Usages et non-usages des IA génératives en éducation : construction d'un modèle alternatif d'acceptabilité

Uses and non-uses of Generative AI for Education: construction of an alternative acceptance model

Marc TRESTINI ; Michael ZEYRINGER

Université de Strasbourg, laboratoire LISEC

Résumé. Cette recherche étudie l'adoption des IA génératives en éducation (IAGE) dans la région Grand-Est à partir d'une enquête auprès de 1663 enseignants et 1159 élèves. Un modèle d'acceptation de la technologie, alternatif à UTAUT 2022, intégrant la transparence et le risque perçu, a été testé. Les analyses (régressions et équations structurelles) montrent que ces variables, en plus des facteurs traditionnels, influencent significativement l'intention d'usage, en particulier chez les enseignants non-utilisateurs. Les modèles expliquent 49 à 53,6 % de la variance globale de l'intention d'usage, et jusqu'à 69,7 % dans certains sous-groupes (enseignants masculins, utilisateurs, < 40 ans, 2nd degré). L'étude confirme la forte importance de la Performance espérée et révèle une configuration spécifique de l'adoption des IAGE, distincte des technologies précédemment étudiées.

Mots-clés : IA génératives en éducation, usage et non-usage des IAG, appropriation des IAG, modèle d'acceptabilité des IAGE, cadre sociotechnique, cadre d'usage et d'utilisation

Abstract. *This research studies the adoption of generative AI in education (IAGE) in the Grand-Est region based on a survey of 1,663 teachers and 1,159 students. A technology acceptance model, alternative to UTAUT 2022, integrating transparency and perceived risk, was tested. The analyses (regressions and structural equations) show that these variables, in addition to traditional factors, significantly influence the intention of use, particularly among non-user teachers. The models explain 49 to 53.6 % of the overall variance in the intention of use, and up to 69.7 % in certain subgroups (male teachers, users, < 40 years old, 2nd degree). The study confirms the strong importance of Expected Performance and reveals a specific configuration of the adoption of IAGE, distinct from the technologies previously studied.*

Keywords: *genAI for Education, use and non-use of genAI for education, appropriation of genAI, acceptability model of genAI, sociotechnical framework, framework of use and utilization*

1. INTRODUCTION

Les avancées des grands modèles de langage conversationnel et multimodaux en éducation ouvrent un champ de possibilités inédit dans le secteur de l'éducation. Capables de générer des contenus riches et variés (textes, images, vidéos) à partir de connaissances apprises, les IA génératives promettent de décharger les enseignants de certaines tâches routinières et de concevoir des parcours pédagogiques personnalisés pour chaque élève, rendant les expériences d'apprentissage plus interactives et mieux adaptées à chaque apprenant (Lo, 2023). Néanmoins, leur usage dans le monde de l'éducation soulève des questions importantes et des défis à relever. Les impératifs éthiques (Grinbaum *et al*., 2023 ; Holmes et Porayska-Pomsta, 2023), le besoin de transparence (Rabardel, 1995, p. 148 ; Fetaji, 2023 ; Arrieta *et al*., 2020) et la nécessité de former les enseignants et les apprenants (Lo, 2023) constituent des points essentiels à aborder.

Face aux enjeux liés à l'intégration des intelligences artificielles génératives (IAG) dans l'éducation, la ministre de l'Éducation nationale a lancé début 2025 une large consultation des acteurs du secteur (enseignants, personnels, élèves, parents, chercheurs, EdTechs) pour définir un cadre d'usage de l'IA, notamment via la CREIA. Toutefois, comme le rappellent Zhang *et al.* (2024), ni les pratiques de terrain ni les débats théoriques ne suffisent : une recherche empirique rigoureuse est nécessaire. C'est dans cette optique que le GTnum IA2GE (2023-2026) mène une étude sur les usages des IAG dans l'enseignement primaire et secondaire du Grand Est. Ce travail, soutenu par la Dgesco-DNE-IGÉSR-CSEN, dresse un inventaire des usages et non-usages des enseignants et élèves, puis analyse leurs intentions et comportements d'usage, afin d'identifier les facteurs clés pour une intégration plus efficace de ces technologies (Trestini *et al*., 2025).

2. USAGES ET NON-USAGES

Comme pour toute innovation technologique, la question des usages des IAG et de leur appropriation sociale se pose dans le contexte éducatif. Il convient tout d'abord de différencier l'utilisation des usages et des pratiques. Limitée à un individu, l'action est qualifiée d'utilisation, elle est qualifiée d'usage si elle est socialisée (Flichy, 2008, p. 163-164). Selon Trestini (2012, p. 16), le concept d'usage connaît une pluralité d'acceptions, selon qu'il soit traité du point de vue de la sociologie des usages ou des psychologies cognitives. Les sociologues définissent les usages sociaux comme « des patterns d'usages d'individus ou de collectifs d'individus […] qui s'avèrent relativement stabilisés sur une période historique plus ou moins longue » (Proulx, 2005). Les psychologues cognitivistes voient dans l'usage des TIC ce qui incite les usagers à les utiliser. Pour cela, elles doivent être acceptées, utilisables et utiles (Tricot *et al*., 2003) et se prêter à une genèse instrumentale mettant en œuvre des processus concomitants d'instrumentalisation et d'instrumentation (Rabardel, 1995). Mais, le cycle de vie d'une innovation (ou d'un instrument) est parfois rompu prématurément par l'usager lui-même (ou le groupe social), qui ne peut ou refuse de l'adopter. « Le non-usage peut renvoyer à la non-adoption, la non-utilisation et la non-appropriation de celles-ci » (Boudokhane, 2006). Cependant, l'adoption n'est pas linéaire (Mœglin, 2005, p. 178). Et le processus peut être rompu prématurément (Trestini, 2012, p. 1) ou à tout moment par l'usager, qu'il soit d'ailleurs déjà utilisateur ou non-utilisateur, ce qui renvoie à différentes formes de « non-usage ». Comprendre ces dynamiques implique d'interroger à la fois les utilisateurs et les non-utilisateurs, ce à quoi s'attache la présente recherche.

Les motifs de non-usage des TIC sont largement documentées et ont fait l'objet de nombreuses études. Qu'il s'agisse d'un désintérêt pour ces technologies, d'un manque de formation des utilisateurs ou encore de contraintes matérielles, ces facteurs ont été abondamment analysés. Cependant, l'introduction des IAG dans le domaine éducatif semble inaugurer une dynamique inédite, marquée par l'apparition de motifs de non-usage propres à ce contexte. Les risques perçus par les enseignants à l'égard de ces technologies (Bewersdorff *et al*., 2023, p. 7), les enjeux éthiques qu'elles soulèvent (Holmes *et al*., 2021 ; Collin *et al*., 2023), ainsi que la nécessité de garantir leur transparence (Maudet, 2022, p. 6) peuvent influencer de manière significative leur acceptation ou leur rejet. Ainsi, le choix de ne pas recourir aux IAG pourrait traduire une rupture dans le processus d'adoption, d'usage ou d'appropriation, qu'il importe de mettre en évidence.

3. MODELES D'ACCEPTABILITE D'UNE INNOVATION SOCIOTECHNIQUE

Loin d'être une simple avancée technologique, une innovation sociotechnique émerge de l'imbrication complexe entre des artefacts techniques et des dynamiques sociales. Selon le cadre d'usage de Flichy (2008 et 2003), sa pleine existence se manifeste à travers un processus continu de construction sociale. Ce cadre souligne que l'innovation ne se limite pas à sa conception ou à sa diffusion, mais se réalise véritablement dans ses usages, lesquels sont façonnés par les acteurs sociaux, leurs pratiques, leurs représentations et les contextes socio-culturels. Ainsi, comprendre une innovation sociotechnique nécessite d'analyser non seulement ses caractéristiques techniques, mais surtout la manière dont elle est appropriée, détournée, négociée et intégrée dans les pratiques quotidiennes des individus et des collectifs.

Notre recherche s'appuie donc sur les théories portant sur l'acceptabilité des innovations sociotechniques, situées à l'intersection des systèmes d'information (SI) et des technologies de l'information (TI). Pour Venkatesh *et al.* (2003, p. 426) « l'explication de l'acceptation des nouvelles technologies par les utilisateurs est souvent décrite comme l'un des domaines de recherche les plus mature dans la littérature des systèmes d'information (SI) contemporains ». Parmi les nombreux modèles d'analyse existants, le modèle UTAUT de Venkatesh, Morris Davis et Davis de 2003 propose de faire la synthèse de plusieurs modèles théoriques relatifs à l'intention d'usage et l'usage effectif des technologies. Ce modèle UTAUT de 2003 (cf. Figure 1) complète celui du TAM2 de 2000 réalisé avec la complicité de Davis (1989), auteur du modèle d'acceptation de la technologie (TAM pour *Technology Acceptance Model*), afin d'y incorporer d'autres déterminants que l'utilité perçue et de l'intention d'utilisation.

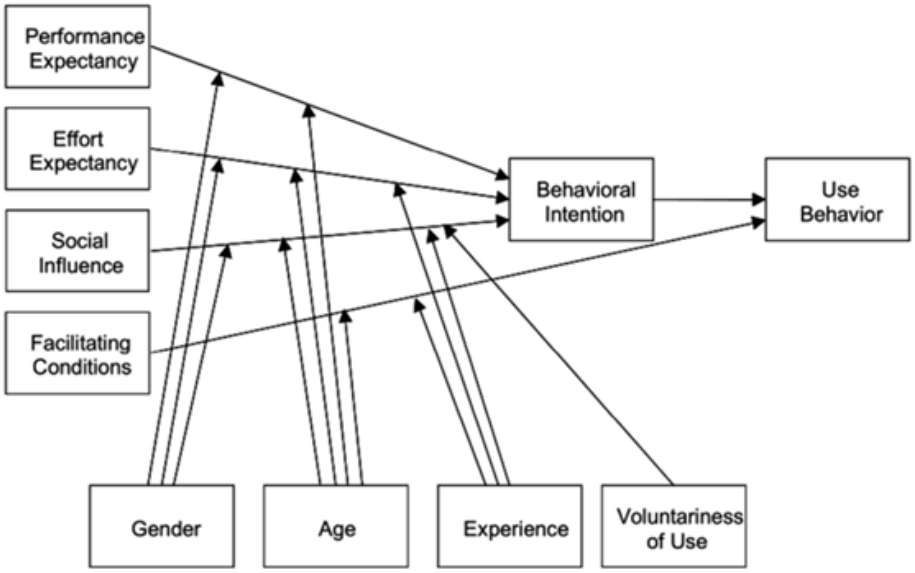


Figure 1 : *Research Model* (Venkatesh *et al.*, 2003, p. 447)

Une différence majeure entre ce modèle et ses précurseurs est que l'UTAUT propose quatre modérateurs (le genre, l'âge, l'expérience et le volontariat) afin de renforcer le pouvoir prédictif du modèle. L'apport du modèle UTAUT de 2003 est donc d'expliquer de manière plus précise les variations dans le comportement d'utilisation.

Formellement, il identifie un ensemble de variables prédictives telles que la Performance espérée (*Performance expectancy*), l'Effort attendu (*Effort expectancy*) et les Influences sociales (*Social influence*), considérées comme facteurs psychologiques propres à l'individu susceptibles d'influencer directement l'intention d'usage. Selon ce modèle, l'usage effectif serait, quant à lui, directement déterminé par l'Intention d'usage et des Conditions facilitatrices (*Facilitating conditions*). Quatre autres variables sont ensuite considérées comme ayant une influence modératrice sur l'Intention d'usage d'une part et l'Usage effectif d'autre part, telles que le Genre (*Gender*), l'Âge (*Age*), l'Expérience avec la technologie (*Experience*) et l'Utilisation volontaire (*Voluntariness of use*) ou non (Venkatesh *et al.*, 2003, p. 447).

En 2012, Venkatesh, Thong et Xu (2012), ont proposé le modèle UTAUT 2 afin de remédier à ce qui faisait principalement défaut au modèle de 2003, à savoir, la non-prise en compte de la variabilité du contexte d'usage. La théorie UTAUT a donc été complétée de la Motivation hédonique, de la Valeur Marchande et des Habitudes, qui sont toutes des variables modérées par le Genre, l'Àge et l'Expérience. Aussi, les Conditions facilitatrices affectent directement l'Intention d'usage. Enfin, le modérateur « Volonté » a été supprimé, le modèle visant désormais des contextes non organisationnels, où le comportement des utilisateurs est déjà fondé sur un choix volontaire (Barralis, 2021, 3 juin).

Selon Barralis (2021), UTAUT 2 présente certaines limites : il repose sur une seule étude menée à Hong Kong sur l'Internet mobile, à partir d'un échantillon de jeunes personnes (moyenne d'âge : 31 ans), ce qui restreint son pouvoir de généralisation. En 2022, une version étendue du modèle a été proposée avec 11 variables prédictives et 4 modératrices (Blut *et al.*, 2022).

Puis, toujours en 2022, Venkatesh (2022) ont engagé une réflexion approfondie sur la manière dont *les outils d'IA* pourraient entraver, au sein d'une organisation, leur adoption et leur utilisation. Celle-ci a fait l'objet d'une publication majeure : « Adoption et utilisation des outils d'IA : un programme de recherche fondé sur l'UTAUT ». S'appuyant sur cette réflexion, « la théorie unifiée de l'acceptation et de l'utilisation de la technologie (UTAUT) a été utilisée comme base théorique pour proposer des caractéristiques individuelles, des caractéristiques technologiques, des caractéristiques environnementales et des interventions comme orientations de recherche viables qui pourraient non seulement contribuer à la littérature sur l'adoption, en particulier en ce qui concerne les outils d'IA, mais aussi, si elles sont poursuivies, de telles recherches pourraient aider les organisations à influencer positivement l'adoption d'outils d'IA » (Venkatesh, 2022, p. 2). Comme le rappellent Venkatesh (2022) cité par Baudet *et al.* (2023), « l'adoption et l'usage d'une technologie offrent des opportunités de recherche sur l'identification (i) d'antécédents ; (ii) de variables modératrices ; (iii) de nouveaux construits ou encore (iv) de nouveaux résultats ou de nouvelles conséquences ».

