d'IAA et IAG.

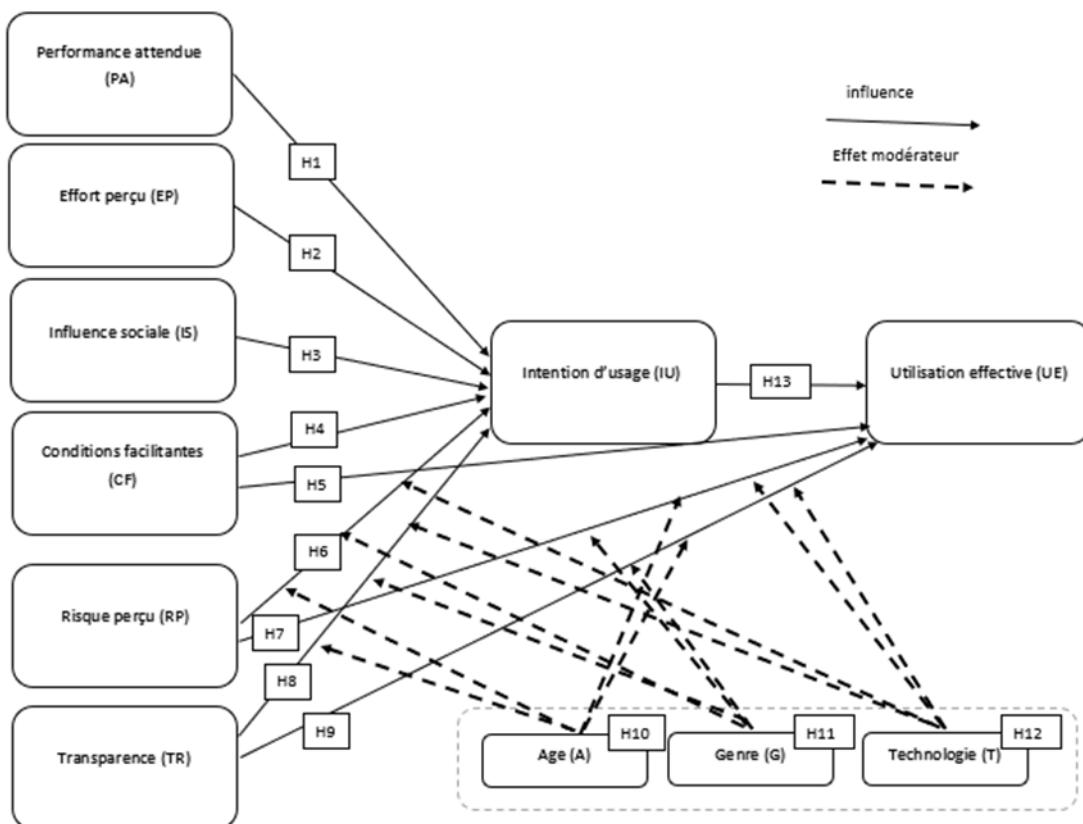


Figure 1 : Modèle UTAUT (Venkatesh *et al.*, 2003) étendu avec les variables RP et TR

4. METHODOLOGIE

4.1 POPULATION DE REFERENCE ET ECHANTILLON

La répartition des enseignants du secteur public par degré d'enseignement est une donnée publique, accessible sur le site ministériel¹⁰. Le tableau ci-dessous donne les caractéristiques de la population dont nous disposons à partir des statistiques du ministère.

Nous construisons un échantillon de type « volontaire » : les professeurs des écoles répondent spontanément à l'enquête¹¹. D'après Depelteau (2003, p. 233), la taille de l'échantillon pour une population entre 75 000 et 1 000 000 d'individus doit être de 384 individus pour obtenir un niveau de confiance de 95 % et un niveau de précision de $\pm 5\%$. Nous avons recueilli 717 réponses et retenu 305 réponses complètes, ce qui amène le niveau de précision à $\pm 5,6\%$ ¹². Comme le souligne Martin (2020, p. 23), cette méthode ne permet pas de savoir « quels sont les critères ayant conduit certains à répondre et d'autres à ne pas répondre ». La réponse au questionnaire peut donc être, à cet égard, un peu biaisée : les personnes intéressées par le sujet pourraient avoir tendance à répondre davantage (Depelteau, 2003, p. 230).

Tableau 1 : Description de l'échantillon en rapport avec la population de professeurs des écoles en France

	Échantillon n=305	Population p=348 111
Cycle	Cycle 1 (maternelle) : 82 pers. Soit 26,89 % Cycle 2 : 144 pers. Soit 47,21 % Cycle 3 : 79 pers. Soit 25,9 % Cycles 2 et 3 (élémentaire) : 73,11 %	Cycle 1 (maternelle) : 23,77 % Cycles 2 et 3 (élémentaire) : 76,23 %
Catégorie établissement (EP/HEP)	Éducation prioritaire (EP) : 71 pers. Soit 23,28 % Hors éducation prioritaire (HEP) : 234 pers. Soit 76,72 %	EP : 21,83 % HEP : 78,17 %
Genre	Féminin : 248 pers. Soit 81,31 % Masculin : 57 pers. Soit 18,69 %	Féminin : 84,65 % Masculin : 15,35 %
Âge	Part des moins de 35 ans : 45 pers. Soit 14,75 % Part des 35-49 ans : 155 pers. Soit 50,82 % Part des 50 ans ou plus : 105 pers. Soit 34,43 %	Part des moins de 35 ans : 20,3 % Part des 35-49 ans : 49,9 % Part des 50 ans ou plus : 29,8 %

¹⁰ <https://www.education.gouv.fr/reperes-et-references-statistiques-2024-414953> et <https://www.education.gouv.fr/panorama-statistique-des-personnels-de-l-enseignement-scolaire-2022-2023-379668>

¹¹ Nous ne sommes en effet pas en mesure de procéder autrement que par un appel au volontariat.

¹² La formule qui s'applique pour une proportion est $n=(px1-p)/(e/1.96)^2 \cdot p=50\% (0,5)$ est la valeur pour laquelle le risque d'erreur est le plus important. La formule à appliquer est $e = 1.96 * \sqrt{0.25/n}$ où n=305

Le recueil des données a été effectué avec l'outil Lime Survey, les données extraites ont ensuite été traitées avec les logiciels Sphinx et R. Nous avons opéré un redressement par pondération pour le genre, l'âge et le fait d'enseigner en maternelle ou élémentaire. Nous avons recueilli les réponses de 213 répondants pour la seule question ouverte du questionnaire : « Pour vous, qu'est-ce qui pourrait motiver un abandon ou bien un début dans l'utilisation d'applications d'intelligence artificielle ? ». Nous nous appuyons sur les verbatims pour illustrer nos propos dans la partie « Résultats ». Le tableau 1 présente les principales caractéristiques de l'échantillon de professeurs des écoles (n=305) et les met en regard de la population nationale, afin d'en apprécier la structure et le degré de représentativité selon le cycle d'enseignement, la catégorie d'établissement, le genre et l'âge.

4.2 QUESTIONNAIRE

Nous avons procédé à l'envoi et à la diffusion d'un questionnaire¹³ à des professeurs des écoles en France (métropole et outre-mer) entre début septembre 2024 et fin octobre 2024, en lien avec les autorités académiques, soit directement par courriel, soit par message posté dans des forums professionnels ou réseaux sociaux. Nous avons considéré le temps de réponse comme une contrainte forte pour l'acceptation de sa diffusion par les autorités académiques, au regard d'un contexte très concurrentiel dans l'envoi d'enquêtes vers les établissements. Le temps de réponse estimé et annoncé était de 15 minutes. Le questionnaire a été diffusé par un lien intégré dans un message, dans autre document ou ressources. Afin d'inciter à la fois les utilisateurs et les non-usagers à répondre, il était précisé dans le message : « J'aimerais recueillir des réponses d'enseignants du 1^{er} degré quel que soit leur positionnement : utilisateurs d'IA, non-utilisateurs, indécis... ». Les seules indications données aux répondants afin de différencier IAA et IAG étaient les suivantes : « Les IA d'apprentissage adaptatif sont conçues spécialement pour l'éducation. Elles sont utilisées pour personnaliser les parcours d'apprentissage, en français et en mathématiques en particulier (comme par exemple Lalilo, Mathia, Adaptiv'Maths, Navi, Smart Enseigno, Kaligo) » ; « Les IA génératives ne sont souvent pas conçues spécifiquement pour l'éducation. Des applications comme Chat GPT, Perplexity, Copilot, DALL-E, Vittasciences, Nolej, créent du contenu (texte, image, vidéo, multimédias) à partir des prompts (commandes) réalisés par l'utilisateur ».

Le questionnaire complet est donné en annexe. Il est constitué de 37 questions fermées, dont 32 sont basées sur une réponse selon une échelle de Likert de 0 à 6 (de « Pas du tout d'accord » noté 0 à « Tout à fait d'accord » noté 6), et d'une question ouverte. Les questions sont référencées aux variables expliquées, explicatives et modératrices de notre modèle. Concernant les variables manifestes, telles que le Risque Perçu et la Transparence, les questions étaient relatives aux références théoriques précisées dans le tableau 2.

¹³ Le questionnaire est donné en annexe.

Tableau 2 : Questions relatives au Risque Perçu et à la transparence reliées aux références théoriques

Je suis inquiet des effets potentiels de l'usage des IA d'apprentissage adaptatif/des IA génératives sur mon bien-être ou celui des élèves. (RP1IAA/RPIAG)	Risque de sécurité pour les données personnelles et les utilisateurs (Li et Gu, 2023)
Dans le cadre de l'utilisation d'IA d'apprentissage adaptatif/IA génératives, cela m'inquiète de penser que mes données personnelles ou celles des élèves pourraient éventuellement être utilisées à d'autres fins que pour l'enseignement. (RP2IAA/RP2IAG)	
Je suis inquiet de l'impact de l'usage d'IA d'apprentissage adaptatif sur la communication et les relations entre les élèves. (RP3IAA/RP3IAG)	
Je crains que l'utilisation d'IA d'apprentissage adaptatif/IA générative engendre une forme de discrimination (exemple : traitement différent pour les filles ou garçons) (RP4IAA/RP4IAG)	Risque de biais (Li et Gu, 2023), l'équité et la non-discrimination (Fjeld <i>et al.</i> , 2020)
Je crains que les IA d'apprentissage adaptatif renforcent/IA génératives les inégalités scolaires. (RP5IAA/RP5IAG)	
Je suis inquiet de la responsabilité que j'endosse en tant qu'enseignant en utilisant des IA d'apprentissage adaptatif/IA génératives (RP6IAA/RP6IAG)	Responsabilité quant aux impacts des utilisations (Li et Gu, 2023)
Je crains qu'à l'avenir l'intelligence artificielle ne permette plus aux professeurs d'enseigner comme ils le souhaitent (RP7IA)	Crainte de la perte d'agentivité (Chounta <i>et al.</i> , 2022), le contrôle humain (Fjeld <i>et al.</i> , 2020)
Je suis inquiet de l'impact écologique de l'utilisation de l'IA. (RP8IA)	Responsabilité quant aux impacts des utilisations (Li et Gu, 2023)
J'ai besoin d'avoir une connaissance du fonctionnement des technologies d'IA pour les utiliser dans le cadre de mon enseignement. (TR1IA).	Transparence (Li et Gu, 2023) ; (Rabardel, 1995)
J'ai besoin de savoir à partir de quel(s) contenu(s), informations l'IA construit ses réponses. (TR2IA).	