C'est la piste que nous avons suivie dans cette recherche tout en restant ouvert à l'intégration d'autres variables prédictives et modératrices, comme nous le suggéraient déjà ces auteurs en 2003. Ces derniers précisaient en conclusion de leurs travaux que « les recherches futures devraient se concentrer sur l'identification de concepts susceptibles d'ajouter à la prédiction de l'intention et du comportement, au-delà de ce qui est déjà connu et compris » (Venkatesh *et al.*, 2003, p. 471). La figure 2 présente UTAUT 2022 (Venkatesh, 2022, p. 10)[1].

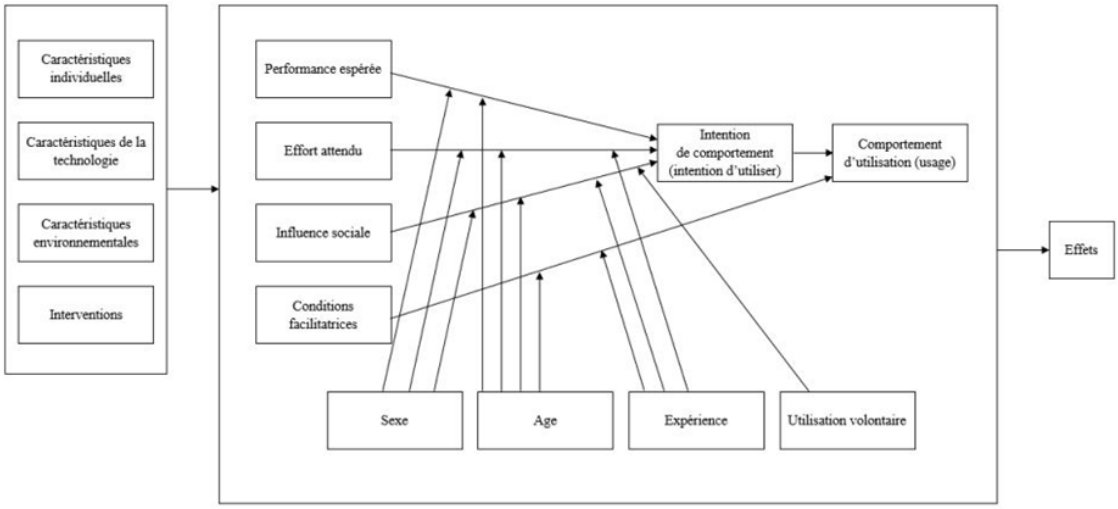


Figure 2 : UTAUT and Proposed Future Research Directions (Venkatesh, 2022, p. 10)

traduction de Baudet *et al*. (2023)

[1] Traduction française de Blut *et al.* (2022, p. 9).

4. CONSTRUCTION D'UN MODELE ALTERNATIF AU MODELE DE VENKATESH 2022

4.1 OBJECTIF DU MODÈLE

Bien que le modèle UTAUT (2022) constitue un cadre pertinent pour analyser l'adoption et l'usage des systèmes d'intelligence artificielle de manière générale, il demeure partiellement insuffisant pour appréhender les spécificités des intelligences artificielles génératives appliquées à l'éducation (IAGE). Dès lors, l'enrichissement du modèle par l'intégration de variables complémentaires apparaît nécessaire afin de mieux saisir la complexité des arbitrages réflexifs opérés par les enseignants et de rendre compte des dimensions éthiques, professionnelles et pédagogiques propres à ces usages émergents. L'identification précise des variables les plus déterminantes (parmi lesquelles peuvent notamment figurer des facteurs liés au risque perçu ou aux exigences de transparence) sera toutefois établie au § 3.2 à l'issue de l'analyse d'un ensemble plus large de variables potentielles.

Notre recherche se propose donc d'adapter et d'affiner le modèle UTAUT de 2022 en développant et en testant empiriquement une version alternative mieux alignée sur l'usage des IAGE.

4.2 VARIABLES ET OBSERVABLES RETENUS

L'agenda de recherche proposé par Venkatesh *et al*. (2022) sur l'adoption et l'usage de l'IA sera donc notre modèle de départ (voir Figure 2). Nous nous autoriserons d'y ajouter ou substituer d'autres variables en fonction de nos hypothèses de travail pour construire notre modèle qui constitue une alternative pour comprendre l'acceptation et l'utilisation des IA génératives en éducation.

Voici une liste détaillée des variables de notre modèle de départ correspondant à celui de Venkatesh *et al*. (2022) énoncée par Baudet *et al.* (2023) : UTAUT présente « quatre variables causales qui peuvent prédire l'intention d'utilisation et l'usage d'une technologie : 1) la performance espérée par l'utilisateur ; 2) l'effort attendu pour utiliser la technologie ; 3) l'influence sociale telle que l'usage effectif de collègues et 4) les conditions facilitatrices comme les besoins, l'expérience de l'utilisateur ou encore l'infrastructure organisationnelle et technique pour soutenir l'usage de la technologie. Le sexe, l'âge, l'expérience ou encore l'utilisation volontaire sont des variables modératrices de l'influence des variables causales précitées (Venkatesh *et al*., 2003). Quatre antécédents qui peuvent impacter l'adoption et l'utilisation d'une technologie sont exposés par Venkatesh (2022) : 1) les caractéristiques individuelles ; 2) les caractéristiques de la technologie ; 3) les caractéristiques environnementales et enfin 4) des interventions telles que de la formation ou encore des techniques de gamification ».

Venkatesh *et al.* (2022) ont précisément recensé, dans un tableau de type Research Agenda, les principaux problèmes liés aux outils d'IA. Pour chacun d'eux, ils proposent des pistes de recherche en lien avec le modèle UTAUT, accompagnées d'exemples. Chaque problématique est en outre rattachée aux « antécédents » mentionnés précédemment, avec des suggestions de catégorisation.

L'extension du modèle de Venkatesh (2022) par de nouvelles variables s'inscrit dans un courant de recherche plus large, au sein duquel plusieurs propositions alternatives méritent d'être discutées (voir Annexe 1). Parmi elles, Fetaji (2023) souligne notamment le manque

de compréhension quant à l'application des modèles classiques d'acceptation technologique, comme UTAUT, aux technologies émergentes de l'IA. Elle propose un modèle original, baptisé AI-UTAUT, qui combine l'IA avec la théorie unifiée de l'acceptation et de l'utilisation des technologies, et introduit quatre nouvelles variables prédictives dans le modèle initial (Fetaji, 2023, p. 184).

- Transparence : le degré auquel les individus comprennent comment fonctionne une technologie, comment leurs données sont utilisées et les processus de décision intégrés à la technologie. Un système transparent permet aux utilisateurs de voir "sous le capot" dans une certaine mesure, favorisant la confiance et influençant potentiellement leur acceptation.
- Explicabilité : le degré auquel les décisions de l'IA peuvent être expliquées aux humains.
- Anthropomorphisme : attribution de traits humains, d'émotions ou d'intentions à des entités non humaines telles que l'IA.
- Alignement des valeurs : l'alignement des valeurs et de l'éthique de l'IA avec les valeurs humaines et les normes sociétales...

Concernant la première variable liée à la Transparence de l'outil, nous constatons qu'elle apparaît de manière sous-jacente dans les quatre antécédents pouvant impacter l'adoption et l'utilisation d'une technologie explicités par Venkatesh *et al.* (2022). Largement discutée dans le modèle de la « Boîte noire » de Venkatesh *et al.* (2022, § 2.1, p. 6), cette variable intervient en particulier dans ce modèle dans les (i) Caractéristiques individuelles (rôle de la personnalité dans l'influence des prédicteurs UTAUT), les (ii) Caractéristiques technologiques (vouées à faire des erreurs qui peuvent diminuer la confiance des utilisateurs), les (iii) Caractéristiques environnementales (certaines situations conduisent à des niveaux plus élevés d'opacité du modèle et, par conséquent, à des impacts négatifs sur les prédicteurs) et enfin dans les (vi) Interventions (par exemple, les interventions destinées aux personnes les plus réticentes au risque peuvent être différentes).

Concernant l'Explicabilité, Venkatesh (2022) relèvent que certaines situations conduisent à des niveaux plus élevés d'opacité du modèle et, par conséquent, à des impacts négatifs sur les prédicteurs. Les notions de Transparence et d'Explicabilité font beaucoup débat dans la littérature du fait de la polysémie de ces deux termes. Selon Arrieta *et al.* (2020), la transparence est l'opposé de la boîte noire, c'est « la recherche d'une compréhension directe du mécanisme par lequel un modèle fonctionne ».

Nous retenons ainsi la Transparence comme variable prédictive, en cohérence avec la définition proposée par Fetaji (2023). Toutefois, afin de ne pas écarter la problématique de l'explicabilité, nous faisons le choix de l'examiner au moyen d'une question spécifique adressée aux répondants, considérée comme une variable manifeste. Inspirée de l'approche de Rabardel, cette variable intègre également la dimension explicative, permettant ainsi d'appréhender conjointement les enjeux de transparence et d'explicabilité dans l'analyse.

Concernant la variable relative à l'Anthropomorphisme de l'outil, celle-ci ne sera pas retenue dans un premier temps. En effet, bien que certaines intelligences artificielles génératives mobilisent des avatars conçus pour interagir avec les élèves à la manière de personnages humains (par exemple des avatars de philosophes), cette dimension demeure marginale dans le contexte d'application du modèle étudié ici, qui concerne un public adulte.

La variable « Alignement des valeurs » ne sera pas retenue comme variable prédictive mais sera de la même manière interrogée sous forme de questions (variables manifestes) dans les caractéristiques individuelles. En effet, chaque individu a des valeurs qui peuvent

interférer sur son activité et conditionner l'adoption des IAG, selon qu'elles correspondent ou non à ces valeurs.

La variable Motivation hédonique, correspondant au plaisir occasionné par l'utilisation de la technologie nous paraît toute aussi intéressante à considérer. Intégrée par Venkatesh (2012) au modèle UTAUT 2, puis retrouvée dans UTAUT : A Synthesis of Extensions de Blut *et al.* (2022, p. 57), elle agirait directement sur l'intention d'usage. Néanmoins, cette variable ne sera pas retenue comme variable prédictive mais seulement comme variable manifeste car elle intervient dans les « Caractéristiques individuelles » (cf. Figure 2).

Enfin, la seconde variable que nous avons choisi d'intégrer au modèle initial, après la Transparence, est le Risque perçu. Non retenue dans la proposition d'extension formulée par Fetaji (2023), cette variable renvoie aux dangers anticipés par les répondants en lien avec l'usage des outils d'IAG. En effet, ces technologies présentent des caractéristiques spécifiques : elles ne se limitent pas à une simple fonction d'assistance pédagogique, mais génèrent des contenus, exploitent des volumes importants de données et peuvent interférer avec les processus d'évaluation, la créativité des élèves ainsi que l'agentivité professionnelle des enseignants. Cette singularité renforce la saillance des enjeux éthiques et professionnels associés, lesquels sont susceptibles d'influencer directement l'intention d'usage.

Par ailleurs, dans le cas des IAG, ce risque ne se réduit pas à une crainte technique ; il revêt un caractère multidimensionnel : risque pédagogique (affaiblissement de la créativité, complexification et moindre fiabilité de l'évaluation), risque relatif à l'usage des données personnelles, risque institutionnel (accusation de plagiat), et risque professionnel (appréhension diffuse, perte de contrôle sur les pratiques). Le questionnement repose ainsi sur plusieurs items, chacun appréhendant une facette particulière du construit global (cf. Questions RP1 à RP6 en Annexe 2).

Une définition succincte de chacune de ces variables, susceptibles d'être retenues, prenant en compte nos arguments et s'appuyant sur l'ensemble des travaux précédemment cités, est présentée en annexe 1.

4.3 PRESENTATION DU MODELE ALTERNATIF RETENU

S'appuyant sur les variables prédictives et modératrices identifiées par Venkatesh (2022) pour orienter les recherches futures, nous proposons un modèle alternatif intégrant deux nouveaux facteurs déterminants : la Transparence et le Risque perçu, en lien notamment avec les enjeux éthiques. Ce modèle reprend également les quatre variables prédictives identifiées par Venkatesh *et al.* (2022) comme variables susceptibles d'influencer l'intention d'usage et l'usage effectif des IAGE, ainsi que quatre antécédents susceptibles d'impacter l'adoption et l'utilisation des IAG : (i) les caractéristiques individuelles, (ii) les caractéristiques de la technologie, (iii) les caractéristiques environnementales, et (iv) les interventions telles que la formation ou la gamification. En combinant ces éléments, le modèle apporte non seulement un enrichissement théorique du cadre UTAUT, mais fournit également des indications concrètes pour comprendre et soutenir l'adoption des IAGE dans des contextes éducatifs.

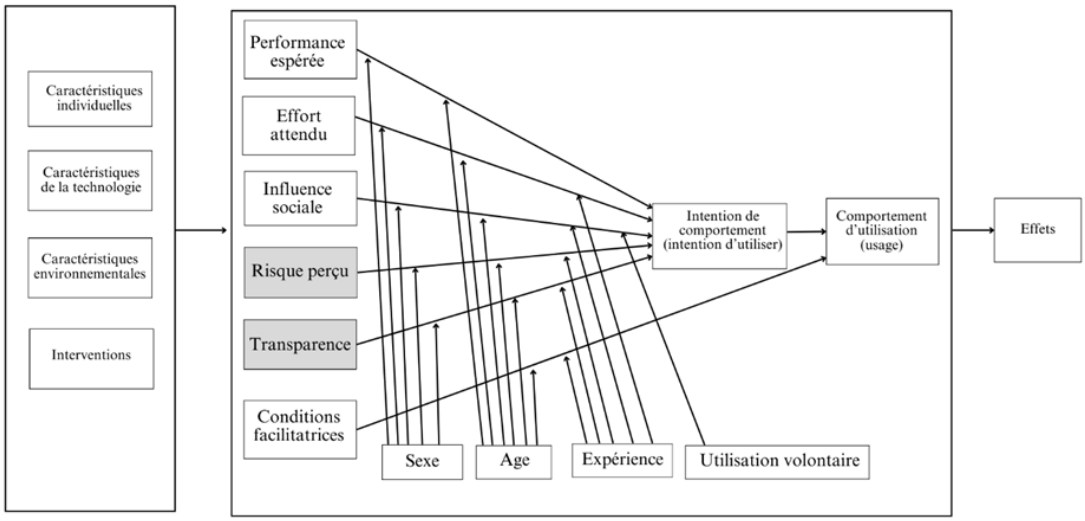


Figure 3 : Modèle alternatif d'acceptabilité des IA génératives en éducation

4.4 OBJECTIF ET HYPOTHÈSE DE TRAVAIL

Tout en renforçant nos hypothèses inhérentes au modèle illustré à la figure 3, qui montrent l'influence des variables prédictives et modératrices sur les usages et intentions d'usage (signalées par des flèches), nous formulons ci-dessous d'autres hypothèses à tester.

- H1 : Le construit de performance espérée (PE) reste le prédicteur d'intention d'usage le plus puissant.
- H2 : L'influence des performances espérées sur l'intention d'usage sera modérée par le sexe et l'âge, de sorte que l'effet sera plus fort pour les hommes et particulièrement pour les plus jeunes.
- H3 : L'impact des performances espérées sur l'intention d'usage n'est pas modéré par l'expérience, contrairement à l'effet que cette dernière exerce sur les autres variables prédictives.
- H4 : La performance espérée a une influence significative sur l'intention d'usage.
- H5 : L'effort attendu a une influence significative sur l'intention d'usage
- H6 : L'influence sociale a une influence significative sur l'intention d'usage.
- H7 : Cette relation est modérée par l'Utilisation volontaire.
- H8 : Le risque perçu a une influence significative sur l'intention d'usage.
- H9 : La transparence a une influence significative sur l'intention d'usage.
- H10 : les conditions facilitatrices ont une influence significative sur l'usage effectif et non sur l'intention d'usage.
- H11 : Les conditions facilitatrices ont une influence significative sur l'usage effectif modérées par l'âge et l'expérience (l'effet étant plus important pour les travailleurs plus âgés et plus expérimentés).
- H12 : Les enseignants qui ont suivi une formation aux IAG sont plus enclins à utiliser les IAG que ceux qui n'ont pas suivi de formation.

5. METHODOLOGIE

5.1 POPULATION D'ENSEIGNANTS ET ECHANTILLONNAGE

La population étudiée est constituée de 70 906 enseignants de l'enseignement public du 1er et 2nd degrés de la Région académique du Grand-Est[2].

5.2 MODALITES ET OUTILS D'ADRESSAGE ET DE TRAITEMENT DES ENQUETES

Concernant les outils de conception et de diffusion des enquêtes, nous avons utilisé Lime Survey pour les enquêtes à destination des enseignants. La diffusion de ces questionnaires (cf. Annexe 2) et la collecte des résultats s'est faite en collaboration et avec l'aide de la DRANE Grand-Est. Pour les outils de traitement, liés aux résultats présentés, nous avons choisi d'utiliser Sphinx IQ3 qui permet à la fois de traiter des données quantitatives et qualitatives. Nous nous sommes préalablement assurés de la conformité de cette application avec les règles du RGPD (conformité accessible dans notre PGD).

5.3 DIFFUSION DU QUESTIONNAIRE ET COLLECTE DES DONNEES ET REDRESSEMENT

Pour collecter nos données, nous avons administré un questionnaire à tous les enseignants de la Région Grand-Est. Les questionnaires ont été envoyés aux destinataires le 28 novembre 2024. Un court texte de présentation de l'enquête a été envoyé aux chefs d'établissements et corps d'inspection. Afin d'assurer la représentativité de l'échantillon, nous avons procédé à un redressement par pondération des individus en fonction des caractéristiques connues des sous-populations (cf. Annexe 3). Après suppression de données farfelues et redressement par quota, nous avons pu traiter 1663 réponses d'enseignants (dont 779 étaient déjà utilisateurs des IAG et 884 ne l'étaient pas).

5.4 OUTIL D'ANALYSE POUR UN EXAMEN EMPIRIQUE D'UN MODELE ALTERNATIF

Quand on souhaite analyser simultanément plus de deux informations, c'est-à-dire plus de deux variables, on recourt à une série de techniques dites « multivariées ». Parmi les méthodes multivariées explicatives les plus connues, on trouve l'analyse dite de régression linéaire multiple (RLM) qui n'est qu'une extension de l'analyse de régression simple, la méthode de régression des moindres carré partiels (PLS) qui réduit les variables utilisées pour prédire un ensemble d'élément plus restreint de prédicteurs, ainsi que les modèles d'équations structurelles PLS-SEM qui sont particulièrement efficaces lorsque qu'un grand nombre de variables et de relations complexes sont à étudier. Nous avons choisi d'utiliser ces trois méthodes d'analyses en fonction des besoins de l'analyse.

Notons que nos variables latentes, prédictives ou explicatives (PE, EA, IS, RP, T, …), ne sont pas directement observables. Elles ne peuvent être appréhendées qu'à travers une série d'indicateurs mesurables (de questions) traduit(e)s en variables manifestes (PE1, PE2, PE3, …, EA1, EA2, …) supposées « représenter » le construit latent (cf. Questionnaire d'enquête,

[2] Voir annuaire de l'éducation pour les détails : https://www.ac-reims.fr/la-region-academique-grand-est-124489

Annexe 2). Dans notre cas, nous appliquons des RLM aux variables latentes construites en calculant la médiane des valeurs de leur variable manifeste.

La modélisation par équations structurelles nous permet de conduire une analyse plus fine de deux sous-modèles regroupant d'un côté les variables latentes et de l'autre les variables manifestes. Le premier sous-modèle appelé « externe » relie les variables latentes aux variables manifestes qui les mesurent ; le second, appelé « interne », relie les variables latentes entre elles. Cette modélisation nous permet d'analyser plus finement la contribution des variables manifestes au construit latent (cf. § 5.10).

6. RESULTATS ET ANALYSE

6.1 PRESENTATION DES DONNEES (TRIS A PLAT)

Les tris à plat des enquêtes menées par le GTNUM IA2GE sont disponibles sur le portail HAL. Nous en présentons ici une synthèse succincte, assortie de quelques éléments d'interprétation. Dans les sections suivantes, nous explorerons un modèle alternatif appliqué à l'intention d'usage, cette fois à partir des données brutes de l'échantillon, sans recours au redressement. Ce choix méthodologique vise à confronter deux approches complémentaires : d'une part, une analyse pondérée permettant de restituer une vision représentative de la population cible, et d'autre part, une modélisation sur données brutes afin de mettre en évidence les dynamiques propres à l'échantillon observé.

L'examen croisé des profils d'utilisateurs et non-utilisateurs met en évidence des différences marquées selon l'âge, les degrés d'enseignement et divers facteurs liés aux pratiques et aux perceptions (cf. Annexe 5). Tout d'abord, la proportion d'utilisateurs varie fortement selon le degré d'enseignement : 33 % dans le premier degré (1D) contre 52 % dans le second degré (2D). Ce différentiel peut refléter des différences structurelles en matière de culture numérique, de disponibilité des ressources ou de pertinence perçue des IAG au regard des pratiques pédagogiques propres à chaque niveau, d'où l'importance du contexte dans le choix de formation et d'accompagnement.

Les utilisateurs sont globalement plus jeunes (1D-U : $\mu = 41{,}5$ ans | 2D-U : $\mu = 43{,}8$ ans) que les non-utilisateurs (1D-NU : $\mu = 45{,}1$ ans | 2D-NU : $\mu = 46{,}1$ ans). Dans le premier degré, les hommes sont plus représentés chez les utilisateurs (22 %) que chez les non-utilisateurs (11 %). Dans le second degré, la répartition ne révèle pas de différences significatives, ce qui suggère l'absence de phénomène générationnel. Cependant, elle indique une tendance qui mérite une attention particulière envers les nouveaux entrants dans la profession enseignante.

Sur le plan de l'intention d'usage des IAG (IU), les utilisateurs déclarent une intention nettement plus élevée (1D-U : $\mu = 6{,}1$; $\sigma = 1{,}3$ | 2D-U : $\mu = 5{,}8$; $\sigma = 1{,}6$) que les non-utilisateurs (1D-NU : $\mu = 2{,}2$; $\sigma = 1{,}5$ | 2D-NU : $\mu = 2{,}6$; $\sigma = 1{,}8$), ce qui montre une forte correspondance entre l'attitude déclarée et le comportement effectif. Ce constat est essentiel pour l'analyse des variables explicatives de l'IU, qui peuvent être envisagées comme des leviers pour encourager une adoption qualifiée tantôt de « raisonnée et responsable », tantôt d'« éthique ».

Enfin, les scores relatifs à la formation sur les IAG (I1) restent globalement faibles, mais ils sont significativement plus élevés chez les utilisateurs (1D-U : $\mu = 1{,}8$; $\sigma = 1{,}6$ | 2D-U : $\mu = 2{,}7$; $\sigma = 2{,}3$) que chez les non-utilisateurs (1D-NU : $\mu = 1{,}1$; $\sigma = 0{,}6$ | 2D-NU : $\mu = 1{,}3$; $\sigma = 1{,}0$). Cela suggère que l'accès, même ponctuel, à des dispositifs de formation joue un

rôle déterminant dans l'entrée en usage des IAG, bien que cet accès reste globalement limité dans la population enseignante. On observe également que les conditions de formation et de soutien sont sensiblement plus favorables dans le second degré, où les enseignants utilisateurs déclarent un meilleur accès à la formation que leurs homologues du premier degré. Ces résultats mettent en évidence la nécessité de favoriser l'accès aux formations, tant dans le 1D que dans le 2D, pour soutenir le développement des usages des IAG.

Les utilisateurs leur attribuent un impact positif sur le gain de temps (PE2 : 1D-U : $\mu = 5,8$; $\sigma = 1,4$ | 2D-U : $\mu = 5,4$; $\sigma = 1,7$ vs. 1D-NU : $\mu = 3,5$; $\sigma = 1,8$ | 2D-NU : $\mu = 3,5$; $\sigma = 1,9$) ainsi que sur leur efficacité auprès des élèves (PE3 : 1D-U : $\mu = 4,4$; $\sigma = 1,7$ | 2D-U : $\mu = 4,4$; $\sigma = 1,8$ vs. 1D-NU : $\mu = 2,9$; $\sigma = 1,8$ | 2D-NU : $\mu = 2,8$; $\sigma = 1,7$). Ces écarts soulignent une utilité perçue bien plus marquée chez les enseignants déjà utilisateurs.

6.2 MODELE ALTERNATIF APPLIQUE A L'INTENTION D'USAGE SELON L'APPROCHE RLM

6.2.1 Intention d'usage des non-utilisateurs (IUNU)

Le modèle alternatif est ici appliqué à notre population d'enseignants qui disent « n'avoir jamais utilisé les IA génératives dans leur activité professionnelle » (n = 884). Il consiste à produire l'équation permettant de calculer au plus juste la valeur de la variable à expliquer (IUNU), autrement dit celle représentant « leur intention d'utiliser les IA génératives au cours des prochains mois ».

Tableau 1 : Caractéristiques des variables

Variable	Moyenne	Min	Max	Ecart-type	Skewness	Kurtosis	Index écart-type	Corrélation avec IUNU
IUNU	2.43	1.00	7.00	1.72	1.04	-0.02	0.37	
PENU	2.96	1.00	7.00	1.68	0.55	-0.63	0.35	0.66 (t = 26.37)
EANU	3.80	1.00	7.00	1.74	0.05	-0.91	0.38	0.31 (t = 9.70)
IS	1.95	1.00	7.00	1.24	1.29	0.91	0.38	0.38 (t = 12.09)
RP	4.99	1.00	7.00	1.79	-0.71	-0.42	0.40	-0.28 (t = 8.76)
TR	5.24	1.00	7.00	1.84	-1.06	0.22	0.42	0.22 (t = 6.67)

Tableau 2 : Matrice des corrélations de l'IUNU

	IUNU	PENU	EANU	IS	RP	TR
IUNU	-					
PENU	0.66	-				
EANU	0.31	0.26	-			
IS	0.38	0.32	0.26	-		
RP	-0.28	-0.31	-0.22	-0.11	-	
TR	0.22	0.25	<0.01	0.06	0.04	-

Les coefficients de corrélation (cf. Tableau 2) mesurent la force ou la faiblesse de la relation entre deux variables. Le modèle de régression linéaire multiple (RLM) permet de déterminer quelles variables explicatives ont un impact significatif sur la variable dépendante et lesquelles n'en ont pas. Dans ce cas précis, notre modèle donne les résultats suivants :

- Aucune variable ne contribue à l'explication (au seuil de 5 %).
- 5 variables contribuent à l'explication (au seuil de 5 %) : PENU, EANU, IS, RP, TR

Ces résultats offrent un appui solide au travail présenté. En effet, au seuil de signification de 5 %, les trois variables issues du modèle de Venkatesh *et al.* (2022, p. 10) présentent une contribution statistiquement significative à l'explication de l'Intention d'usage. Par ailleurs, nos deux variables additionnelles (Risque perçu et la Transparence) s'avèrent également significatives au même seuil. Ainsi, l'ensemble des variables intégrées dans le modèle alternatif proposé pour étudier l'acceptabilité des IAG par les enseignants non-utilisateurs contribue significativement à l'explication de leur Intention d'usage. Nos hypothèses H4, H5, H6, H8 et H9 sont donc confirmées empiriquement, sur un échantillon particulièrement pertinent pour ce type de recherche : des enseignants n'ayant pas encore intégré les IAG dans leur pratique professionnelle.

Équation 1 : Équation du modèle appliqué à l'IUNU

IUNU = **-0.09** + **0.55** * PENU + **0.22** * IS + **0.11** * EANU + **0.07** * TR **-0.07** * RP

N.B. -0.09 est l'ordonnée à l'origine (ou l'intercept) qui représente la valeur prédite de IUNU lorsque toutes les variables indépendantes (PENU, IS, EANU, TR, RP) sont égales à zéro. 0.55 correspond au coefficient de régression pour la variable PENU. Il indique que pour chaque augmentation d'une unité de PENU, la valeur de IUNU augmente en moyenne de 0.55 unités, en maintenant toutes les autres variables constantes, etc.