4.3 METHODES D'ANALYSES STATISTIQUES EMPLOYEES

Dans le cadre de cette recherche visant à explorer les déterminants de l'intention d'usage et l'utilisation effective des intelligences artificielles par les professeurs des écoles, nous utilisons des régressions linéaires multiples (RLM) et des modélisations par équations structurelles (PLS-SEM). Les RLM permettent de tester la significativité des effets entre les variables latentes et d'évaluer la validité générale du modèle, tandis que le PLS-SEM (*Partial Least Squares – Structural Equation Modeling*) sert à affiner l'analyse des relations impliquant les variables manifestes. Nous réalisons des strates pour l'âge (moins de 35 ans, entre 35 et 49 ans, 50 ans et plus) et pour le genre (femme/homme). Par l'application de ces strates dans les RLM, nous testons le pouvoir modérateur de ces variables. En différenciant selon la technologie (IAA et IAG), nous analysons le pouvoir modérateur de la variable « technologie ».

4.3.1 Régressions linéaires multiples

Pour analyser l'influence des variables RP et TR, nous regardons au moyen de RLM l'effet, toutes choses égales par ailleurs, des variables explicatives et modératrices sur l'intention d'usage et l'utilisation effective. Les variables originelles de UTAUT (PA, EP, IS et CF) sont considérées comme variables de contrôle, ce qui permet de mettre en évidence l'effet respectif des différentes variables. Nous appliquons des RLM aux variables explicatives construites en calculant la médiane des valeurs des variables manifestes. A titre d'exemple, pour le Risque Perçu pour des IAA, noté RPIAA, nous calculons la médiane des valeurs de RP1IAA, RP2IAA, ..., RP6IAA, RP7IA et RP8IA.

4.3.2 Equations structurelles

L'un des avantages majeurs du PLS-SEM est sa souplesse d'usage pour modéliser des phénomènes complexes dans les sciences sociales, notamment en éducation (Hair et Alamer, 2022). Cette méthode permet d'estimer simultanément deux types de relations : celles qui unissent les variables latentes entre elles (construits du modèle interne) et celles qui relient les variables latentes à leurs variables manifestes (modèle externe).

En posant que les enjeux éthiques perçus influencent significativement l'intention et l'usage effectif des technologies d'IA (HG1), nous considérons que la perception éthique des enseignants ne se réduit pas à un unique facteur homogène, mais se compose au contraire de préoccupations plurielles, portant sur des dimensions aussi variées que la protection des données, la liberté pédagogique, les inégalités scolaires ou l'impact environnemental. Chacune de ces dimensions contribue, de manière différenciée, non exhaustive, à forger le Risque Perçu, sans que ces contributions soient nécessairement corrélées. Dans notre approche, nous avons donc opté pour une modélisation formative des construits latents (par exemple RP), car chaque variable manifeste (item de questionnaire, tel que RP1IAA, RP2IAA, etc.) détermine et crée le construit. Chacune d'entre elles est considérée comme une facette spécifique, non substituable, du construit global, et non comme une simple manifestation interchangeable d'un même concept. Ce choix repose sur une distinction épistémologique entre modèles réfléctifs et formatifs. Dans un modèle réfléctif, le construit latent est supposé exister indépendamment de ses indicateurs : il engendre les indicateurs observables (variables manifestes), lesquelles peuvent être corrélés et interchangeables. À l'inverse, dans un modèle formatif, ce sont les variables manifestes qui définissent le construit, et il n'est pas attendu qu'elles soient fortement corrélées entre elles (Lacroux, 2009, p. 4).

5. RESULTATS

5.1 INTENTIONS D'USAGE ET UTILISATION EFFECTIVE DES IAA ET IAG

Trente-et-un pourcent des professeurs des écoles ont l'intention d'utiliser des IAA dans les prochains mois, et 26 % des IAG. Si l'on considère uniquement la part des non-usagers des IA (de « Pas du tout d'accord » à « Moyennement d'accord »), les intentions d'usage sont plus faibles : seuls 13 % ont l'intention d'utiliser des IAA ou IAG.

Une minorité de répondants déclare utiliser des IAA ou d'IAG (de « Assez d'accord » à « Tout à fait d'accord ») : 26 % des professeurs des écoles utilisent des IAA et 17 % utilisent des IAG (tableau 3).

Tableau 3 : Utilisation des IAA et IAG

	Pas du tout d'accord	Très peu d'accord	Un peu d'accord	Moyennement d'accord	Assez d'accord	Fortement d'accord	Tout à fait d'accord
J'utilise des IA (pour les élèves de ma classe / dans le cadre professionnel)							
UE IAA	42 % ¹⁴	12 %	12 %	7 %	15 %	7 %	4 %
UE IAG	59 %	12 %	7 %	4 %	7 %	6 %	4 %

Trente-et-un pourcent des professeurs des écoles ont l'intention d'utiliser des IAA dans les prochains mois, et 26 % des IAG. Si l'on considère uniquement la part des non-usagers des IA (de « Pas du tout d'accord » à « Moyennement d'accord »), les intentions d'usage sont plus faibles : seuls 13 % ont l'intention d'utiliser des IAA ou IAG (tableau 4).

Tableau 4 : Intention d'utiliser des IAA ou IAG dans les prochains mois

	Pas du tout d'accord	Très peu d'accord	Un peu d'accord	Moyennement d'accord	Assez d'accord	Fortement d'accord	Tout à fait d'accord
J'ai l'intention d'utiliser des IA au cours des prochains mois (pour les élèves de ma classe/dans le cadre professionnel).							
IU IAA	36 %	17 %	7 %	9 %	14 %	9 %	8 %
IU IAG	44 %	15 %	7 %	8 %	10 %	7 %	9 %

5.2 RISQUES PERÇUS ET TRANSPARENCE : DETAIL POUR LES VARIABLES MANIFESTES RELATIVES A L'ETHIQUE

Pour la transparence, de manière indifférenciée (IAA ou IAG), 82 %¹⁵ des professeurs des écoles ressentent le besoin d'avoir une connaissance du fonctionnement des technologies d'IA pour les utiliser dans le cadre de leur enseignement (TR1IA)¹⁶ : « Ce qui pourrait me motiver à utiliser ces outils serait dans un premier temps d'en connaître le fonctionnement réel. J'ai besoin de mettre du sens, de comprendre l'intérêt éventuel ». 85 % ont besoin de savoir à partir de quels contenus et d'informations l'IA construit ses réponses (TR2IA), pour certains utilisateurs cela peut être une cause d'abandon : « Je pourrais abandonner l'utilisation d'application d'IA si nous n'avions plus [...] la possibilité de visualiser les résultats pour adapter ».

Concernant les risques perçus, une large majorité d'enseignants (75 %) s'inquiètent de l'impact écologique (RP8IA), de manière indifférenciée entre IAA et IAG. Par exemple, ils évoquent « l'habituation à utiliser des outils gourmands en ressources pour des futilités ». 39 % des professeurs des écoles sont inquiets des effets potentiels de l'usage des IAA sur leur bien-être ou sur celui des élèves (RP1IAA). Ce pourcentage est nettement plus élevé pour les IAG, atteignant 58 % (RP1IAG). L'usage des écrans à l'école est souvent avancé pour justifier le non-usage : « Encore plus d'écrans dont on connaît les conséquences néfastes sur les capacités cérébrales ». Par ailleurs, 64 % des enseignants sont inquiets de l'utilisation qui pourrait être faite de leurs données personnelles ou de celles des élèves dans

¹⁴ Résultats exprimés en pourcentages ($\pm 5,6\%$)

¹⁵ Les pourcentages calculés sont à chaque fois un total des pourcentages pour les niveaux de « Assez d'accord » à « Tout à fait d'accord » et avec un taux d'erreur de $\pm 5,6\%$

¹⁶ Entre parenthèse le nom de la variable manifeste

le cadre de l'utilisation d'IAA (RP2IAA), et ce pourcentage monte à 69 % pour les IAG (RP2IAG). En ce qui concerne l'impact de l'usage d'IA sur la communication et les relations entre élèves, 52 % des enseignants sont inquiets lorsqu'il s'agit d'IAA (RP3IAA) et 60 % quand il s'agit d'IAG (RP3IAG) : « Je ne m'y mettrai pas si cela représente un quelconque danger pour les élèves (entre autres pour la communication et la relation entre pairs, la mémoire, etc.) ».

Une majorité d'enseignants est inquiète de la responsabilité endossée dans l'utilisation d'IA : 55 % pour les IAA (RP6IAA) et 67 % pour les IAG (RP6IAG). Les formes de discrimination qui pourraient être engendrées par l'utilisation des IA suscitent le moins d'inquiétude : 30 % pour les IAA (RP4IAA) et 38 % pour les IAG (RP4IAG). Cependant, les résultats sont plus marqués lorsque la question porte sur le fait que les IA puissent renforcer les inégalités scolaires : 44 % pour les IAA (RP5IAA) et 57 % pour les IAG (RP5IAG). « Si les dotations en matériels (supports) ne sont pas équitables (on peut aussi parler des formations pour les enseignants par les académies), alors on peut avoir des écoles à plusieurs "vitesses"... ».

Enfin, 49 % des professeurs des écoles françaises craignent qu'à l'avenir, les usages de l'IA ne leur permettent plus d'enseigner comme ils le souhaitent (RP7IA) : « Je ne souhaite pas introduire ce type d'outil qui à mon sens vont diminuer ma liberté pédagogique et me mettre en position "d'exécutant" de *process* réfléchis par d'autres. Cela alimente l'idée que n'importe qui, sans formation, en entrant des résultats d'évaluations normés pourrait enseigner à des élèves ».

5.3 RESULTATS POUR LES AUTRES VARIABLES MANIFESTES POUR PA, EP, IS ET CF

Quarante-six pourcent des professeurs des écoles français pensent que l'utilisation des IAA leur permettrait d'accomplir des tâches plus rapidement (PA1IAA), contre 41 % pour l'utilisation des IAG (PA1IAG), par exemple pour générer des « progressions afin d'élaguer le travail initial et économiser (peut-être) des temps de réunion parfois infructueux ». Pour les IAA, ils sont 44 % à penser qu'elles rendraient leur travail plus efficace auprès des élèves (PA2IAA), contre seulement 31 % pour les IAG (PA2IAG), dans le cadre par exemple d'une « utilisation pour une différenciation des apprentissages en soutien aux élèves en difficultés ».

Soixante pourcent des professeurs des écoles pensent qu'apprendre à utiliser les IAA nécessite un effort personnel important (EPIAA), 62 % pour les IAG (EPIAG). Certains réclament « une vraie formation », un enseignant précise notamment que son attente n'est pas de « 18 heures réparties dans l'année, voire faites en visio ou en nous lançant des liens à consulter sur notre temps personnel pendant des heures ».

Vingt-deux pourcent des professeurs des écoles se sentent encouragés à utiliser des IAA dans leur environnement professionnel (IS1IAA) et 24 % par ce qu'ils voient dans les médias (IS2IAA). Le résultat est différencié pour les IAG : 13 % se sentent encouragés dans leur environnement professionnel (IS1IAG) et 15 % par ce qu'ils voient dans les médias (IS2IAG). Enfin, de manière indifférenciée (IAA ou IAG), 44 % des professeurs des écoles pensent disposer de ressources suffisantes pour utiliser des applications d'IA (ordinateur, internet, ...) (CF1IA) et 21 % identifient une personne référente (ou une équipe spécialisée) disponible pour proposer de l'aide en cas de difficulté (CF2IA).

5.4 INFLUENCE DES VARIABLES EXPLICATIVES ET MODERATRICES SUR L'INTENTION D'USAGE ET L'UTILISATION EFFECTIVE

5.4.1 Intention d'usage des IAA

Résultats de la RLM

Tableau 5 : Matrice des corrélations pour l'intention d'usage des IAA

	IUIAA	PAIAA	EPIAA	ISIAA	CFIA	RPIAA	TRIA
IUIAA	-						
PAIAA	0.60	-					
EPIAA	-0.20	-0.15	-				
ISIAA	0.54	0.44	-0.10	-			
CFIA	0.16	0.17	-0.12	0.27	-		
RPIAA	-0.45	-0.50	0.22	-0.25	-0.15	-	
TRIA	-0.07	-0.02	0.22	-0.02	-0.04	0.09	-

La valeur de l'Alpha de Cronbach standardisé est de 0.18. La faible valeur de l'alpha indique que la condition d'indépendance des variables explicatives est satisfaite.

Tableau 6 : Influence des variables explicatives sur l'intention d'usage des IAA

	Coefficient	Tstat	Écart-type	p-value	Coefficient standardisé	Contribution
Const	1.83	3.59	0.51	<0.01	-	-
ISIAA	0.30	7.24	0.04	<0.01	0.34	34.14
PAIAA	0.23	7.05	0.03	<0.01	0.36	36.30
CFIA	-0.02	0.65	0.03	0.52	-0.03	-2.79
TRIA	-0.02	0.66	0.03	0.51	-0.03	-2.78
EPIAA	-0.09	1.62	0.05	0.11	-0.07	-7.04
RPIAA	-0.09	3.50	0.03	<0.01	-0.17	-16.95

Coefficient de corrélation multiple : $R=0.70$. P-value de R : $p(R)=<0.01$. Coefficient de Fisher : $F=48.30$. P-value de F : $p(F)=<0.01$

Le modèle rend compte de 49.30 % de la variance de la variable à expliquer. Seules les variables PAIAA, ISIAA, RPIAA contribuent à l'explication (au seuil de 5 %). Les hypothèses H1 (PA→IU), H3 (IS→IU) et H6 (RP→IU) sont donc validées pour l'influence sur l'intention d'usage des IAA. H2 (EP→IU), H4 (CF→IU) et H8 (TR→IU) ne sont pas validées.

PLS-SEM : Analyse du modèle externe

Nous présentons l'évaluation du modèle PLS-SEM en deux étapes : validation du modèle externe, puis validation du modèle interne. Les résultats du **modèle externe** sont fondés sur les coefficients de saturation, les poids relatifs (contribution), les variances expliquées et leur stabilité estimée par bootstrap. Ces paramètres permettent de juger de la validité convergente, de la validité discriminante et de la contribution spécifique de chaque variable manifeste à son construit latent (Hair et Alamer, 2022). Le tableau 7 présente les paramètres du modèle externe pour l'intention d'usage des IAA.

Tableau 7 : Paramètres du modèle externe IU /IAA

Variable	Coefficient	Contribution	Variance expliquée	Coefficient (bootstrap)	Ecart-type (boot-strap)	Intervalle de confiance
IUIAA	1.00	100.00 %	1.00	1.00	<0.01	
PA1IAA	0.95	49.74 %	0.89	0.52	<0.01	[0,50 ; 0,54]
PA2IAA	0.96	50.26 %	0.91	0.53	0.01	[0,51 ; 0,55]
IS1IAA	0.80	48.28 %	0.64	0.58	0.02	[0,54 ; 0,62]
IS2IAA	0.86	51.72 %	0.73	0.63	0.03	[0,57 ; 0,69]
EPIAA	1.00	100.00 %	1.00	1.00	<0.01	
CF1IA	0.85	52.80 %	0.73	0.61	0.17	[0,28 ; 0,94]
CF2IA	0.76	47.20 %	0.58	0.59	0.12	[0,35 ; 0,83]
RP1IAA	0.81	13.74 %	0.66	0.18	0.01	[0,16 ; 0,20]
RP2IAA	0.75	12.75 %	0.57	0.17	0.01	[0,15 ; 0,19]
RP3IAA	0.85	14.41 %	0.72	0.19	0.01	[0,17 ; 0,21]
RP4IAA	0.74	12.54 %	0.55	0.17	0.01	[0,15 ; 0,19]
RP5IAA	0.78	13.13 %	0.60	0.17	0.01	[0,15 ; 0,19]
RP6IAA	0.80	13.52 %	0.64	0.18	0.01	[0,16 ; 0,20]
RP7IA	0.70	11.93 %	0.50	0.16	0.01	[0,14 ; 0,18]
RP8IA	0.47	7.97 %	0.22	0.11	0.01	[0,09 ; 0,13]
TR1IA	0.64	39.10 %	0.41	0.37	0.22	[-0,06 ; 0,80]
TR2IA	1.00	60.90 %	1.00	0.60	0.26	[0,09 ; 1,1]

Dans l'ensemble, les variances expliquées sont supérieures au seuil de 0,50, ce qui atteste d'une validité convergente satisfaisante. Aucun intervalle de confiance n'est indiqué pour EPIAG (ni pour EPIAA), car il s'agit de la seule variable manifeste du construit EP. Dans le cas d'un construit à variable manifeste unique, le coefficient de saturation est fixé à 1 pour assurer l'identification du modèle, ce qui ne laisse aucune variabilité à estimer par bootstrap. En conséquence, aucun intervalle de confiance ne peut être calculé. Pour la Transparence, seul TR2IA a un effet significatif mais faible sur IU pour les IAA. TR1IA (bootstrap=0.37 ; IC95 % : [-0.06 ; 0.80]) n'est pas significatif, son intervalle de confiance incluant zéro. L'analyse des coefficients du modèle externe permet d'évaluer le poids relatif de chaque variable manifeste (RP1IAA, RP2IAA..., RP8IA) en termes de contribution à la variable latente RP. Celles relatives à la relation éducative (RP3IAA) et au bien-être (RP1IAA) ressortent comme les plus influentes.

Modèle utilisé et critères de validité du modèle

Pour le modèle interne, l'analyse porte sur la significativité des coefficients de chemin, la stabilité du modèle à partir du bootstrap et la part de variance expliquée par les construits prédicteurs.

L'équation structurelle est la suivante :

$$\text{IU} = +0.30 \times \text{PA} + 0.27 \times \text{IS} - 0.10 \times \text{EP} + 0.08 \times \text{CF} - 0.24 \times \text{RP} - 0.05 \times \text{TR}$$

Le tableau 8 présente le modèle utilisé pour évaluer l'effet des variables sur l'intention d'usage, ainsi que la variance expliquée pour chaque variable latente.

Tableau 8 : Modèle utilisé pour l'IU d'IAA

Va-riables la-tentes	Variables manifestes	Va-riance expli-quée
IU	IUIAA	1.00
PA	PA1IAA ; PA2IAA	0.90
IS	IS1IAA ; IS2IAA	0.69
EP	EPIAA	1.00
CF	CF1IA ; CF2IA	0.66
RP	RP1IAA ; RP2IAA ; RP3IAA ; RP4IAA ; RP5IAA ; RP6IAA ; RP7IA ; RP8IA	0.56
TR	TR1IA ; TR2IA	0.71

Les scores de *variance expliquée*¹⁷ révèlent une bonne saturation des items sur leurs facteurs :

- PA (0.90) atteste d'une cohérence forte des variables manifestes ;
- IS (0.69), CF (0.66) et TR (0.71) sont légèrement inférieurs mais restent acceptables ;
- RP (0.56) est la variable latente dont les variables manifestes sont les moins saturées ;
- La moyenne est de 0.69, ce qui est supérieur au seuil de 0.50 recommandé, indiquant que l'ensemble des blocs de variables manifestes reflètent bien leurs construits latents.

L'alpha de Cronbach standardisé pour l'ensemble des variables manifestes est de 0.54, ce qui reste modérément faible. Toutefois, cette valeur est ici interprétée non comme une mesure de cohérence interne, mais comme indice d'absence de redondance excessive entre prédicteurs. En dessous de 0.70, cette valeur indique que les variables sont suffisamment différencierées pour justifier leur entrée simultanée dans le modèle sans risque excessif de redondance. La variable dépendante centrale du modèle affiche un R² de 0.48. Cette valeur est confirmée par le R² obtenu en bootstrap (0.45), avec un écart-type de 0.04, indiquant une bonne stabilité du modèle (la variance expliquée ne varie que très peu entre les échantillons simulés). L'analyse de la variance expliquée pour chaque variable latente montre que tous

¹⁷ À quel point chaque item (chaque question) est bien relié à la variable qu'il mesure.

les blocs manifestes présentent une saturation suffisante, avec une moyenne globale de 0.69, bien au-dessus du seuil de 0.50 recommandé (Hair et Alamer, 2022).