Tableau 3 : Influence des variables explicatives.

	Coefficient	**Tstat**	**Ecart-type**	**p-value**	**Coefficient standardisé**	**Contribution**
const	-0.09	0.41	0.22	0.68	-	-
PENU	0.55	19.26	0.03	<0.01	0.54	55.95
IS	0.22	6.23	0.04	<0.01	0.16	16.71
EANU	0.11	4.41	0.03	<0.01	0.11	11.75
TR	0.07	3.03	0.02	<0.01	0.08	7.89
RP	-0.07	2.88	0.02	<0.01	-0.07	-7.70

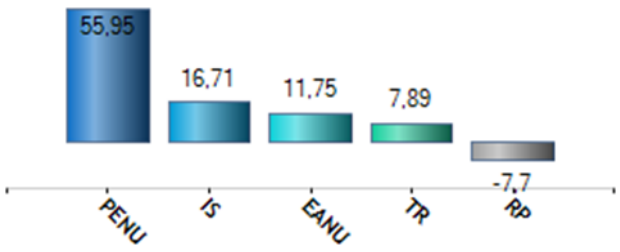


Figure 4 : Influence des variables explicatives sur l'IUNU

La valeur affichée sur chaque barre indique le changement de la variable dépendante (IUNU) pour une unité de changement de la variable explicative correspondante, en maintenant toutes les autres variables constantes.

Le modèle rend compte de 50.41 % de la variance de la variable à expliquer

- Coefficient de corrélation multiple : R = 0.71
- P-value de R : p(R) = <0.01
- Coefficient de Fisher : F = 170.14
- P-value de F : p(F) = <0.01

6.2.2 Intention d'usage des utilisateurs (IUU)

Notre modèle alternatif est également appliqué à notre population d'enseignants qui disent « déjà utiliser les IA génératives dans leur activité professionnelle » (n = 779). Notre modèle rend compte ici « de leur intention de continuer à utiliser les IA génératives au cours des prochains mois ».

Les résultats du modèle sont les suivants :

2 variables ne contribuent pas à l'explication (au seuil de 5 %) : *IS, TR.*

3 variables contribuent à l'explication (au seuil de 5 %) : *PEU, EAU, RP.*

Équation 2 : Équation du modèle appliqué à l'IUU

IUU = **2.74** + **0.52** * PEU + **0.17** * EAU + **0.04** * TR + **0.04** * IS **-0.14** * RP

Tableau 4 : Influence des variables explicatives

	Coefficient	**Tstat**	**Ecart-type**	**p-value**	**Coefficient standardisé**	**Contribution**
const	2.74	10.88	0.25	<0.01	-	-
PEU	0.52	17.15	0.03	<0.01	0.53	56.91
EAU	0.17	5.60	0.03	<0.01	0.16	17.57
TR	0.04	1.69	0.03	0.09	0.05	4.85
IS	0.04	1.36	0.03	0.17	0.04	4.02
RP	-0.14	5.33	0.03	<0.01	-0.15	-16.65

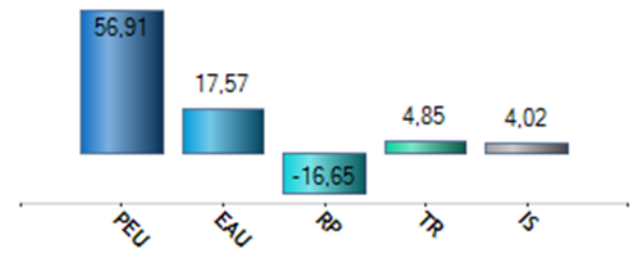


Figure 5 : Influence des variables explicatives sur l'IUU

Le modèle rend également compte de 50.41 % de la variance de la variable à expliquer.

- Coefficient de corrélation multiple : R = 0.71

- P-value de R : p(R) = < 0.01
- Coefficient de Fisher : F = 153.63
- P-value de F : p(F) = <0.01

cCe modèle alternatif permet de vérifier (au seuil de 5 %) l'effet significatif du Risque perçu sur l'intention d'usage des enseignants déjà utilisateurs des IA génératives en éducation (*H8 vérifiée dans les deux cas*). *Il met en évidence la force de cette relation en positionnant cette variable prédictive, nouvellement introduite dans notre modèle alternatif, en 3ième position avant l'Influence sociale.* La variable Transparence devance également la variable liée à l'influence sociale sans pour autant contribuer de manière significative à l'intention d'usage. L'hypothèse *H6 et H9 ne sont donc que partiellement vérifiées* (sur une population de non-usagers).

6.2.3 Observations et inférences intermédiaires

La variance expliquée de l'intention d'usage est identique pour les deux groupes (R^2 = 50,41). *Cela montre que le modèle alternatif est robuste dans les deux cas.*

La Performance espérée (PE), l'Effort attendu (EA) et le Risque perçu (RP) influencent positivement et significativement l'intention d'usage dans les deux groupes. La Performance espérée (PE) est le facteur le plus déterminant de l'Intention d'usage, pour les utilisateurs et non-utilisateurs, validant ainsi l'hypothèse H1.

6.2.4 Intention d'usage des non-utilisateurs (IUNU) du 1er degré (n = 230)

Les résultats du modèle de régression linéaire sont les suivants :

3 variables ne contribuent pas à l'explication (au seuil de 5 %) : EANU, RP, TR.

2 variables contribuent à l'explication (au seuil de 5 % : PENU, IS.

Équation 3 : Équation du modèle appliqué à l'IUNU du 1er degré

IUNU = **-0.14** + **0.47** * PENU + **0.45** * IS + **0.05** * EANU + **<0.01** * RP **-0.02** * TR

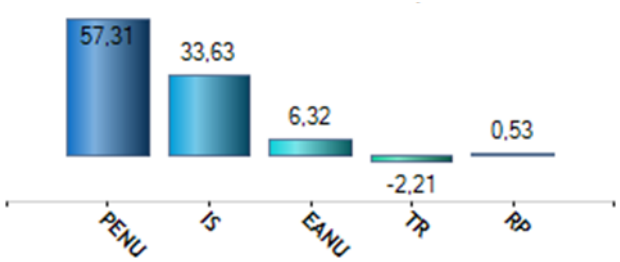


Figure 6 : Influence des variables explicatives sur l'IUNU du 1er degré

Le modèle rend compte de 49 % de la variance de la variable à expliquer.

- Coefficient de corrélation multiple : R = 0.70
- P-value de R : p(R) = <0.01
- Coefficient de Fisher : F = 43.01
- P-value de F : p(F) = <0.01

6.2.5 Intention d'usage des non-utilisateurs (IUNU) du 2nd degré (n = 654)

Les résultats du modèle de régression linéaire pour les enseignants non-utilisateurs du 2nd degré sont les suivants :

0 variable ne contribue pas à l'explication (au seuil de 5 %).

5 variables contribuent à l'explication (au seuil de 5 %) : *PENU, EANU, IS, RP, TR*

Équation 4 : Équation du modèle appliqué à l'IUNU du 2nd degré

IUNU = **-0.02** + **0.59** * PENU + **0.15** * IS + **0.12** * EANU + **0.10** * TR **-0.10** * RP

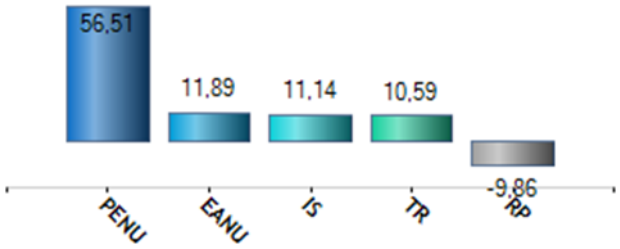


Figure 7 : Influence des variables explicatives sur l'IUNU du 2nd degré

Le modèle rend compte de 51.84 % de la variance de la variable à expliquer.

- Coefficient de corrélation multiple : R = 0.72
- P-value de R : p(R) = <0.01
- Coefficient de Fisher : F = 136.38
- P-value de F : p(F) = <0.01

6.2.6 Intention d'usage des utilisateurs (IUU) du 1er degré (n = 108)

Les résultats du modèle de régression linéaire sont les suivants :

1 variable ne contribue pas à l'explication (au seuil de 5 %) : *IS.*

4 variables contribuent à l'explication (au seuil de 5 %) : *PEU, EAU, RP, TR.*

Équation 5 : Équation du modèle appliqué à l'IUU du 1er degré

IUU = **2.72** + **0.45** * PEU + **0.28** * EAU + **0.12** * TR **-0.08** * IS **-0.18** * RP

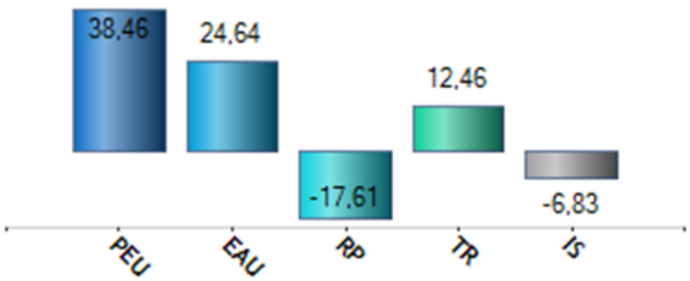


Figure 8 : Influence des variables explicatives sur l'IUU du 1er degré

Le modèle rend compte de 53.59 % de la variance de la variable à expliquer.

- Coefficient de corrélation multiple : R = 0.73
- P-value de R : p(R) = <0.01
- Coefficient de Fisher : F = 23.55
- P-value de F : p(F) = <0.01

6.2.7 Intention d'usage des utilisateurs (IUU) du 2nd degré (n = 671)

Les résultats du modèle de régression linéaire sont les suivants :

2 variables ne contribuent pas à l'explication (au seuil de 5 %) : IS, TR.

3 variables contribuent à l'explication (au seuil de 5 %) : *PEU, EAU, RP.*

Équation 6. Équation du modèle appliqué à l'IUU du 2nd degré

IUU = **2.71** + **0.53** * PEU + **0.16** * EAU + **0.06** * IS + **0.04** * TR **-0.14** * RP

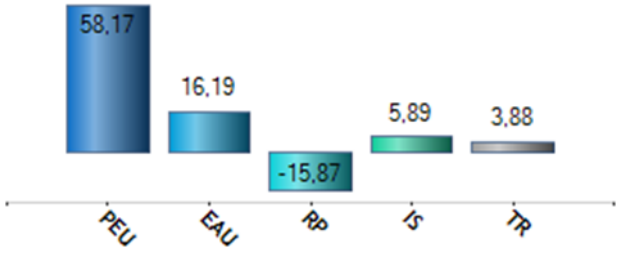


Figure 9 : Influence des variables explicatives sur l'IUU du 2nd degré

Le modèle rend compte de 49.65 % de la variance de la variable à expliquer.

- Coefficient de corrélation multiple : R = 0.70
- P-value de R : p(R) = <0.01
- Coefficient de Fisher : F = 131.17
- P-value de F : p(F) = <0.01

6.2.8 Observations et inférences intermédiaires

La Performance Espérée (PE) reste le prédicteur le plus influent de l'intention d'usage (IU) *quel que soit le niveau d'enseignement, ce qui « renforce » notre hypothèse H1.*

On observe une légère différence selon le niveau d'enseignement : la Transparence (TR) influence significativement les utilisateurs du premier degré et les non-utilisateurs du second degré, mais n'a pas d'effet dans les autres cas. Cet effet différencié pourrait s'expliquer par la valeur heuristique de la transparence. Les utilisateurs du 2nd degré sont peut-être plus expérimentés et se basent davantage sur leurs propres résultats et bénéfices pratiques (cf. PEU, EAU). Ils n'ont pas besoin de transparence explicite pour être convaincus. Les non-utilisateurs du 1er degré ne se sentent peut-être pas autant concernés ou intéressés par l'IA que dans le 2D, du fait que les élèves l'utilisent moins dans le 1D. Ce constat, encore inexpliqué, nous conduit à des analyses complémentaires, rendues possibles par notre modèle interne d'équations structurelles, et centrées sur cette variable latente (cf. § 5.10). Il semble néanmoins, à ce stade, que la transparence joue un rôle secondaire et ne saurait être considérée comme un levier prioritaire dans les dispositifs de formation favorisant l'adoption. Dans cette perspective, il pourrait être envisagé que la formation des enseignants

se concentre sur la compréhension technique sans devenir trop chronophage au détriment des usages pédagogiques, qui doivent être envisagés en termes de valeur ajoutée pour l'enseignement. L'objectif est de soutenir une adoption raisonnée et responsable des IA. Les choix d'équilibre dans les contenus de formation relèvent ainsi d'arbitrages plus larges en matière de développement des compétences techniques, pédagogiques et éthiques, afin de maximiser l'efficacité des dispositifs d'accompagnement.

6.3 INFLUENCE DE LA VARIABLE MODERATRICE GENRE SUR LES INTENTIONS D'USAGE

Pour évaluer l'effet modérateur du Genre sur les cinq relations entre nos variables explicatives et la variable expliquée, nous appliquons successivement notre modèle aux deux strates (hommes puis femmes), et ce, pour les utilisateurs comme pour les non-utilisateurs des IAG.

6.3.1 Cas des non-utilisateurs (IUNU)

- Pour les non-utilisateurs hommes (269), les résultats de la régression linéaire donnent :

3 variables ne contribuent pas à l'explication (au seuil de 5 %) : *EANU, RP, TR.*

2 variables contribuent à l'explication (au seuil de 5 %) : *PENU, IS.*

Équation 7 : Équation du modèle appliqué à l'IUNU Hommes

IUNU = **0.06** + **0.65** * PENU + **0.16** * IS + **0.06** * EANU + **0.04** * TR **-0.05** * RP

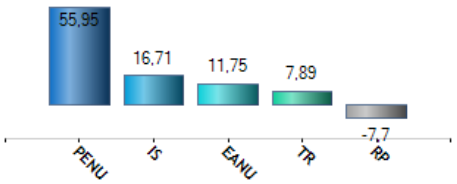


Figure 10 : Influence des variables explicatives sur l'IUNU

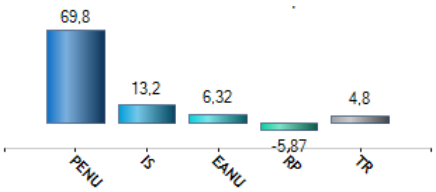


Figure 11 : Influence des variables explicatives sur l'IUNU hommes

Le modèle rend compte de 52.89 % de la variance de la variable à expliquer.