Représentation graphique, analyse de la variance expliquée et des indices de redondance

La figure 2 est la représentation graphique du modèle structurel obtenu par PLS-SEM. Les coefficients de chemin indiquent l'intensité et le sens des relations entre les construits latents expliquant l'intention d'usage des IAA par les professeurs des écoles.

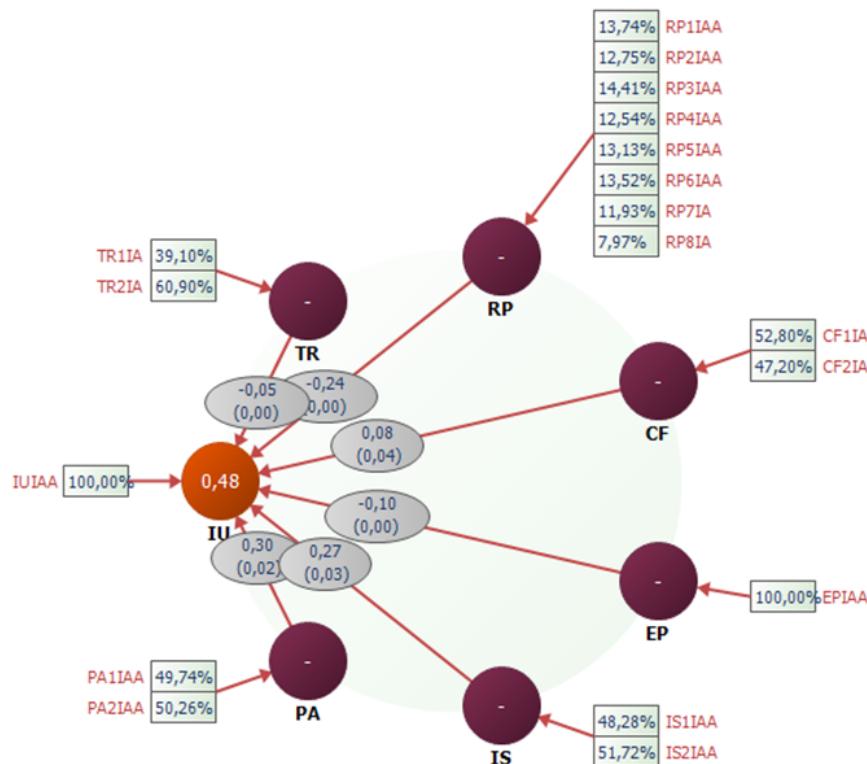


Figure 2 : Effet des variables explicatives sur l'intention d'usage d'IAA par les professeurs des écoles

Notons tout d'abord que la valeur du R^2 obtenue par PLS-SEM (0,48) est très proche de celle calculée par la RLM (0,493). La modélisation par équations structurelles reproduit donc de manière cohérente la variance expliquée du modèle linéaire classique, tout en prenant en compte la structure latente des variables. Nous avons pu valider H1, H3 et H6 par l'analyse par RLM, la PLS-SEM nous permet de mettre en évidence l'influence des variables manifestes pour PA, IS et RP. Pour RP, nous observons que les enseignants perçoivent d'abord les IAA comme des risques pour la relation éducative (RP3IAA), le bien-être des élèves et enseignants (RP1IAA), la responsabilité et la qualité pédagogique (RP6IAA), légèrement avant des enjeux souvent plus évoqués : protection des données (RP2IAA) et impact environnemental (RP8IA). Ces résultats suggèrent que les enseignants accordent une importance prioritaire aux conséquences humaines et pédagogiques directes des IAA (relation éducative, bien-être, responsabilité), plutôt qu'à leurs dimensions techniques ou environnementales.

5.4.2 Intention d'usage des IAG

Résultats de la RLM

Tableau 9 : Matrice des corrélations pour l'intention d'usage des IAG

	IUIAG	TRIA	RPIAG	CFIA	PAIAG	EPIAG	ISIAG
IUIAG	-						
TRIA	-0.11	-					
RPIAG	-0.50	0.10	-				
CFIA	0.11	-0.04	-0.13	-			
PAIAG	0.69	-0.01	-0.51	0.13	-		
EPIAG	-0.21	0.26	0.14	-0.08	-0.08	-	
ISIAG	0.57	-0.05	-0.27	0.12	0.50	-0.02	-

La valeur de l'Alpha de Cronbach standardisé est de 0.17. La faible valeur de l'alpha indique que la condition d'indépendance des variables explicatives est satisfaite.

Tableau 10 : Influence des variables explicatives pour l'intention d'usage des IAG

	Coefficient	Tstat	Ecart-type	p-value	Coefficient standardisé	Contribution
Const	2.33	5.06	0.46	<0.01	-	-
PAIAG	0.27	9.17	0.03	<0.01	0.44	39.70
ISIAG	0.25	7.12	0.04	<0.01	0.31	27.61
CFIA	-0.01	0.38	0.03	0.71	-0.01	-1.28
TRIA	-0.03	1.13	0.03	0.26	-0.04	-3.94
RPIAG	-0.10	3.95	0.03	<0.01	-0.17	-15.53
EPIAG	-0.15	3.41	0.05	<0.01	-0.13	-11.93

Coefficient de corrélation multiple : R=0.77. P-value de R : p(R)=<0.01. Coefficient de Fisher : F=72.65. P-value de F : p(F)=<0.01.

Le modèle rend compte de 59.39 % de la variance de la variable à expliquer. Seules les variables RPIAG, PAIAG, EPIAG, ISIAG contribuent à l'explication (au seuil de 5 %).

Les hypothèses H1 (PA→IU), H3 (IS→IU) et H6 (RP→IU) sont donc validées également en ce qui concerne l'influence sur l'intention d'usage des IAG). H4 (CF→IU) et H8 (TR→IU) ne sont pas validées. L'hypothèse H2 (EP→IU) n'était pas validée pour l'intention d'usage des IAA, elle l'est pour l'intention d'usage des IAG.

PLS-SEM : Analyse du modèle externe

Le tableau 11 présente les paramètres du modèle externe pour l'intention d'usage des IAG.

Dans l'ensemble, les variances expliquées sont supérieures au seuil de 0,50, ce qui atteste d'une validité convergente satisfaisante. L'IC pour TR1IA contient 0, TR1IA n'a donc pas

d'effet significatif. Seul TR2IA a un effet significatif sur l'intention d'usage des IAG. Cet effet est faible car sa contribution relative (59.20 %) est juste suffisante pour représenter le construit « Transparence », mais pas fortement dominante. Les enseignants valorisent davantage la compréhension des réponses générées par l'IAG que la compréhension technique de son fonctionnement. Pour la variable latente RP, dans le cadre de l'intention d'usage des IAG, nous observons une appréciation du risque peu contrastée. Les variables relatives à la relation éducative (RP3IAG) et au bien-être (RP1IAG) ressortent comme les plus influentes, comme pour les IAA.

Tableau 11 : Paramètres du modèle externe IU/IAG

Variable	Coefficient	Contribution	Variance expliquée	Coefficient (bootstrap)	Ecart-type (bootstrap)	Intervalle de confiance
IUIAG	1.00	100.00 %	1.00	1.00	<0.01	
PA1IAG	0.95	50.02 %	0.90	0.53	0.01	[0.51 ; 0.55]
PA2IAG	0.95	49.98 %	0.89	0.53	<0.01	[0.51 ; 0.55]
EPIAG	1.00	100.00 %	1.00	1.00	<0.01	
IS1IAG	0.79	45.97 %	0.63	0.52	0.02	[0.48 ; 0.56]
IS2IAG	0.93	54.03 %	0.87	0.62	0.03	[0.56 ; 0.68]
RP1IAG	0.86	14.14 %	0.75	0.18	0.01	[0.16 ; 0.20]
RP2IAG	0.77	12.60 %	0.59	0.16	0.01	[0.14 ; 0.18]
RP3IAG	0.89	14.49 %	0.78	0.19	0.01	[0.17 ; 0.21]
RP4IAG	0.72	11.79 %	0.52	0.15	0.01	[0.13 ; 0.17]
RP5IAG	0.77	12.65 %	0.60	0.16	0.01	[0.14 ; 0.18]
RP6IAG	0.83	13.58 %	0.69	0.17	0.01	[0.15 ; 0.19]
RP7IA	0.72	11.79 %	0.52	0.15	0.01	[0.13 ; 0.17]
RP8IA	0.55	8.97 %	0.30	0.12	0.01	[0.10 ; 0.14]
TR1IA	0.69	40.80 %	0.47	0.35	0.22	[-0.08 ; 0.78]
TR2IA	1.00	59.20 %	0.99	0.64	0.19	[0.27 ; 1.01]
CF1IA	0.96	62.41 %	0.92	0.51	0.27	[-0.02 ; 1.04]
CF2IA	0.58	37.59 %	0.33	0.49	0.34	[-0.18 ; 1.16]

Modèle utilisé et critères de validité du modèle

L'équation structurelle utilisée est la suivante :

$$\text{IU} = +0.35 \times \text{PA} - 0.11 \times \text{EP} + 0.30 \times \text{IS} - 0.26 \times \text{RP} - 0.08 \times \text{TR} + 0.06 \times \text{CF}$$

Le tableau 12 présente le modèle utilisé ainsi que les indicateurs de validité interne du modèle structurel appliqué à l'intention d'usage des IAG. La variable IU présente un R² de 0.59, ce qui indique que 59 % de sa variance est expliquée par les variables prédictives du modèle (bootstrap : 0.54, écart-type : 0.04). L'analyse de la variance expliquée pour chaque variable latente montre que tous les blocs manifestes présentent une saturation suffisante, avec une moyenne globale de 0.71, bien au-dessus du seuil de 0.50 recommandé.

Tableau 12 : Modèle pour évaluer l'effet des variables explicatives sur l'IU d'IAG

Variables latentes	Variables manifestes	Variance expliquée
IU	IUIAG	1.00
PA	PA1IAG ; PA2IAG	0.89
EP	EPIAG	1.00
IS	IS1IAG ; IS2IAG	0.75
RP	RP1IAG ; RP2IAG ; RP3IAG ; RP4IAG ; RP5IAG ; RP6IAG ; RP7IA ; RP8IA	0.59
TR	TR1IA ; TR2IA	0.73
CF	CF1IA ; CF2IA	0.62

L'alpha de Cronbach standardisé entre les variables manifestes est de 0.59 indiquant une indépendance suffisante entre ces variables pour l'estimation du modèle.

Représentation graphique, analyse de la variance expliquée et des indices de redondance

La figure 3 est la représentation graphique du modèle structurel obtenu par PLS-SEM. Les coefficients de chemin indiquent l'intensité et le sens des relations entre les construits latents expliquant l'intention d'usage des IAG par les professeurs des écoles.

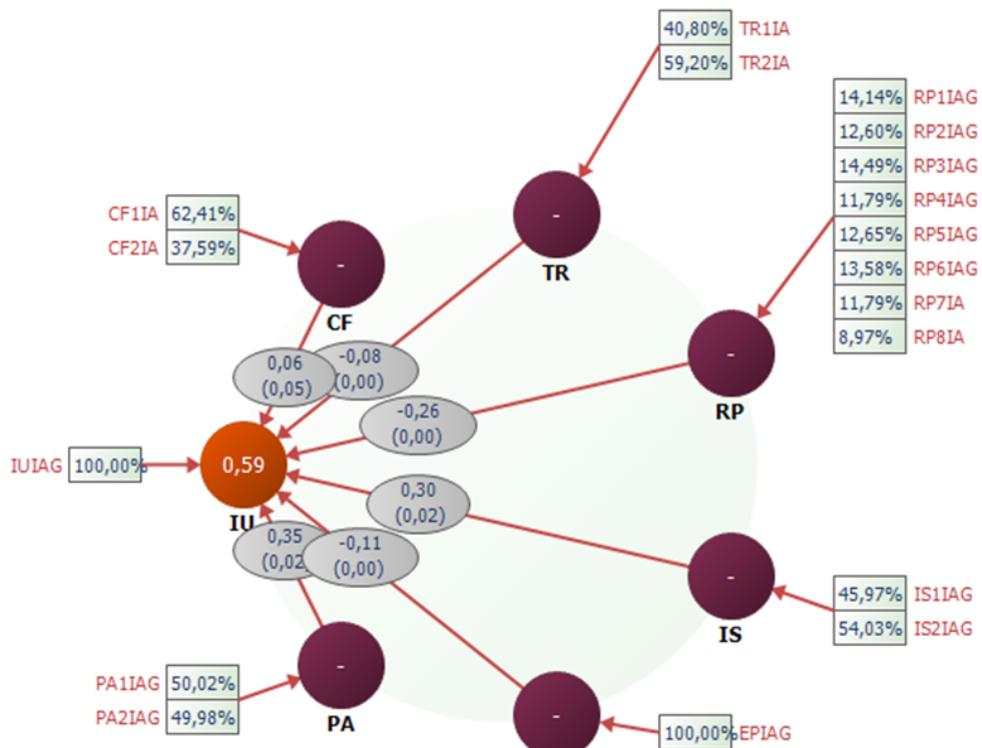


Figure 3 : Effet des variables latentes et manifestes sur l'intention d'usage d'IAG par les professeurs des écoles

Notons encore une fois que la valeur du R² obtenue par PLS-SEM (59) est très proche de celle calculée par la RLM (59,39). Il s'agit d'un niveau de variance élevé et satisfaisant, qui témoigne d'une forte capacité explicative du modèle. La concordance moyenne des blocs (0.46) est également satisfaisante. Elle exprime la capacité de chaque bloc à restituer fidèlement le facteur latent à partir de ses indicateurs. Le bloc RP présente une concordance élevée (0.75), ce qui souligne sa cohésion interne forte, malgré sa complexité structurelle.

Nous avons pu valider H1, H2, H3 et H6 par l'analyse par RLM, la PLS-SEM nous permet de mettre en évidence l'influence des variables manifestes pour PA, EP, IS et RP. Les résultats pour RP confirment des tendances proches de celles observées pour les IAA : les enseignants perçoivent principalement les risques liés à la relation éducative, au bien-être, et à la responsabilité pédagogique, avant ceux concernant la protection des données ou l'impact environnemental.

5.4.3 Utilisation effective des IAA : résultats de la RLM

Tableau 13 : Matrice des corrélations pour l'utilisation effective des IAA

	UEIAA	IUIAA	CFIA	RPIAA	TRIA
UEIAA	-				
IUIAA	0.67	-			
CFIA	0.20	0.16	-		
RPIAA	-0.32	-0.45	-0.15	-	
TRIA	-0.09	-0.07	-0.04	0.09	-

L'Alpha de Cronbach standardisé est de -0.01.

Tableau 14 : Influence des variables explicatives pour l'utilisation effective des IAA

	Coefficient	Tstat	Ecart-type	p-value	Coefficient standardisé	Contribution
Const	0.97	2.25	0.43	0.03	-	-
IUIAA	0.60	13.41	0.04	<0.01	0.64	81.79
CFIA	0.06	2.06	0.03	0.04	0.09	11.33
RPIAA	-0.01	0.34	0.02	0.74	-0.02	-2.05
TRIA	-0.03	0.89	0.03	0.37	-0.04	-4.84

Coefficient de corrélation multiple : R=0.67. P-value de R : p(R)=<0.01. Coefficient de Fisher : F=62.77. P-value de F : p(F)=<0.01

Le modèle rend compte de 45.56 % de la variance de la variable à expliquer. Seules deux variables contribuent à l'explication (au seuil de 5 %) : IUIAA, CFIA.

Les hypothèses H5 (CF→UE) et H13 (IU→UE) sont validées en ce qui concerne l'influence sur l'usage effectif des IAA. H7 (RP→UE) et H9 (TR→UE) ne sont pas validées pour les IAA.

5.4.4 Utilisation effective des IAG : résultat de la RLM

Tableau 15 : Matrice des corrélations pour l'utilisation effective des IAG

	UEIAG	IUIAG	RPIAG	TRIA	CFIA
UEIAG	-				
IUIAG	0.74	-			
RPIAG	-0.40	-0.50	-		
TRIA	-0.12	-0.11	0.10	-	
CFIA	0.10	0.11	-0.13	-0.04	-

L'Alpha de Cronbach standardisé est de -0.15.

Tableau 16 : Influence des variables explicatives pour l'utilisation effective des IAG

	Coefficient	Tstat	Ecart-type	p-value	Coefficient standardisé	Contribu-tion
Const	0.90	2.25	0.40	0.03	-	-
IUIAG	0.62	15.67	0.04	<0.01	0.71	87.95
CFIA	0.01	0.27	0.02	0.79	0.01	1.31
RPIAG	-0.02	1.01	0.02	0.31	-0.05	-5.69
TRIA	-0.03	1.03	0.03	0.30	-0.04	-5.05

Coefficient de corrélation multiple : R=0.74. P-value de R : p(R)=<0.01. Coefficient de Fisher : F=89.87. P-value de F : p(F)=<0.01

Le modèle rend compte de 54.51 % de la variance de la variable à expliquer. Seul IUIAG contribue à l'explication (au seuil de 5 %).

H13 (IU→UE) est donc validée alors que H5 (CF→UE), H7 (RP→UE) et H9 (TR→UE) ne sont pas validées pour les IAG.

5.5 L'EFFET MODERATEUR DE L'AGE, DU GENRE ET DE LA TECHNOLOGIE

Nous retenons les variables explicatives contribuant à l'explication au seuil de 5 %. Les résultats présentés dans le tableau 17 ont été obtenus par RLM.

L'âge et le genre sont bien des variables modératrices (H10 et H11) en ce qui concerne l'effet du Risque Perçu sur l'intention d'usage des IAA : l'effet du Risque Perçu sur l'intention d'usage est statistiquement significatif pour les femmes et non pour les hommes, pour les enseignants à partir de 35 ans et non pour les enseignants ayant moins de 35 ans. Concernant la transparence, il n'y a pas de significativité statistique démontrée par la RLM. Pour l'utilisation effective des IAA, il n'y a pas d'effet modérateur démontré sur RP et TR.

En ce qui concerne l'intention d'usage des IAG, le genre n'a pas d'effet modérateur significatif. Encore une fois, les plus jeunes sont significativement moins influencés par le Risque Perçu dans leur intention d'usage. Ils sont par contre plus concernés par l'Effort Perçu. L'influence de RP et TR sur l'utilisation effective des IAG est modérée selon le genre : elle est significative pour les hommes et non pour les femmes. L'âge ne joue pas de rôle modérateur dans ce cas.

Tableau 17 : Effet modérateur de l'âge, du genre et de la technologie

Variable	Modalités	IUIAA	IUIAG	UEIAA	UEIAG
Genre	Femme (n=248)	R ² =48 %, F=37, $\alpha=0,19$ PAIAA(+32) ¹⁸ , ISIAA(+37), RPIAA(-17)	R ² =56 %, F=52, $\alpha=0,15$ PAIAG(+35), ISIAG(+29) RPIAG (-15), EPIAG(-15)	R ² =48 %, F=57, $\alpha=0,06$ IUIAA(+80), CF(+17)	R ² =54 %, F=72, $\alpha=-0,06$ IUIAG(+96)
	Homme (n=57)	R ² =54 %, F=10, $\alpha=0,15$ PAIAA(+57)	R ² =67 %, F=17, $\alpha=0,24$ PAIAG(+53), ISIAG(+20), RPIAG(-19)	R ² =38 %, F=8, $\alpha=-0,29$ IUIAA(+69)	R ² =58 %, F=18, $\alpha=-0,40$ IUIAG(+51), RPIAG(-22), TR(-21)
Âge	Moins de 35 ans (n=45)	R ² =68 %, F=13, $\alpha=0,14$ PAIAA (+35), ISIAA(+43)	R ² =75 %, F=19, $\alpha=0,05$ PAIAG (+43), ISIAG(+27) EPIAG(-25),	R ² =54 %, F=12, $\alpha=-0,14$ IUIAA (+68)	R ² =68 %, F=21, $\alpha=-0,28$ IUIAG(+80)
	Entre 35 et 49 ans (n=155)	R ² =47 %, F=22, $\alpha=0,19$ PAIAA (+29), ISIAA(+36), RPIAA(-18)	R ² =56 %, F=31, $\alpha=0,23$ PAIAG(+28), ISIAG(+32), RPIAG (-24)	R ² =42 %, F=28, $\alpha=0,04$ IUIAA (+84)	R ² =48 %, F=34, $\alpha=-0,05$ IUIAG(+86)
	50 ans et plus (n=105)	R ² =49 %, F=16 $\alpha=0,23$ PAIAA(+43), ISIAA(+23), RPIAA(-23)	R ² =64 %, F=29, $\alpha=0,15$ PAIAG(+52), ISIAG(+17) RPIAG(-17)	R ² =49 %, F=24, $\alpha=0,04$ IUIAA(+81)	R ² =57 %, F=33, $\alpha=-0,19$ IUIAG(+85)