- Coefficient de corrélation multiple : R = 0.73
- P-value de R : p(R) = <0.01
- Coefficient de Fisher : F = 59.06
- P-value de F : p(F) = <0.01

- Pour les non-utilisateurs femmes (527), nous obtenons :

1 variable ne contribue pas à l'explication (au seuil de 5 %) : *RP*

4 variables contribuent à l'explication (au seuil de 5 %) : *PENU, EANU, IS, TR.*

Équation 8 : Équation du modèle appliqué à l'IUNU Femmes

IUNU = **-0.49** + **0.51** * PENU + **0.29** * IS + **0.16** * EANU + **0.11** * TR **-0.06** * RP

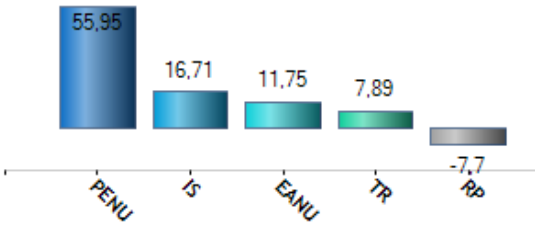


Figure 12 : Influence des variables explicatives sur l'IUNU

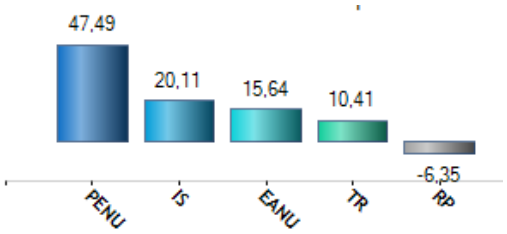


Figure 13 : Influence des variables explicatives sur l'IUNU femmes

Le modèle rend compte de 49.99 % de la variance de la variable à expliquer.

- Coefficient de corrélation multiple : R = 0.71
- P-value de R : p(R) = <0.01
- Coefficient de Fisher : F = 103.96
- P-value de F : p(F) = <0.01

6.3.2 Cas des utilisateurs (IUU)

Suivons la même démarche qu'au § 5.3.1 et cherchons à tester l'hypothèse H2 dans le cas des utilisateurs, en prenant d'abord comme population celle des utilisateurs hommes, puis ensuite celle des utilisatrices femmes.

- Pour les utilisateurs hommes (301) nous obtenons :

2 variables ne contribuent pas à l'explication (au seuil de 5 %) : *IS, TR.*

3 variables contribuent à l'explication (au seuil de 5 %) : *PEU, EAU, RP.*

Équation 9 : Équation du modèle appliqué à l'IUU Hommes

IUU = **2.50** + **0.56** * PEU + **0.15** * EAU + **0.05** * TR + **0.02** * IS **-0.09** * RP

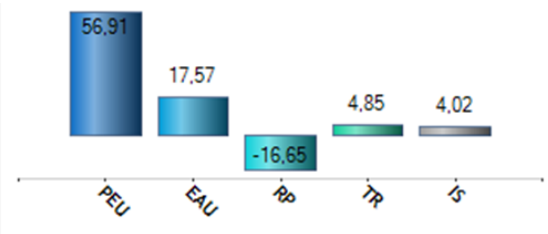


Figure 14 : Influence des variables explicatives sur l'IUU

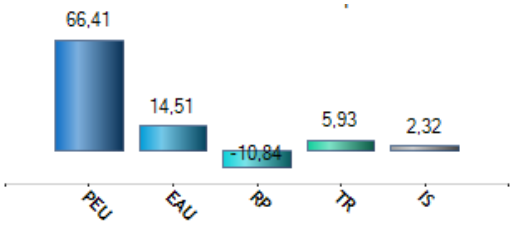


Figure 15 : Influence des variables explicatives sur l'IUU hommes

Le modèle rend compte de 51.84 % de la variance de la variable à expliquer.

- Coefficient de corrélation multiple : R = 0.72
- P-value de R : p(R) = <0.01
- Coefficient de Fisher : F = 63.49
- P-value de F : p(F) = <0.01

Pour les utilisatrices femmes nous obtenons (413) :

2 variables ne contribuent pas à l'explication (au seuil de 5 %) : *IS, TR.*

3 variables contribuent à l'explication (au seuil de 5 %) : *PEU, EAU, RP.*

Équation 10 : Équation du modèle appliqué à l'IUU femme

IUU = **2.67** + **0.52** * PEU + **0.18** * EAU + **0.06** * IS + **0.05** * TR **-0.15** * RP

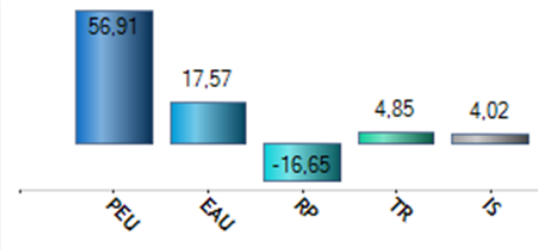


Figure 16 : Influence des variables explicatives sur l'IUU

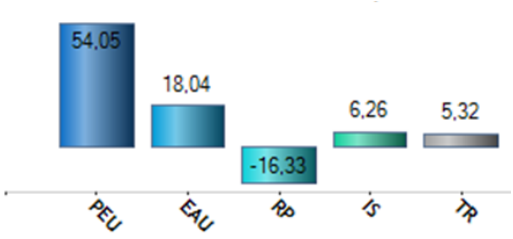


Figure 17 : Influence des variables explicatives sur l'IUU femmes

Le modèle rend compte de 50.41 % de la variance de la variable à expliquer.

- Coefficient de corrélation multiple : R = 0.71
- *P-value de R* : *p(R) = <0.01*
- *Coefficient de Fisher : F = 83.95*
- *P-value de F* : *p(F) = <0.01*

6.3.3 Observations et inférences intermédiaires

Nous observons d'abord que l'influence de l'ensemble des variables prédictives sur l'intention d'usage des utilisateurs et non-utilisateurs est modérée par la variable Genre, ce qui confère à cette variable son statut de variable modératrice. De plus, l'influence de la Performance espérée sur l'Intention d'usage est modérée par le genre de sorte que l'effet est plus fort pour les hommes que pour les femmes, *cela valide en partie l'hypothèse H2*. Enfin, les hommes utilisateurs sont plus sensibles au besoin de Transparence de l'outil (5.93) qu'aux Influences sociales (2.32), alors que l'on observe l'inverse chez les femmes utilisateurs (respect. 5.32 contre 6.23).

6.4 Influence de la variable moderatrice age sur l'intention d'usage

Pour évaluer l'effet modérateur de l'Âge sur les cinq relations étudiées jusqu'ici, nous appliquons notre modèle à une strate d'enseignants de moins de 40 ans, toutes choses égales par ailleurs. Nous examinons ensuite le rôle modérateur de l'âge sur ces relations, en distinguant utilisateurs et non-utilisateurs des IAG.

6.4.1 Cas des non-utilisateurs de moins de 40 ans

Nous obtenons les résultats du modèle de régression linéaire suivants pour non-utilisateurs de moins de 40 ans (n = 199) :

4 variables ne contribuent pas à l'explication (au seuil de 5 %) : *EANU, IS, RP, TR.*

1 variable contribuent à l'explication (au seuil de 5 %) : *PENU.*

Équation 11 : Équation du modèle appliqué à l'IUNU âgés de moins de 40 ans

IUNU = **-0.46** + **0.63** * PENU + **0.16** * IS + **0.08** * TR + **0.05** * EANU **-0.01** * RP

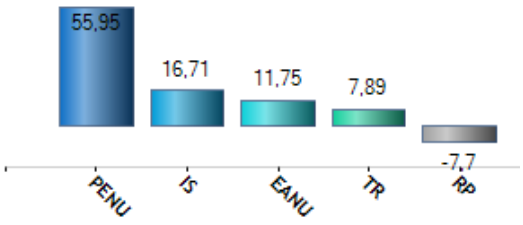


Figure 18 : Influence des variables explicatives sur l'IUNU

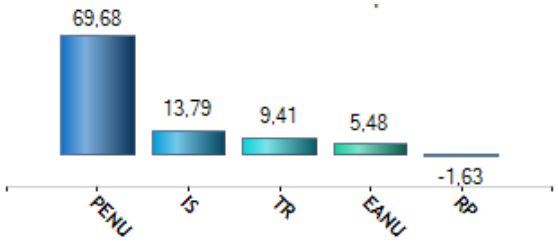


Figure 19 : Influence des variables explicatives des IUNU de moins de 40 ans

Le modèle rend compte de 46.05 % de la variance de la variable à expliquer.

- Coefficient de corrélation multiple : R = 0.68
- P-value de R : p(R) = <0.01
- Coefficient de Fisher : F = 27.66
- P-value de F : p(F) = <0.01

6.4.2 Cas des utilisateurs de moins de 40 ans

Nous obtenons les résultats du modèle de régression linéaire suivants pour utilisateurs de moins de 40 ans (n = 199) :

1 variable ne contribue pas à l'explication (au seuil de 5 %) : *IS.*

4 variables contribuent à l'explication (au seuil de 5 %) : *PEU, EAU, RP, TR.*

Équation 12 : Équation du modèle appliqué à l'IUU âgés de moins de 40 ans

IUU = **2.27** + **0.57** * PEU + **0.11** * EAU + **0.10** * TR + **0.06** * IS **-0.12** * RP

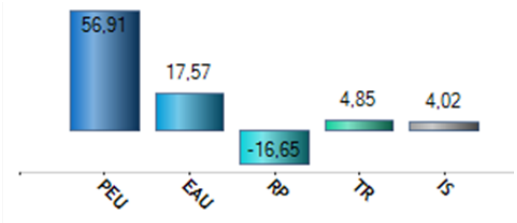


Figure 20 : Influence des variables explicatives sur l'IUU

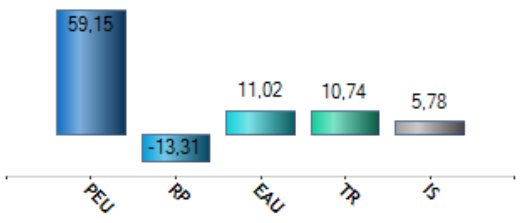


Figure 21 : Influence des variables explicatives des IUU de moins de 40 ans

Le modèle rend compte de 53.59 % de la variance de la variable à expliquer.

- Coefficient de corrélation multiple : R = 0.73
- P-value de R : p(R) = <0.01
- Coefficient de Fisher : F = 44.56

- P-value de F : p(F) = <0.01

6.4.3 Inférences intermédiaires

Nous observons que l'influence de la Performances espérée sur l'Intention d'usage est modérée par l'âge de sorte que l'effet est plus fort chez les moins de 40 ans que chez les enseignants plus âgés, ce qui *valide en partie l'hypothèse H2*.

6.5 VALIDATION DE L'HYPOTHESE H2

6.5.1 Cas des hommes non-utilisateurs de moins de 40 ans

Nous choisissons arbitrairement de constituer une strate d'hommes non-utilisateurs dont l'âge est strictement inférieur à 40 ans (n = 50). Les résultats du modèle de régression linéaire sont les suivants :

4 variables ne contribuent pas à l'explication (au seuil de 5 %) : *EANU, IS, RP, TR.*

1 variable contribue à l'explication (au seuil de 5 %) : *PENU.*

Équation 13 : Équation du modèle appliqué à l'IUNU hommes âgés de moins de 40 ans

IUNU = **-0.54** + **0.61** * PENU + **0.24** * TR + **0.10** * IS + **0.08** * RP **-0.16** * EANU

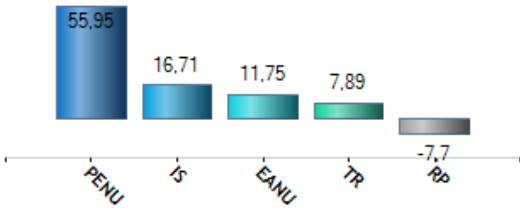


Figure 22 : Influence des variables explicatives sur l'IUNU

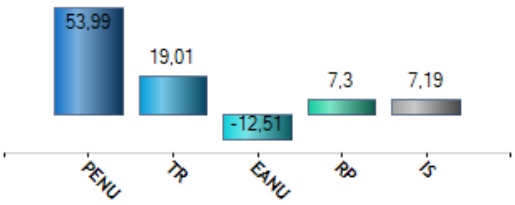


Figure 23 : Influence des variables explicatives des IUNU hommes de moins de 40 ans

Le modèle rend compte de 44.18 % de la variance de la variable à expliquer.

- Coefficient de corrélation multiple : R = 0.66
- P-value de R : p(R) = <0.01
- Coefficient de Fisher : F = 6.97
- P-value de F : p(F) = <0.01

6.5.2 Cas des hommes utilisateurs de moins de 40 ans

Nous conservons les mêmes critères que ceux définis dans la section précédente pour définir arbitrairement une strate d'hommes utilisateurs dont l'âge est strictement inférieur à 40 ans (n = 84). Nous obtenons pour ces derniers les résultats suivants :

4 variables qui ne contribuent pas à l'explication (au seuil de 5 %) : EAU, IS, RP, TR.

1 variable contribue à l'explication (au seuil de 5 %) : *PEU.*

Équation 14 : Équation du modèle appliqué à l'IUU homme âgés de moins de 40 ans

IUU = **0.30** + **0.82** * PEU + **0.14** * IS + **0.10** * TR + **0.09** * RP + **0.02** * EAU

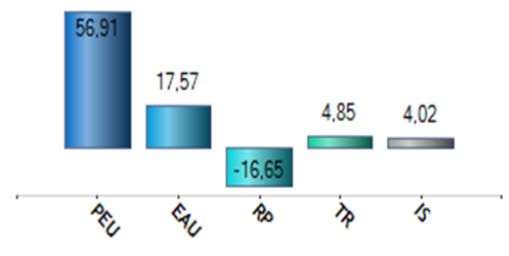


Figure 24 : Influence des variables explicatives sur l'IUU

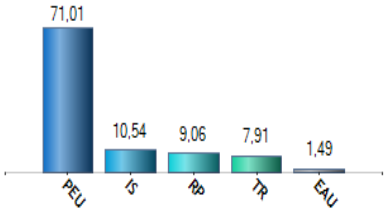


Figure 25 : Influence des variables explicatives sur l'IUU hommes de moins de 40 ans

Le modèle rend compte de 68.89 % de la variance de la variable à expliquer.

- Coefficient de corrélation multiple : R = 0.83
- P-value de R : p(R) = <0.01
- Coefficient de Fisher : F = 27.07
- P-value de F : p(F) = <0.01

6.5.3 Observations et inférences intermédiaires

On observe que l'influence des performances espérées sur l'intention d'usage est modérée par le Genre (§ 5.3) et l'Âge (§ 5.4) de sorte que l'effet est plus fort pour les hommes qui utilisent déjà les IAG et particulièrement pour les plus jeunes, ce qui valide l'hypothèse H2.

6.6 INFLUENCE DE LA VARIABLE MODERATRICE EXPERIENCE SUR LES L'INTENTIONS D'USAGE

Nous avons demandé aux enseignants « depuis combien d'années utilisent-ils le numérique pour la préparation de leur cours dans la classe avec les élèves ». De cette question, nous avons retenu dans notre modèle alternatif que les enseignant(e)s ayant plus de 20 ans d'expérience (n = 481) pour chercher à valider l'hypothèse H3.

6.6.1 Cas des non-utilisateurs ayant plus de 20 ans d'expérience

Les résultats du modèle de régression linéaire sont les suivants :

0 variable ne contribue pas à l'explication (au seuil de 5 %).

5 variables contribuent à l'explication (au seuil de 5 %) : *PENU, EANU, IS, RP, TR.*

Équation 15 : Équation du modèle appliqué à l'IUNU ayant plus de 20 ans d'expérience.

IUNU = **-0.16** + **0.54** * PENU + **0.27** * IS + **0.14** * EANU + **0.10** * TR **-0.09** * RP

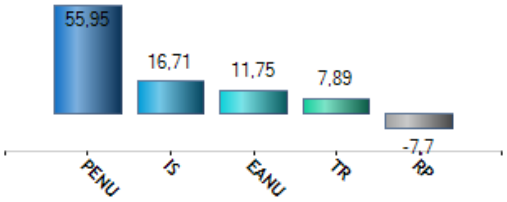


Figure 26 : Influence des variables explicatives sur l'IUNU

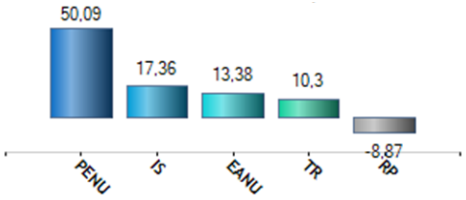


Figure 27 : Influence des variables explicatives sur les IUNU de plus de 20 ans d'expérience

Le modèle rend compte de 51.84 % de la variance de la variable à expliquer.

- Coefficient de corrélation multiple : R = 0.72
- P-value de R : p(R) = <0.01
- Coefficient de Fisher : F = 104.31
- P-value de F : p(F) = <0.01

6.6.2 Cas des utilisateurs ayant plus de 20 ans d'expérience

Nous obtenons les résultats du modèle de régression linéaire suivants :

2 variables ne contribuent pas à l'explication (au seuil de 5 %) : IS, TR.

3 variables contribuent à l'explication (au seuil de 5 %) : PEU, EAU, RP.

Équation 16 : Équation du modèle appliqué à l'IUU ayant plus de 20 ans d'expérience

IUU = **2.59** + **0.53** * PEU + **0.22** * EAU + **0.04** * IS + **0.04** * TR **-0.16** * RP

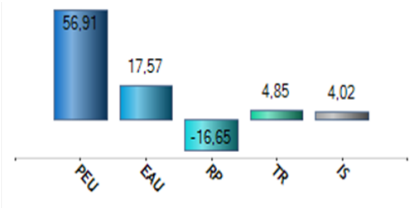


Figure 28 : Influence des variables explicatives sur l'IUU.

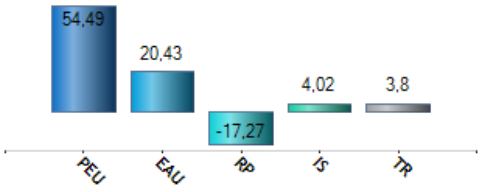


Figure 29 : Influence des variables explicatives sur les IUU de plus de 20 ans d'expérience.

Le modèle rend compte de 53.29 % de la variance de la variable à expliquer.

- Coefficient de corrélation multiple : R = 0.73
- P-value de R : p(R) = <0.01
- Coefficient de Fisher : F = 90.03
- P-value de F : p(F) = <0.01

6.6.3 Observations et inférences intermédiaires

L'hypothèse H3 est presque confirmée : l'augmentation de l'Expérience n'entraîne que de légères variations de la PE chez les utilisateurs comme chez les non-utilisateurs, ce qui correspond à nos prévisions (et celles de Venkatesh *et al*., 2012), puisque nous n'attendions pas d'effet modérateur de l'Expérience sur cette relation. La seule différence observée concerne l'inversion de l'ordre des variables TR et IS chez les utilisateurs. En revanche, l'Expérience exerce une influence notable sur d'autres variables prédictives de l'Intention d'usage (EA, IS, RP et T) dans les deux groupes, ce qui confirme son rôle modérateur sur ces relations.

6.7 INFLUENCE DE LA VARIABLE MODERATRICE UTILISATION VOLONTAIRE

Dans le but de vérifier l'hypothèse H7 qui conjecture que l'Utilisation volontaire modère l'effet de l'Influence sociale sur l'Intention d'usage, les questions suivantes ont été soumises aux répondants sur une échelle de Likert de 1 à 7, allant de « Pas du tout d'accord » à « Tout à fait d'accord » :

Dans quelle mesure êtes-vous d'accord avec les affirmations suivantes :

- « Si vous deviez décider d'utiliser les IAG, vous le feriez de façon volontaire, sans que l'on ne vous l'impose » (question posée aux sondés non-utilisateurs des IAG).
- C'est volontairement que vous avez décidé d'utiliser les IAG (question posée aux sondés déjà utilisateurs des IAG).

6.7.1 Cas des non-utilisateurs

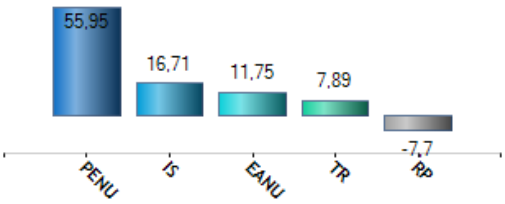


Figure 30 : Influence des variables explicatives sur l'IUNU

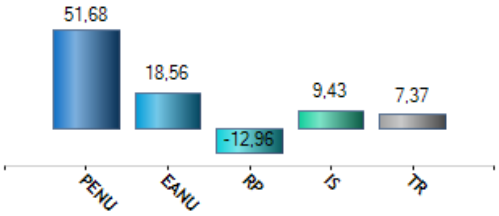


Figure 31 : Influence des variables explicatives sur les IUNU « tout à fait » enclins à une utilisation volontaire

La variation significative de la valeur de l'Influence sociale IS (de 16.71 et 9.43) entre la figure 30 et 31 confirme l'effet modérateur exercé par l'Utilisation volontaire (UV).

6.7.2 Cas des utilisateurs

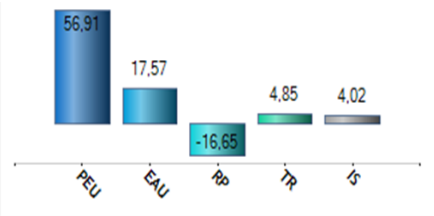


Figure 32 : Influence des variables explicatives sur l'IUU

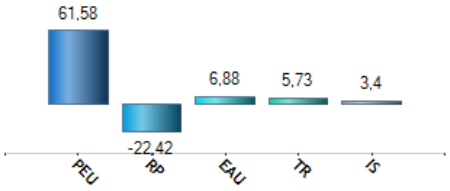


Figure 33 : Influence des variables explicatives sur les IUU « tout à fait » enclins à une utilisation volontaire

La variation de la valeur de l'Influence sociale IS entre les figures 32 et 33 est moins marquée que dans le cas des non-utilisateurs mais confirme néanmoins l'effet modérateur exercée par l'Utilisation volontaire (UV) : *l'hypothèse H7 en devient vérifiée.*

6.8 Influence de la formation des enseignants sur l'usage effectif

Comme nous l'avons indiqué dans la section théorique, Venkatesh (2022) identifie quatre antécédents susceptibles d'influencer l'adoption et l'usage d'une technologie d'intelligence artificielle. Parmi ceux-ci figurent les « Interventions », en particulier celles liées à la formation. Dans le cadre de notre étude, il nous a donc paru pertinent d'examiner empiriquement cette relation, ce qui a conduit à la formulation de notre douzième et dernière hypothèse.

En croisant la variable I1 « J'ai suivi des formations sur les IAG » avec la variable UE1 « Avez-vous déjà utilisé les IAG », *on obtient une relation très significative*. Cela nous conduit *à valider l'hypothèse H12 : les enseignants qui ont suivi une formation sur les IAG sont plus enclins à les utiliser que ceux qui n'ont pas suivi de formation.*

Tableau 5 : Croisement de I1 et UE1

UE1	**Non**		**Oui**				**Total**	
I1	Eff.	% Obs.	Écart	Eff.	% Obs.	Écart	Eff.	% Obs.
1- Pas du tout d'accord	787	63,1 %	+ TS	461	36,9 %	- TS	1248	100 %
2- Très peu d'accord	35	35,4 %	- TS	64	64,6 %	+ TS	99	100 %
3- Un peu d'accord	16	27,6 %	- TS	42	72,4 %	+ TS	58	100 %
4- Moyennement d'accord	21	43,8 %		27	56,2 %		48	100 %
5- Assez d'accord	15	23,8 %	- TS	48	76,2 %	+ TS	63	100 %
6- Fortement d'accord	3	6,8 %	- TS	41	93,2 %	+ TS	44	100 %
7- Tout à fait d'accord	7	6,8 %	- TS	96	93,2 %	+ TS	103	100 %
Total	**884**	**53,2 %**		**779**	**46,8 %**		**1663**	

Réponses effectives : 1663

Non-réponse(s) : 0. Taux de réponse : 100 %. p-value = < 0,01 ; Khi2 = 227,34 ; ddl = 6,00. *La relation est très significative*.

6.9 INFLUENCE DES CONDITIONS FACILITATRICES SUR L'INTENTION D'USAGE ET L'USAGE EFFECTIF

En croisant les variables CF et IU1 nous vérifions que les conditions facilitantes n'ont pas d'influence significative sur l'Intention d'usage des sondés sans distinction comme le prévoyaient déjà les modèles précédents. L'hypothèse H10 est donc vérifiée.

Corrélation = 0,11. L'ajustement entre les deux variables est très faible (t = 3,24) ; V de Cramer : 0,13 ; Écart-type du coefficient de régression = 0,03 ; CF = 0,112 * IUNU + 2,41

Par ailleurs, l'hypothèse H11 est également confirmée : les Conditions facilitantes (CF) mesurée avec 3 questions (CF1, CF2, CF3) sur une échelle de Likert à 7 niveaux influencent significativement l'Usage effectif (UE), effet en outre modéré par l'Âge et l'Expérience (impact plus marqué chez les plus âgés et les plus expérimentés).

6.10 ANALYSE DU MODÈLE ALTERNATIF AVEC LA MÉTHODE PLS-SEM

La méthode PLS-SEM est principalement utilisée lorsque l'objectif est de prédire un phénomène plutôt que de l'expliquer, ou lorsque les données ne respectent pas l'hypothèse de normalité. Ici, nous utilisons cette méthode, avant tout pour analyser simultanément les relations entre les variables latentes et leurs indicateurs. Elle nous permet de tester *les effets directs et indirects* des variables latentes sur l'intention d'usage.

Voici les graphes et données des modèles externes et internes PLS-SEM associés non-utilisateurs (cf. Tableau 6) et aux utilisateurs (cf. Tableau 7) de notre population.

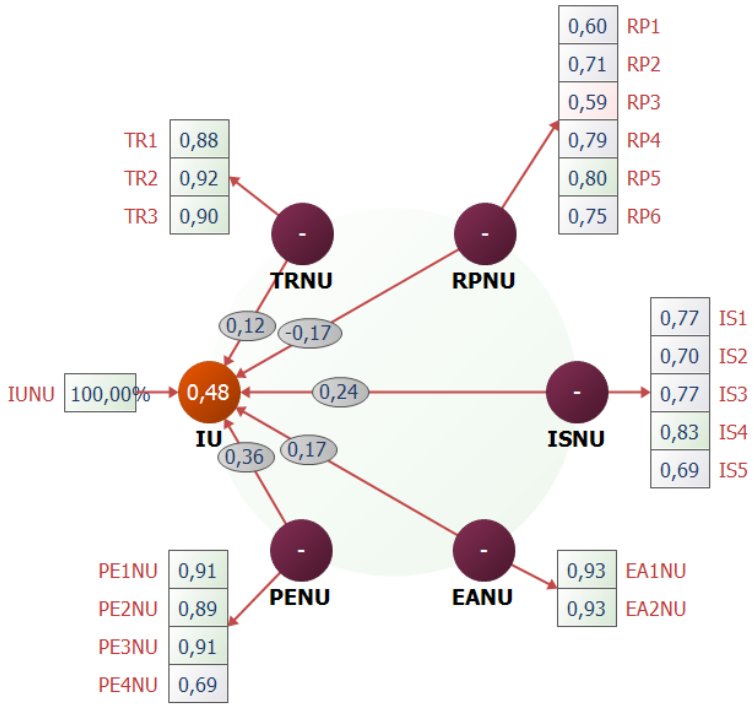


Figure 34 : Graphe des modèles externe et internes PLS-SEM associés utilisateurs.