5.6 VALIDATION DES HYPOTHESES

Les résultats montrent tout d'abord une forte stabilité des effets pour certaines variables clés. La Performance Attendue exerce un effet significatif sur l'intention d'usage dans les deux modèles (H1 validée pour IAA et IAG). De même, l'Influence Sociale (H3) et le Risque Perçu (H6) apparaissent comme des déterminants robustes et significatifs de l'intention, quelles que soient les technologies considérées. En revanche, les Conditions Facilitantes (H4) ne présentent pas d'effet direct significatif sur IU pour aucune des deux technologies. Toutefois, leur effet direct sur l'usage effectif est validé pour l'IAA (H5), soulignant l'importance du soutien technique ou organisationnel dans le passage à l'action, mais uniquement pour cette technologie. L'Effort Perçu (H2) est une variable dont l'effet est asymétrique selon la technologie : il est significatif uniquement pour l'IAG, ce qui pourrait

¹⁸ Variables latentes qui contribuent à l'explication (au seuil de 5 %), d'après la régression linéaire réalisée sur la strate

s'expliquer par la nouveauté ou la complexité perçue de cette forme d'IA dans le contexte éducatif. Enfin, la Transparence ne montre pas d'effet significatif sur l'intention ni sur l'usage (H8 et H9 non validées). Seul le besoin de savoir à partir de quel(s) contenu(s) et informations l'IA construit ses réponses influe significativement sur l'intention d'usage, mais l'effet est faible. Ce résultat, contre-intuitif au regard des résultats des tris à plat, suggère que la transparence constitue davantage une exigence latente ou une condition d'arrière-plan qu'un critère décisionnel effectif.

Par ailleurs, l'étude met en évidence des effets modérateurs importants. L'âge (H10) influence significativement la force des relations entre variables dans les deux modèles. Le genre (H11) intervient uniquement dans le cas de l'IAA, tandis que la technologie (H12) module également les effets, soulignant que les dynamiques d'acceptation varient selon la nature des systèmes d'IA envisagés.

La première hypothèse générale (HG1) est donc partiellement validée. Des préoccupations éthiques des enseignants influencent directement et significativement leur intention d'usage. Cette influence varie selon qu'il s'agit d'IAA ou d'IAG, l'hypothèse HG2 est donc validée. Ces résultats montrent l'intérêt d'intégrer les représentations éthiques dans les modèles d'acceptation technologique dans le champ éducatif. En ce qui concerne l'influence directe des variables RP et TR sur l'utilisation effective, celle-ci n'a pu être démontrée. Ce que nous avons pu mettre en évidence, c'est l'influence de l'intention d'usage sur l'utilisation effective, et donc l'influence indirecte des variables explicatives de l'IU sur l'UE. En toute rigueur, seule une étude longitudinale par panel pourrait permettre de vérifier que l'intention d'usage se concrétise réellement en usage effectif pour chaque individu. Ce que nous avons testé ici de manière statistique, c'est que les individus qui utilisent déjà des IA sont ceux qui ont la plus forte intention de les utiliser, c'est-à-dire de poursuivre l'utilisation qu'ils ont engagée.

6. LIMITES ET DISCUSSION

En premier lieu, si la représentativité de l'échantillon paraît satisfaisante, le mode d'adressage de l'enquête (volontaire) autorise un biais, qui peut amener les personnes dont les avis sont les plus « polarisés » à répondre davantage. Ensuite, l'enquête a été diffusée dans plusieurs académies et sur des réseaux sociaux professionnels, ce qui ne garantit pas une représentativité géographique de l'échantillon (peu de réponses d'Ile-de-France par exemple). Le nombre de réponses obtenues, suffisant mais peu élevé, constitue également une limite de notre étude. Tenant compte de ces limites, nos résultats, avec des pourcentages de variance expliquée situés entre 45 % et 60 % selon les variables expliquées, participent à la validation de l'utilisation du modèle UTAUT dans le cadre d'études sur l'adoption des IA dans un contexte éducatif.

Dans notre étude, la Performance Attendue (gain de temps et efficacité au bénéfice des élèves) constitue le facteur qui a le plus d'influence sur les intentions d'usage, ce qui rejoint l'idée d'un choix lié à l'éthique professionnelle des enseignants (Audran et Dazy-Mulot, 2019, p. 13) et vient confirmer ce qui a été observé notamment par Velli et Zafiropoulos (2024, p. 2574). Ce qui est une évidence mérite à nos yeux d'être rappelé : la plus-value pédagogique de l'IA, si elle reste encore à démontrer, est encore le meilleur argument pour favoriser l'acceptation par les enseignants. Les résultats d'études d'impacts telles que celle

menée en 2024-2025 pour l'application Mia 2^{nde}¹⁹ pourraient contribuer, si les résultats sont encourageants, à convaincre les enseignants de la pertinence pédagogique de l'utilisation.

Notre étude nourrit l'idée que la réflexion éthique participe à la définition du cadre d'usage des IA en éducation. L'étude de Chounta *et al.* (2022) montrait déjà que les professeurs estoniens perçoivent les opportunités pédagogiques et sont sensibles aux questions d'éthique dans le cadre d'usages de l'IA. En France, une minorité de professeurs des écoles déclare utiliser des IAA ou des IAG. Notre étude met en évidence que le Risque Perçu influe significativement sur l'intention d'usage des technologies d'IA : plus les professeurs des écoles s'inquiètent d'un potentiel risque moins ils ont l'intention d'utiliser une IA. Nous avons mis en évidence une lecture du risque peu contrastée, mais dans laquelle le lien humain, le bien-être et la responsabilité professionnelle priment légèrement sur des préoccupations techniques ou environnementales. Cela confirme l'importance d'intégrer ces dimensions dans l'évaluation de l'acceptabilité des outils d'IA en contexte éducatif, sous peine de heurter des représentations profondément ancrées chez les enseignants. Cela rejoint les constats de Boissière et Bruillard (2021) et de Devillers et Grinbaum (2022) sur les craintes liées au bien-être des usagers et à la capacité des technologies à influencer la pensée ou le comportement. Toutefois, comme l'ont montré Collin *et al.* (2023), de telles inquiétudes doivent être comprises comme des tensions et non de simples rejets : par exemple, entre agentivité scolaire et automatisation technique, ou entre justice éducative et rationalité algorithmique. Nos résultats prolongent cette grille de lecture en montrant que ces tensions sont bel et bien perceptibles dans les représentations des enseignants français du primaire. Cette lecture rejoint également celle de Capelle *et al.* (2018, §15), qui soulignent l'importance de former les enseignants à la gestion des risques numériques dans une perspective expérientielle et collaborative, en les invitant à échanger sur leurs pratiques plutôt qu'à suivre une formation descendante. Ces auteurs insistent également sur la nécessité de prendre en compte les usages numériques des élèves pour construire une véritable communauté d'apprentissage. Le cas de la transparence est plus nuancé. Elle apparaît dans nos données comme un attendu fort mais n'influe pas (ou peu) significativement sur l'intention d'usage. Cette dissociation invite à distinguer ce que les enseignants estiment souhaitable de ce qui détermine effectivement l'adoption. Elle rejoint les mises en garde de Waelen (2022) sur le caractère parfois rhétorique de la « confiance dans l'IA » : les enseignants se montrent sensibles à la transparence, mais cette exigence ne se traduit pas mécaniquement en pratiques.

7. CONCLUSION

L'objectif de cette étude était d'identifier si des questions d'ordre éthique influencent les professeurs des écoles dans leur intention d'utiliser des IA ou leur utilisation des IA. Pour cela nous avons utilisé le modèle UTAUT auquel nous avons ajouté deux variables explicatives : Risque Perçu et Transparence. Les résultats que nous obtenons valident en partie nos hypothèses : il y a bien une influence d'ordre éthique, elle est significative sauf pour ce qui concerne la transparence. Notre étude contribue ainsi à montrer la pertinence de l'ajout de la variable explicative « Risque Perçu » au modèle UTAUT pour l'analyse des intentions d'usage de technologies d'IA.

¹⁹ <https://www.idee-education.fr/projet/m-i-a-seconde/#:~:text=L' valuation %20d'impact %20randomis %C3%A9,d %C3%A9terminer %20l' impact %20de %20M.I.A>

Les résultats de ces travaux peuvent donner des éléments objectivés et contextualisés au service de décisions tant à la politique de déploiement de technologies d'IA en éducation, pour la formation des enseignants ou pour la conception de nouveaux outils d'IA pour l'éducation. La potentielle confusion sur les questions de responsabilité doit pouvoir également être levée, « afin de pouvoir travailler sereinement » Barraud (2022, p. 231) ; c'est l'objet du cadre d'usage de l'IA du ministère. Les résultats que nous apportons sur les risques perçus peuvent venir nourrir la réflexion sur l'évolution du cadre d'usage, dont la première version a été publiée au printemps 2025. En ce qui concerne la formation, nos résultats invitent à traiter la question de l'éthique sous différents angles, sans céder à la tentation de prioriser voire cloisonner aux questions relatives aux données personnelles et aux impacts environnementaux, même s'il s'agit évidemment de sujets incontournables pour des usages de l'IA sécurisés et raisonnables en éducation.

Selon Viallon et Trestini (2019, p. 15), « l'acceptation sociale peut être beaucoup moins rapide que l'évolution technique ». Notre étude montre qu'elle est à ce jour un sujet pour une majorité des professeurs des écoles. Nous envisageons à la suite de cette étude une deuxième approche, qualitative, qui nous permettra d'appréhender davantage dans leur complexité, dans le cadre d'une éthique située, les raisons, les faits qui motivent les positionnements et choix des enseignants quant aux usages ou au non-usage des technologies d'IA. Cette démarche vise à contribuer à soutenir, avec les outils des SIC, la place et le rôle des acteurs de terrain dans la construction du cadre d'usage, dans le dialogue avec les autorités et les concepteurs.

8. REFERENCES

- Abriane, A., Ziky, R. et Bahida, H. (2021). Les déterminants de l'adoption de la digitalisation par les entreprises : Revue de littérature. *Revue Française d'Economie et de Gestion*, 2(10), 271-301.
- 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
- An, X., Chai, C. S., Li, Y., Zhou, Y., Shen, X., Zheng, C. et Chen, M. (2023). Modeling English teachers' behavioral intention to use artificial intelligence in middle schools. *Education and Information Technologies*, 28(5), 5187-5208. <https://doi.org/10.1007/s10639-022-11286-z>
- Audran, J. et Dazy-Mulot, S. (2019). L'intégration des outils numériques, une question d'éthique professionnelle ? Le cas du tableau numérique interactif. *Spirale - Revue de recherches en éducation*, 63(1), 51-64. <https://doi.org/10.3917/spir.063.0051>
- Bagozzi, R.P. (2007). The Legacy of the Technology Acceptance Model and a Proposal for a Paradigm Shift. *Journal of the Association for Information Systems*, 8(4), 244-254. <https://doi.org/10.17705/1jais.00122>
- Barraud, B. (2022). *Ethique de l'intelligence artificielle*. L'Harmattan.
- Baron, G.-L. et Depover, C. (2019). Effets sur les systèmes éducatifs et les environnements scolaires : une optimisation contrariée... Dans G.-L. Baron et C. Depover, (dir.), *Les effets du numérique sur l'éducation. Regards sur une saga contemporaine* (p. 19-36). Presses universitaires du Septentrion.

- Baudet, C., Jeanneret Medina, M. et Delaloye, M. (2023). *Des IA et des Hommes. AIM 2023*, Association Information et Management, May 2023, Dijon, France. <https://hal.science/hal-04167777>
- Besneville, É., Brillant, C., Caesar, M., Cerisier, J.-F., Devauchelle, B., Kechaï, H. E., Féroc-Dumez, I., Fortin, S., Lagrange, A., Lancella, F., Néa, B., Netto, S., Nguyen, A., Pottier, L., Pierrot, L., Raclin, S., Ramirez, S., Rançon, J., Remond, E., ... Landa, M. S. (2019). Le numérique éducatif à l'école élémentaire en tension entre politiques nationales, politiques locales et logiques d'appropriation par les enseignants. *Ecoles, territoires et numérique : quelles collaborations ? quels apprentissages ?* <https://hal.science/hal-02314186>
- Blut, M., Chong, A. Y. L., Tsigna, Z. et Venkatesh, V. (2022). Meta-Analysis of the Unified Theory of Acceptance and Use of Technology (UTAUT): Challenging its Validity and Charting a Research Agenda in the Red Ocean. *Journal of the Association for Information Systems*, 23(1), 13-95. <https://doi.org/10.17705/1jais.00719>
- Boissière, J. et Bruillard, E. (2021). *L'école digitale. Une éducation à construire et à vivre.* Editions Armand Colin.
- Bobillier-Chaumon, M.-E. (2016). L'acceptation située des technologies dans et par l'activité : Premiers étayages pour une clinique de l'usage. *Psychologie du travail et des organisations*, 22(1), 4-21. <https://doi.org/10.1016/j.pto.2016.01.001>
- Capelle, C., Cordier, A. et Lehmans, A. (2018). Usages numériques en éducation : l'influence de la perception des risques par les enseignants, *Revue française des sciences de l'information et de la communication*, 15. <https://doi.org/10.4000/rfsic.5011>
- Cerisier, J.-F. et Pierrot, L. (2022). La régulation des activités scolaires numériques des élèves par l'enseignant : le cas d'une application d'apprentissage adaptatif. *Communication, technologies et développement*, 12. <http://journals.openedition.org/ctd/8103>. <https://doi.org/10.4000/ctd.8103>
- 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>
- Chounta, I.-A., Bardone, E., Raudsep, A. et Pedaste, M. (2022). Exploring teachers' perceptions of artificial intelligence as a tool to support their practice in Estonian K-12 education. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 32(3), 725-755. <https://doi.org/10.1007/s40593-021-00243-5>
- Collin, S., Lepage, A. et Nebel, L. (2023). Enjeux éthiques et critiques de l'intelligence artificielle en éducation : une revue systématique de la littérature. *La Revue canadienne de l'apprentissage et de la technologie*, 49(4), 1-29. <https://doi.org/10.21432/cjlt28448>
- Devillers, L. et Grinbaum, A. (2022). La parole des agents artificiels : questions éthiques. Dans E. Germain, C., Kirchner et C. Tisser (dir.), *Pour une éthique du numérique* (p. 185-198). Comité national pilote d'éthique du numérique, PUF.
- Devillers, L. (2025). *L'IA, ange ou démon ? Le nouveau monde de l'invisible.* Paris : Éditions du Cerf.

- Depelteau, F. (2003). *La démarche d'une recherche en sciences humaines. De la question de départ à la communication des résultats*. Éditions De Boeck.
- DNE-TN2. (2023). *Intelligence artificielle et éducation - Apports de la recherche et enjeux pour les politiques publiques*. Direction du numérique pour l'éducation, MENJ. <https://doi.org/10.58079/vq06>
- DNE. (2024,). CREIA – webinaire de pré-reentrée 2024. Institutionnel Éducatif. <https://tube-institutionnel.apps.education.fr/w/9Le4ieb1tSxFRYUzG1P45M>
- Fernandez, G., Maximum, S. et Audran, J. (2018). Vers une évolution de la forme scolaire à l'âge du numérique. Le regard des enseignants français. *Éducation & formations*, e-309, 17-32. <https://hal.science/hal-02408277>
- Fetaji, M. (2023). Devising a Model AI-UTAUT by Combining Artificial Intelligence AI with Unified Theory of Acceptance and Use of Technology (UTAUT). *SAR Journal - Science and Research* 3, 182-187. <https://doi.org/10.18421/SAR63-06>
- Fjeld, J., Achten, N., Hilligoss, H., Nagy, A.C. et Srikumar, M. (2020). *Principled Artificial Intelligence: Mapping Consensus in Ethical and Rights-based Approaches to Principles for AI*. Berkman Klein Center for internet & society. Harvard University. <https://dx.doi.org/10.2139/ssrn.3518482>
- Hair, J. et Alamer, A. (2022). Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM) in second language and education research: Guidelines using an applied example. *Research Methods in Applied Linguistics*, 1(3), 100027. <https://doi.org/10.1016/j.rmal.2022.100027>
- Heilinger, J.C. (2022) The Ethics of AI ethics. A Constructive Critique. *Philos. Technol.* 35, 61. <https://doi.org/10.1007/s13347-022-00557-9>
- 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. (2022). Ethics of AI in Education: Towards a Community-Wide Framework. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 32(3), 504-526. <https://doi.org/10.1007/s40593-021-00239-1>
- Kelly, S., Kaye, S-A. et Trespalacios O.O. (2023). What factors contribute to the acceptance of artificial intelligence? A systematic review. *Telematics and Informatics*, 77, 101925. <https://doi.org/10.1016/j.tele.2022.101925>
- Kerr, A., Barry, M. et Kelleher, J. D. (2020). Expectations of artificial intelligence and the performativity of ethics : Implications for communication governance. *Big Data & Society*, 7(1). <https://doi.org/10.1177/2053951720915939>
- Konieczny, S. et Prade, H. (dir.). (2020). *L'intelligence artificielle. De quoi s'agit-il vraiment ?* Cépaduès Editions.
- Lehmans, A. et Capelle, C. (2023). Le cadre de l'expérience des données en éducation : gouvernance, représentations et intelligibilité des données dans l'éducation nationale. *Communication et Organisation*, 2(64), 33-49. <https://doi.org/10.4000/communicationorganisation.12583>
- Lacroux, A. (2009). *L'analyse des modèles de relations structurelles par la méthode PLS : une approche émergente dans la recherche quantitative en GRH [Communication]*. 20e Congrès de l'AGRH, Toulouse, France.

- Li, S. et Gu, X. (2023). A Risk Framework for Human-centered Artificial Intelligence in Education : Based on Literature Review and Delphi–AHP Method. *Educational Technology & Society*, 26(1), 187-202. [https://doi.org/10.30191/ETS.202301_26\(1\).0014](https://doi.org/10.30191/ETS.202301_26(1).0014)
- Linden, I. (2020). Entre rêves et illusions... L'intelligence artificielle en question. *Revue d'éthique et de théologie morale*, 307, 11-27. <https://doi.org.acces-distant.bnu.fr/10.3917/retn.310.0011>
- Luckin, R., Holmes, W., Griffiths, M. et Forcier, L. B. (2016). *Intelligence unleashed: An argument for AI in education*. UCL Institute of Education Press.
- Martin, O. (2020). *L'analyse quantitative des données*. 5ème édition. Editions Armand Colin.
- Maudet, N. (2022). IA & Explicabilité. *Bulletin de l'AFIA*, 116, 4.
- Ménissier, T. (2023). Les quatre éthiques de l'intelligence artificielle. *Revue d'anthropologie des connaissances*, 17(2). <https://doi.org/10.4000/rac.29961>
- Miao, F. et Cukurova, M. (2025). *Référentiel de compétences en IA pour les enseignants*. UNESCO. <https://doi.org/10.54675/BQZD8407>
- Ministère de l'éducation nationale et de la jeunesse. (2019). *Connaître les pratiques numériques des enseignants du 1er degré*. [Rapport d'enquête] <https://eduscol.education.fr/document/4303/download>
- Munn, L. (2022). The uselessness of AI ethics. *AI Ethics* 3, 869–877. <https://doi.org/10.1007/s43681-022-00209-w>
- Nazaretsky, T., Cukurova, M. et Alexandron, G. (2022). An instrument for measuring teachers' trust in AI-based educational technology. Dans *LAK22 : 12th international learning analytics and knowledge conference* (p. 56–66).
- Rabardel, P. (1995). *Les hommes et les technologies ; approche cognitive des instruments contemporains*. Armand Colin.
- Selwyn, N. (2023). Foreword 2 - AI, education, and ethics – starting a conversation. Dans W. Holmes et K. Porayska-Pomsta, (dir.). *The Ethics of Artificial Intelligence in Education*. (p. 12-17). Routledge.
- Sénat, Délégation à la prospective. (2024). *IA et éducation : Accompagner les développements en cours : Rapport IA n° 3*. <https://www.senat.fr/travaux-parlementaires/office-et-delegations/delegation-a-la-prospective/detail-actualite/rapport-ia-n-3-3911.html>
- Şenocak, D., Bozkurt, A. et Koçdar, S. (2024). Exploring the Ethical Principles for the Implementation of Artificial Intelligence in Education: Towards a Future Agenda. Dans Sharma, R. et Bozkurt, A. (dir.), *Transforming Education With Generative AI: Prompt Engineering and Synthetic Content Creation* (p. 200-213). IGI Global. <https://doi.org/10.4018/979-8-3693-1351-0.ch010>
- Trestini, M., Magot, C-A., Zeyringer, M., Plateau, J-F., Frisch, M., Connan, P-Y., Emprin, F., Promonet, A., Bergey, J-L.P., Viallon , P., Sidhom, S. , Coulibaly, B. , Denami , M., Sabra , H., Mazzotti , S., Collin , A., Bannier , N., Rabin, E., Grandadam, A. et Deas, D. (2025). *Résultats de l'enquête enseignants élèves sur les usages et non-usages des IAG dans la Région académique Grand-Est*. GTnum IA2GE de la Direction du numérique éducatif du MENESR. hal-05062217v2