Tableau 6 : Données des modèles externes et internes PLS-SEM associés non-utilisateurs

	Variance expliquée	concordance	R^2	Communality	Redondance
IU	1.00	1.00	0.48	1.00	0.48
PENU	0.73	0.92	0.00	0.73	0.00
EANU	0.86	0.93	0.00	0.86	0.00
ISNU	0.57	0.87	0.00	0.57	0.00
RPNU	0.51	0.86	0.00	0.51	0.00
TRNU	0.82	0.93	0.00	0.82	0.00
Moyenne	0.67	0.92	0.48	0.67	0.48

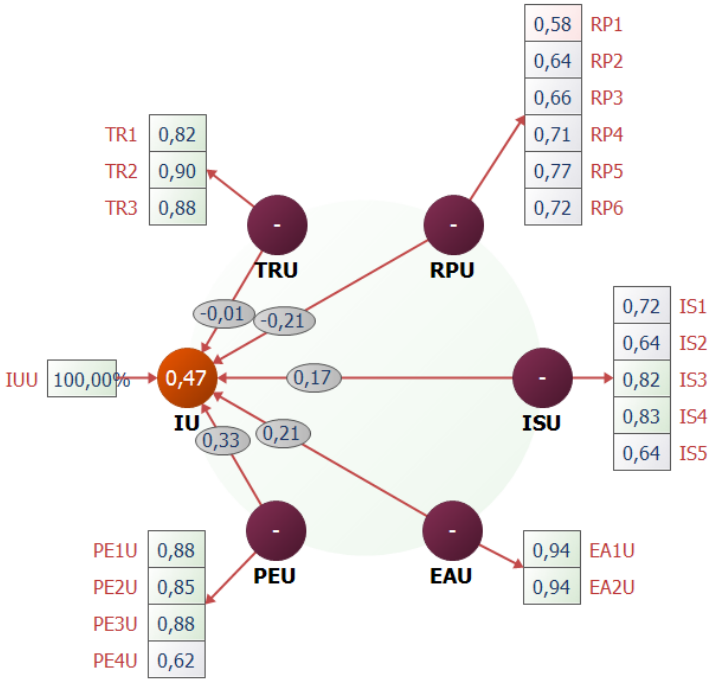


Figure 35 : Graphes des modèles externes et internes PLS-SEM associés utilisateurs.

Tableau 7 : Données des modèles externes et internes PLS-SEM associés utilisateurs

	Variance expliquée	concordance	R^2	Communality	Redondance
IU	1.00	1.00	0.47	1.00	0.47
PEU	0.66	0.89	0.00	0.66	0.00
EAU	0.89	0.94	0.00	0.89	0.00
ISU	0.54	0.85	0.00	0.54	0.00
RPU	0.47	0.84	0.00	0.47	0.00
TRU	0.75	0.90	0.00	0.75	0.00
Moyenne	0.63	0.90	0.47	0.63	0.47

Tableau 8 : Analyse des indicateurs et construits latents

Variables latentes	Non-utilisateurs	Utilisateurs
Performance espérée (PE)	Items très stables (0,69–0,91), effet encore plus fort	Items bien mesurés (0,62–0,88), effet majeur
Effort attendu (EA)	Idem, forte fiabilité (0,93), effet un peu moins fort	Items très élevés (0,94), effet positif
Influence sociale (IS)	Items très forts (0,69–0,83), impact plus important	Tous les items bien mesurés (0,64–0,83), mais effet modéré
Risques perçus (RP)	Légèrement moins négatif que les utilisateurs	Effet faible mais plus négatif que chez les utilisateurs, possible inquiétude face à l'IA
Transparence (TR)	Très bonne fiabilité (TR1–TR3 : 0,88–0,90), effet faible mais positif sur IU	Bonne fiabilité (TR1–TR3 : 0,82–0,88) mais pas influente sur IU

Le modèle PLS-SEM explique une proportion de variance de l'intention d'usage très proche dans les deux cas (R^2 IUU = 0,47 et R^2 IUNU = 0,48). Ainsi, le modèle se révèle robuste pour les deux groupes, indépendamment de la méthode utilisée (PLS-SEM ou RLM).

Les flèches illustrent les effets directs entre les variables latentes, avec des coefficients standardisés (par exemple : 0,36 ; 0,17 ; etc.), qui reflètent l'intensité des relations : plus le coefficient est élevé, plus la relation est forte. *La p-value indiquée dans la colonne « Écart-type (bootstrap) »* permet d'évaluer la probabilité que cet effet soit dû au hasard, fournissant ainsi une information complémentaire essentielle pour l'analyse des effets et notamment celui de la Transparence.

Les items observés (blocs à droite/gauche de chaque variable manifeste, ex : TR1, TR2, TR3 (pour TRU) aussi appelés « valeurs de chargement du facteur » indiquent à quel point l'item (ou la question) mesure bien le concept (cf. Figure 35).

Chez les non-utilisateurs, les coefficients de régression confirment les effets significatifs des cinq variables prédictives sur l'IUNU, allant d'un effet faible mais significatif pour la Transparence (TRNU), à un effet fort pour la Perception espérée (PENU), et modéré pour l'influence sociale (ISNU) et l'Effort attendu (EANU). Leur intention d'usage dépend davantage de leur perception des bénéfices (PENU)[3], que de l'influence ou des avis des autres (ISNU). La Transparence (TRNU)[4] agit comme un levier de confiance, mais le manque d'expérience personnelle implique que leurs perceptions restent surtout influencées par des facteurs externes ou cognitifs.

Chez les utilisateurs, la Performance espérée (PEU) occupe également une place centrale, tandis que l'Effort attendu (EAU)[5] joue un rôle plus important que chez les non-utilisateurs

[3] « Je pense que les IAG me sont utiles dans mon travail » (PE1NU = 0,88), …, « elles rendraient mon travail plus efficace avec les élèves », … (PE3NU = 0,88)

[4] « J'ai besoin de savoir si l'algorithme d'IAG produit une réponse expliquée à l'élève ou l'enseignant » (TR2NU = 0,92) et « J'ai besoin de comprendre les opérations réalisées par l'IAG » (TR3NU = 0,90)

[5] « Il m'est facile d'utiliser les IAG » (EA1U = 0,94) et « Il m'est facile d'apprendre à les utiliser » (EA2U = 0,94)

(resp. 0,21 vs 0,17). L'influence sociale (ISU) a un impact moindre chez les utilisateurs (s'appuyant davantage sur leur propre expérience) que les non-utilisateurs (resp. 0,17 vs 0,24). Les risques perçus (RPU) exercent un effet plus négatif chez les utilisateurs que chez les non-utilisateurs (resp. -0,21 vs -0,17). Le besoin de Transparence des utilisateurs ne semble pas influencer « significativement » leur comportement. Nous reviendrons néanmoins sur ce constat pour en suggérer une analyse plus approfondie.

L'analyse globale effectuée à l'aide de la méthode PLS-SEM aboutit, sans surprise, à des résultats comparables à ceux obtenus par la régression linéaire multiple (RLM). Comme indiqué précédemment, l'utilisation de la méthode PLS-SEM s'est révélée pertinente. En plus de confirmer les effets directs mis en évidence par la RLM[6], elle a permis de mieux comprendre la contribution des variables manifestes (items) à la formation des construits latents.

Ainsi, les PLS-SEM indiquent que, pour le Risque perçu, les items « pédagogiques » (RP4, RP5, RP6) sont les plus déterminants, ce qui souligne la nécessité d'inscrire la formation dans une réflexion didactique et pédagogique fondée sur des valeurs professionnelles (équité, égalité des chances). De même, pour l'Influence sociale, le soutien de l'établissement apparaît central, l'item IS4 présentant le poids le plus élevé. Concernant l'Utilité perçue (PE), l'effet reste modeste, mais ce sont les items PE1 et PE3 qui pèsent le plus, l'utilité et l'efficacité pour l'enseignement étant jugées plus importantes que le gain de temps ou la reconnaissance professionnelle.

Le modèle interne apporte également des informations plus précises sur la faible contribution de la Transparence à l'IUU. Les trois indicateurs de transparence perçue (TR1U, TR2U, TR3U) affichent des *loadings* élevés (0,82 ; 0,90 ; 0,88) et significatifs ($p<0,01$), attestant de leur pertinence pour le construit latent, malgré un effet global quasi nul (−0,01). Conformément à Cenfetelli et Bassellier (2009, p. 693), une variable peut être maintenue si ses *loadings* sont significatifs, même avec un poids faible, ce qui s'applique ici. La faiblesse de l'effet ne provient donc pas d'un défaut de mesure, mais du rôle secondaire de la Transparence dans l'adoption : les enseignants utilisateurs peuvent lui accorder une valeur éthique ou normative sans que cela influence directement leur usage.

Enfin, cette méthode PLS-SEM apporte aussi en complément des informations sur les *relations indirectes*. En effet, une variable comme la Transparence (TR) peut ne pas avoir d'effet direct notable sur l'intention d'usage (IU) (ce qui est le cas ici pour les utilisateurs) mais avoir un effet indirect via une autre variable intermédiaire (RP par exemple).

TRU → RPU = +0,24 et RPU → IU = −0,21

Effet indirect = 0,24 × (−0,21) = −0,05

Chez les utilisateurs, le besoin de Transparence semble donc avoir moins d'effet direct sur l'IUU que d'effet indirect. Il est nettement associé à une hausse du Risque perçu (RPU). Ce risque perçu, à son tour, réduit « l'intention de continuer à utiliser les IAG ».

[6] La régression linéaire regarde les relations entre les variables observées (ex. médianes de PE, EA, IS, etc.). Le PLS-SEM modélise les relations structurelles entre construits latents, tout en intégrant les mesures individuelles (indicateurs) dans le calcul.

7. CONCLUSION

Une analyse quantitative des données récoltées, fondée sur des régressions linéaires multiples et des modèles d'équations structurelles, a permis d'identifier le rôle central du Risque perçu et du besoin de Transparence dans l'Intention d'usage des IAG. Introduites comme nouvelles variables prédictives en comparaison du modèle de référence (Venkatesh, 2022), elles viennent en consolider la structure : la Performance espérée et l'Effort attendu demeurent les principaux déterminants, tandis que l'ordre d'importance des autres variables se reconfigure. Les modèles obtenus expliquent une part substantielle de la variance de l'intention d'usage, comprise entre 49 % et 53,59 % pour l'ensemble des enseignants, et pouvant atteindre 69,69 % pour certains sous-groupes spécifiques. Les analyses PLS-SEM confirment la robustesse de ces résultats.

Le modèle met également en évidence le rôle modérateur du genre, de l'âge, de l'expérience et du caractère volontaire de l'utilisation, soulignant que l'adoption des IAG ne relève pas d'un processus homogène mais de dynamiques différenciées selon les profils enseignants.

La Performance espérée apparaît comme le prédicteur le plus influent dans toutes les configurations étudiées. L'intention d'usage repose ainsi prioritairement sur la perception de bénéfices professionnels et pédagogiques tangibles. L'Effort attendu joue également un rôle significatif, en particulier chez les utilisateurs, montrant que la facilité d'appropriation conditionne la stabilisation des usages. Ensemble, ces résultats indiquent que l'adoption des IAG semble davantage liée à la performance attendue en contexte pédagogique qu'à leur compréhension technique ou à des exigences de transparence.

L'Influence sociale agit principalement dans les phases initiales d'adoption, notamment chez les non-utilisateurs et dans le premier degré, confirmant l'importance des dynamiques collectives dans la diffusion des pratiques. À l'inverse, le Risque perçu exerce un effet négatif marqué sur l'intention d'usage, particulièrement chez les utilisateurs, suggérant que l'expérience concrète fait émerger des préoccupations éthiques, juridiques et professionnelles plus saillantes. La Transparence présente quant à elle des effets différenciés et majoritairement indirects, notamment via son association avec le Risque perçu. Elle ne constitue donc pas un levier universel d'adoption mais plutôt un facteur de sécurisation des usages dont l'impact varie selon les publics.

Ces résultats permettent également d'enrichir les cadres théoriques issus des travaux de Venkatesh *et al.* (2003 ; 2016) et Venkatesh (2022) en intégrant des variables particulièrement saillantes dans le contexte des IA génératives en éducation. Ils apportent des éléments empiriques éclairant les conditions concrètes d'appropriation ou de non-appropriation de ces technologies par les enseignants.

Au-delà de leur portée théorique, nos analyses mettent aussi en évidence le rôle structurant des formations récemment mises en œuvre pour accompagner un usage responsable des IAG. Celles-ci agissent directement sur les principaux déterminants identifiés par le modèle : elles renforcent la Performance espérée en rendant visibles les plus-values pédagogiques, réduisent l'Effort attendu grâce à des mises en situation accompagnées, et contribuent à objectiver les risques, limitant ainsi leur effet inhibiteur. La formation apparaît ainsi non comme un simple dispositif d'acculturation technique, mais comme un mécanisme central de transformation des représentations professionnelles conditionnant l'intention d'usage.

Ces résultats ont des implications directes pour la conception des dispositifs de formation. Ils invitent à dépasser une approche centrée sur le fonctionnement technique des outils pour privilégier des dispositifs ancrés dans les situations professionnelles réelles, mettant en évidence les gains pédagogiques, favorisant l'expérimentation encadrée et intégrant explicitement la réflexion sur les risques et les responsabilités associées. Ils suggèrent également la nécessité de politiques de formation différenciées selon les niveaux d'enseignement et les profils d'enseignants, tenant compte des écarts de culture numérique et des contextes disciplinaires.