- UNESCO. (2023). *L'intelligence artificielle : exemples de dilemmes éthiques.* <https://www.unesco.org/fr/artificial-intelligence/recommendation-ethics/cases#les-biais-de-l%20%80%99ia>
- UNICEF. (2021). *Orientations stratégiques sur l'IA destinée aux enfants 2.0.* <https://www.unicef.org/globalinsight/fr/rapports/orientations-strat%C3%A9giques-surlia-destin%C3%A9e-aux-enfants>
- Vallerand, V. et Hamel, C. (2024). Le développement professionnel des enseignants à et avec l'intelligence artificielle : une revue de littérature. *Médiations & médiatisations*, (18), 9-42. <https://doi.org/10.52358/mm.vi18.407>
- Velli, K. et Zafiropoulos, K. (2024). Factors That Affect the Acceptance of Educational AI Tools by Greek Teachers-A Structural Equation Modelling Study. *Eur. J. Investig. Health Psychol. Educ*, 14, 2560-2579. <https://doi.org/10.3390/ejihpe14090169>
- Venkatesh, V., Morris, M. G., Davis, G. B. et Davis, F. D. (2003). User acceptance of information technology: Toward a unified view. *MIS Quarterly*, 27(3), 425-478.
- Venkatesh, V., Thong, J. Y. L. et Xu, X. (2012). Consumer acceptance and use of information technology : extending the unified theory. *MIS Quarterly*, 36(1), 157-178.
- Venkatesh, V., Thong, J.Y.L. et Xu, X. (2016). Unified Theory of Acceptance and Use of Technology: A Synthesis and the Road Ahead. *Journal of the Association for Information Systems*, 17(5), 328-376.
- Venkatesh, V. (2022). Adoption and use of AI tools : a research agenda grounded in UTAUT. *Ann Oper Res* 308, 641-652. <https://doi.org/10.1007/s10479-020-03918-9>
- Viallon, P. et Trestini, M. (2019). *Cultures numériques : cultures paradoxales ?* L'Harmattan. Communication et civilisation. Paris.
- Vuorikari, R., Punie, Y. et Cabrera, M. (2020). *Emerging technologies and the teaching profession : Ethical and pedagogical considerations based on near-future scenarios*, EUR 30129. Publications Office of the European Union, Luxembourg, 2020. <https://doi.org/10.2760/46933>
- Waelen, R. (2022). Why AI ethics is a critical theory. *Philosophy & Technology*, 35(1), 9.
- Wang, K., Ruan, Q., Zhang, X., Fu, C. et Duan., B. (2024). Pre-Service Teachers' GenAI Anxiety, Technology Self-Efficacy, and TPACK: Their Structural Relations with Behavioral Intention to Design GenAI-Assisted Teaching. *Behavioral Sciences*, 14(5), 373. <https://doi.org/10.3390/bs14050373>
- Wen, F., Li, Y., Zhou, Y., An, X. et Zou, Q. (2024). A Study on the Relationship between AI Anxiety and AI behavioral intention of secondary school students learning English as a foreign language. *Journal of Educational Technology Development and Exchange*, 17(1), 130-154. <https://doi.org/10.18785/jetde.1701.07>
- Youssef, E. et Audran, J. (2019). La personnalisation de l'apprentissage vue comme facteur effectif d'innovation pédagogique. *Spirale - Revue de Recherches en Éducation*, 1(63), 157-172. <https://doi.org/10.3917/spir.063.0157>
- Zacklad, M. et Rouvroy, A. (2022). L'éthique située de l'IA et ses controverses. *Revue française des sciences de l'information et de la communication*, 25(20). <https://doi.org/10.4000/rfsic.13204>

Zormanová, L. (2024). Attitudes of Czech Teachers Towards the Use of Artificial Intelligence in Schools. *Horizons of Educations*, 23(65), 31-41. <https://doi.org/10.35765/hw.2024.2365.05>

9. ANNEXES

Dénomination	Questions
1. Caractéristiques individuelles	CI1. A quel(s) niveau(x) enseignez-vous ? (possibilité de cocher plusieurs cases).
2. Usage effectif	<p>UEIAA. Les IA d'apprentissage adaptatif sont conçues spécialement pour l'éducation. Elles sont utilisées pour personnaliser les parcours d'apprentissage, en français et en mathématiques en particulier (comme par exemple Lalilo, Mathia, Adaptiv'Maths, Navi, Smart Enseigno, Kaligo). J'utilise des IA d'apprentissage adaptatif pour les élèves de ma classe.</p> <p>UEIAG. Les IA génératives ne sont souvent pas conçues spécifiquement pour l'éducation. Des applications comme Chat GPT, Perplexity, Copilot, DALL-E, Vittasciences, Nolej, créent du contenu (texte, image, vidéo, multimédias) à partir des prompts (commandes) réalisés par l'utilisateur. J'utilise des IA génératives dans mon activité professionnelle.</p>
3. Caractéristiques environnementales	CE1. Quel est votre contexte d'exercice ?
4. Performance Attendue	<p>Dans quelle mesure êtes-vous d'accord avec les affirmations suivantes :</p> <p>PA1IAA. Je pense que les IA d'apprentissage adaptatif me permettraient (permettent) d'accomplir des tâches plus rapidement ;</p> <p>PA2IAA. Elles rendraient (rendent) mon travail plus efficace auprès des élèves ;</p> <p>PA1IAG. Je pense que les IA génératives me permettraient (permettent) d'accomplir des tâches plus rapidement ;</p> <p>PA2IAG. Elles rendraient (rendent) mon travail plus efficace auprès des élèves.</p>
5. Effort Perçu	<p>Dans quelle mesure êtes-vous d'accord avec les affirmations suivantes :</p> <p>EPIAA. Apprendre à utiliser les IA d'apprentissage adaptatif nécessite un effort personnel important ;</p> <p>EPIAG. Apprendre à utiliser les IA génératives nécessite un effort personnel important.</p>

6. Influence Sociale	<p>Dans quelle mesure êtes-vous d'accord avec les affirmations suivantes :</p> <p>IS1IAA. Dans mon environnement professionnel, je me sens encouragé(e) à utiliser des IA d'apprentissage adaptatif ;</p> <p>IS2IAA. Ce que je vois dans les médias m'encourage à utiliser des IA d'apprentissage adaptatif ;</p> <p>IS1IAG. Dans mon environnement professionnel, je me sens encouragé(e) à utiliser des IA génératives ;</p> <p>IS2IAG. Ce que je vois dans les médias m'encourage à utiliser les IA génératives.</p>
7. Conditions Facilitantes	<p>Dans quelle mesure êtes-vous d'accord avec les affirmations suivantes :</p> <p>CF1IA. Je dispose de ressources suffisantes pour utiliser des applications d'IA (ordinateur, internet, ...) ;</p> <p>CF2IA. Une personne référente (ou une équipe spécialisée) est disponible pour proposer de l'aide en cas de difficultés.</p>
8. Risque Perçu	<p>Dans quelle mesure êtes-vous d'accord avec les affirmations suivantes :</p> <p>RP1IAA. Je suis inquiet des effets potentiels de l'usage des IA d'apprentissage adaptatif sur mon bien-être ou celui des élèves ;</p> <p>RP2IAA. Dans le cadre de l'utilisation d'IA d'apprentissage adaptatif, cela m'inquiète de penser que mes données personnelles ou celles des élèves pourraient éventuellement être utilisées à d'autres fins que pour l'enseignement ;</p> <p>RP3IAA. Je suis inquiet de l'impact de l'usage d'IA d'apprentissage adaptatif sur la communication et les relations entre les élèves ;</p> <p>RP4IAA. Je crains que l'utilisation d'IA d'apprentissage adaptatif engendre une forme de discrimination (exemple : traitement différent pour les filles ou garçons) ;</p> <p>RP5IAA. Je crains que les IA d'apprentissage adaptatif renforcent les inégalités scolaires ;</p> <p>RP6IAA. Je suis inquiet de la responsabilité que j'endosse en tant qu'enseignant en utilisant des IA d'apprentissage adaptatif ;</p> <p>RP1IAG. Je suis inquiet des effets potentiels de l'usage des IA génératives sur mon bien-être ou celui des élèves ;</p> <p>RP2IAG. Dans le cadre de l'utilisation d'IA génératives, cela m'inquiète de penser que mes données personnelles ou celles des élèves pourraient éventuellement être utilisées par des tiers ;</p>

	<p>RP3IAG. Je suis inquiet de l'impact de l'usage d'IA génératives sur la communication et les relations entre les élèves ;</p> <p>RP4IAG. Je crains que l'utilisation d'IA génératives engendre une forme de discrimination (exemple : traitement différent pour les filles ou garçons) ;</p> <p>RP5IAG. Je crains que les IA génératives renforcent les inégalités scolaires ;</p> <p>RP6IAG. Je suis inquiet de la responsabilité que j'endosse en tant qu'enseignant en utilisant des IA génératives ;</p> <p>RP7IA. Je crains qu'à l'avenir l'intelligence artificielle ne permette plus aux professeurs d'enseigner comme ils le souhaitent ;</p> <p>RP8IA. Je suis inquiet de l'impact écologique de l'utilisation de l'IA.</p>
9. Transparency	<p>Dans quelle mesure êtes-vous d'accord avec les affirmations suivantes :</p> <p>TR1IA. J'ai besoin d'avoir une connaissance du fonctionnement des technologies d'IA pour les utiliser dans le cadre de mon enseignement ;</p> <p>TR2IA. J'ai besoin de savoir à partir de quel(s) contenu(s), informations l'IA construit ses réponses.</p>
10. Genre	G1. Genre
11. Âge	A1. Quel est votre âge ?
12. Expérience	E1. Depuis combien d'années enseignez-vous ?
13. Intention d'usage	<p>Dans quelle mesure êtes-vous d'accord avec les affirmations suivantes :</p> <p>IUIAA. J'ai l'intention d'utiliser une ou des IA d'apprentissage adaptatif au cours des prochains mois ;</p> <p>IUIAG. J'ai l'intention d'utiliser une ou des IA génératives au cours des prochains mois.</p>
14. PER1	Pour vous, qu'est-ce qui pourrait motiver un abandon ou bien un début dans l'utilisation d'applications d'intelligence artificielle ?