RÉFÉRENCES

Arrieta, A. B., Díaz-Rodríguez, N., Del Ser, J., Bennetot, A., Tabik, S., Barbado, Garcia, S., Gil-Lopez, S., Molina, D., Benjamins, R., Chatila, R. et Herrera, F. (2020). Explainable Artificial Intelligence (XAI): Concepts, taxonomies, opportunities and challenges toward responsible AI. *Information Fusion*, *58*(2020), 82-115. https://doi.org/10.1016/j.inffus.2019.12.012

Barralis, M. (2021). L'importance de l'acceptabilité dans l'étude des usages. *Medium*. https://marie-barralis.medium.com/quest-ce-que-l-acceptabilité-et-pourquoi-est-ce-important-9dcb85b356b2

Baudet, C., Jeanneret Medina, M. et Delaloye, M. (2023). Des IA et des Hommes. AIM 2023, *Association Information et Management*. Dijon, France. hal-04167777

Bewersdorff, A., Zhai, X., Roberts, J. et Nerdel, C. (2023). Myths, mis- and preconceptions of artificial intelligence : A review of the literature. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, *4*, 100143. https://doi.org/10.1016/j.caeai.2023.100143

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

Boudokhane, F. (2006). Comprendre le non-usage technique : réflexions théoriques. *Les Enjeux de l'information et de la communication*, 13-22. https://doi.org/10.3917/enic.006.0013

Cenfetelli, R. T. et Bassellier, G. (2009). Interpretation of formative measurement in information systems research1. *MIS Quarterly*, *33*(4), 689-708. https://doi.org/10.2307/20650323

Collin, S., Lepage, A. et Nebel, L. (2023). Enjeux éthiques et critiques de d'intelligence artificielle en éducation : Une revue systématique de la littérature. *Canadian Journal of Learning and Technology*, *49*(4), 1-29. https://doi.org/10.21432/cjlt28448

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*, 182-187. https://doi.org/10.18421/SAR63-06

Flichy, P. (2008). Technique, usage et représentations. *Réseaux*, *148-149*(2), 147-174. https://doi.org/10.3917/res.148.0147

Flichy, P. (2003). *L'Innovation technique*. Récents développements en sciences sociales, vers une nouvelle théorie de l'innovation. La Découverte.

Grinbaum, A., Chatila, R., Devillers, L., Martin, C., Kirchner, C., Perrin, J. et Tessier, C. (2023). *Systèmes d'intelligence artificielle générative : Enjeux d'éthique* [Report, Comité national pilote d'éthique du numérique]. https://cea.hal.science/cea-04153216

Holmes, W. et Porayska-Pomsta, K. (2023). *L'éthique de l'intelligence artificielle dans l'éducation*. Routledge Taylor.

Holmes, W., Porayska-Pomsta, K., Holstein, K., Sutherland, E., Baker, T., Shum, S. B., Koedinger, K. R. *et al.* (2021). Ethics of AI in education: Towards a community-wide framework. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 1–23. https:// doi.org/10.1007/s40593-021-00239-1

Lo, C. K. (2023). What is the impact of ChatGPT on education? A rapid review of the literature. *Education Sciences*, *13*(4), 410. https://doi.org/10.3390/educsci13040410

Maudet, N. (2022). IA & Explicabilité. *Bulletin de l'AFIA, 116(*4). https://afia.asso.fr/wp-content/uploads/2022/05/116_avr22.pdf

Mœglin P. (2005). *Outils et médias éducatifs, une approche communicationnelle*. PUG.

Proulx, S. (2005). Penser les usages des TIC aujourd'hui : enjeux, modèles, tendances. Dans L. Vieira et N. Pinède (.dir), *Enjeux et usages des TIC : aspects sociaux et culturels 1*, 7-20. Presses universitaires de Bordeaux.

Rabardel, P. (1995). *Les hommes et les technologies : approche cognitive des instruments contemporains*. Armand Colin.

Trestini, M. (2012). Causes de non-usage des TICE à l'Université : des changements ? Cas des enseignants du supérieur. *Recherches & éducations*, *6*, 15-33. https://doi.org/10.4000/rechercheseducations.935

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., Mazziotti, S., Collin, A., Bannier, N., Rabin, É., 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*. GTnum IA2GE de la Direction du numérique éducatif du MENESR. https://hal.science/hal-05062217

Tricot, A., Plégat-Soutjis, F., Camps, J.-F., Amiel, A., Lutz, G. et Morcillo, A. (2003). Utilité, utilisabilité, acceptabilité : interpréter les relations entre trois dimensions de l'évaluation des EIAH. Dans Desmoulins, C., Marquet, P., et Bouhineau, D. (dir.), *Actes de la conférence européenne sur les EIAH*, 391-402. Strasbourg, 15-17 avril 2003. ATIEF, INRP.

Venkatesh, V., Morris, M., Davis, G. et Davis, F. (2003). User acceptance of information technology : Toward a unified view. *MIS Quarterly*, *27*, 425-478. https://doi.org/10.2307/30036540

Venkatesh, V., Thong, J. et Xu, X. (2012). Consumer acceptance and use of information technology: Extending the unified theory of acceptance and use of technology. *MIS Quarterly*, *36*, 157-178. https://doi.org/10.2307/41410412

Venkatesh, V., Thong, J. 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. *Annals of Operations Research*, *308*(1-2), 641-652. https://doi.org/10.1007/s10479-020-03918-9

Zhang, X., Zhang, P., Shen, Y., Liu, M., Wang, Q., Gašević, D. et Fan, Y. (2024). A systematic literature review of empirical research on applying generative artificial intelligence in education. *Frontiers of Digital Education*, *1*(3), 223-245. https://doi.org/10.1007/s44366-024-0028-5

ANNEXE 1 : ANALYSE ET CHOIX DES VARIABLES

Dénomination	**Définition**	**Mobilisé pour l'étude (Oui/Non)**
Variables prédictives		
Performance espérée	Degré auquel un individu croit que l'utilisation d'un système améliorera sa performance au travail (Venkatesh *et al.*, 2022, p. 9).	Oui
Effort attendu	Degré de facilité associé à l'utilisation du système (*Ibid.*, p. 9).	Oui
Influence sociale	L'influence sociale fait référence à la perception d'un individu selon laquelle d'autres personnes importantes pensent qu'il ou elle devrait utiliser le nouveau système (*Ibid.*, p. 9).	Oui impulsion hiérarchie/ministère collègues médias / réseaux sociaux
Conditions facilitantes	Les conditions facilitatrices font référence à la croyance de l'individu selon laquelle une infrastructure organisationnelle et technique existe pour soutenir l'utilisation du système (Ibid., p. 9).	Oui : projet TNE, accompagnement équipe de circo (ERUN), prise en charge de la responsabilité des données par DSDEN/Ministère
Transparence	Les grands modèles de langages sont souvent perçus comme des boîtes noires et l'utilisateur a peu ou pas de visibilité sur l'algorithme ou le processus sous-jacent qui rend la décision. Il est peu probable que les utilisateurs acceptent cette situation, surtout s'ils en sont responsables des conséquences. La Transparence dans cette recherche mesure donc le degré auquel les individus comprennent comment fonctionne une technologie, comment leurs données sont utilisées et les processus de décision intégrés à la technologie (Fetaji, 2023).[7]	Oui

[7] Certaines auteurs proposent une définition de la « transparence » différente de celle que nous avons adoptée. Dans leurs travaux, la transparence fait notamment référence au fait que les enseignants informent les élèves de leur usage des IAG, que ce soit dans la prise de décision pédagogique ou dans la création de supports d'enseignement, ce qui constitue une approche différente.

Risque perçu	« Le risque correspond aux dangers liés à l'utilisation des outils digitaux » Abriane *et al.* (2021, p. 296). Il fait référence aux conséquences négatives potentielles que les individus croient pouvoir découler de l'utilisation d'une technologie particulière. Ces risques pourraient être liés à la sécurité, à la vie privée, aux pertes financières, aux problèmes de performance, ou même aux implications sociales.	Oui
Coût	Coût de la technologie pour l'utilisateur.	Non : A notre connaissance, l'essentiel des usages enseignants sont faits dans le cadre de comptes gratuits et facilités par l'intégration à un écosystème numérique déjà existant[8] (une adresse Gmail pour Gemini, Outlook pour Copilote…).
Motivation hédonique	Plaisir occasionné par l'utilisation de la technologie.	Non (pas explicitement comme variable prédictive mais comme variable manifeste incluse dans les Caractéristiques individuelle CI[9]).
Habitudes	Dans l'article de 2012, ce prédicteur est de fait constitué de deux concepts distincts : l'expérience et l'habitude.	Non
Rapport personnel à l'innovation	Manière dont les individus perçoivent et interagissent avec les nouvelles technologies et innovations.	Non
Variables modératrices		
Sexe		Oui
Age		Oui
Expérience	Expérience avec la technologie.	Oui
Utilisation volontaire	Décision d'adopter une technologie de façon non imposée.	Oui : car présente dans le modèle de Venkatesh *et al.* (2022) mais ne pas faire de comparaison entre pays
Technologie	Mobile, online, transaction.	Non : car s'applique *a priori* lorsque différentes technologies sont possibles pour une même fonction d'usages (ex. applications du P2IA).

[8] La question est intéressante pour des outils plus alignés avec la sphère éducative (Mizou ou Nolej) par exemple) qui facilite la pris en main par les enseignants, mais pour cela qui suppose un abonnement payant.
[9] CI1. J'ai plaisir à utiliser les outils numériques.

ANNEXE 2 : QUESTIONNAIRE D'ENQUETE

Consignes : Ce questionnaire a pour objectif de mieux connaître vos intentions d'usage ou vos usages des IA génératives (IAG) dans votre activité éducative et/ou pédagogique. Il s'adresse aussi bien aux enseignants :

- qui ne les utilisent pas et qui n'ont pas l'intention de les utiliser,
- qui ne les utilisent pas et qui ont l'intention de les utiliser,
- qui utilisent déjà ces technologies.

Les questions peuvent être fermées uniques, fermées multiples, numériques, ouvertes ou d'échelle. Lorsque la question est d'échelle, lisez attentivement chaque phrase et répondez sur une échelle correspondant le mieux à ce que vous pensez. 1 = pas du tout d'accord à 7 = tout à fait d'accord ».

Dans tout le questionnaire :

Lorsqu'il est fait référence aux IA génératives (IAG), nous parlons d'outils comme ChatGPT, Gemini, Vittasciences, Nolej, Copilot, DALL-E, Craiyon, etc.

Lorsqu'il est fait référence aux IA pour l'apprentissage adaptatif, nous parlons d'outils comme Lalilo, Mathia, Adaptiv'Maths, Navi, Smart Enseigno, Kaligo, etc.

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
1	2	3	4	5	6	7

[strongly disagree] <----------->[totally agree]

Dénomination	Questions	Modalité
Comportement d'utilisation (usage)		
1. Usage effectif (UE)	UE1. Avez-vous déjà utilisé les IA génératives (IAG) **dans votre activité professionnelle** ? Oui ☐ Non ☐ **Test : Si** la réponse est « Oui » **alors** proposer le questionnaire ci-dessous version bleu si « Non » proposer le questionnaire version orange. Questions pour tous : version en noir. UE2. Pourquoi ? (Développez ce qui vous incite à utiliser les IAG) UE2. Pourquoi ? (Développez ce qui vous incite à ne pas utiliser les IAG)	Question fermée unique et obligatoire Questions ouvertes **(non obligatoire)** pour étayer l'usage ou non des IAG
Antécédents pouvant impacter l'adoption et l'utilisation d'une technologie		
2. Caractéristiques individuelles (CI)	Dans quelle mesure êtes-vous d'accord avec les affirmations suivantes : CI1. J'ai plaisir à utiliser les outils numériques ; CI2. Je ressens le besoin d'avoir une connaissance du fonctionnement d'un outil numérique avant de l'utiliser ;	Échelle de Likert 1 à 7 : de « Pas du tout d'accord » à « Tout à fait d'accord »

	CI3. Je suis attaché aux valeurs éthiques (au respect de la vie privée, à l'équité, …).	
3. Caractéristiques de la technologie (CT)	Dans quelle mesure êtes-vous d'accord avec les affirmations suivantes : CT1 : Je sais distinguer une application d'IA conçue pour l'apprentissage adaptatif d'une application d'IA générative ; CT2. Les IA génératives respectent les critères de sécurité et de confidentialité ; CT3 : Les IA génératives s'intègrent facilement aux autres outils numériques.	Échelle de Likert 1 à 7 : de « Pas du tout d'accord » à « Tout à fait d'accord »
4. Caractéristiques environnementales (CE)	CE1. Positionnez sur une échelle graduée de 1 à 7 le niveau d'enseignement dans lequel vous exercez principalement : 1. PS à CP 2. CE1-CE2 3. CM1-CM2 4. 6ème- 5ème 5. 4ème- 3ème 6. 2nde 7. 1ère-Terminale CE2. Mon établissement favorise les innovations CE3. Mon établissement encourage l'usage des IAG	Échelle graduée de 1 à 7 Échelle de Likert 1 à 7 : de « Pas du tout d'accord » à « Tout à fait d'accord »
5. Interventions (I)	Dans quelle mesure êtes-vous d'accord avec les affirmations suivantes : I1. J'ai suivi des formations sur les IAG ; I2. J'ai bénéficié d'un soutien technique sur les IAG.	Échelle de Likert 1 à 7 : de « Pas du tout d'accord » à « Tout à fait d'accord »
Variables prédictives (explicative)		
6. Performance espérée (PE)	Dans quelle mesure êtes-vous d'accord avec les affirmations suivantes : PE1. Je pense que les IA génératives me sont (seraient) utiles dans mon travail ; PE2. Elles me permettent (permettraient) d'accomplir des tâches plus rapidement ; PE3. Elles rendent (rendraient) mon travail plus efficace auprès des élèves ; PE4. En utilisant les IA génératives, j'augmente (j'augmenterais) mes chances d'être valorisé professionnellement.	Échelle de Likert 1 à 7 : de « Pas du tout d'accord » à « Tout à fait d'accord »
7. Effort attendu (EA)	Dans quelle mesure êtes-vous d'accord avec les affirmations suivantes : EA1. Il m'est (me serait) facile d'utiliser les IAG ; EA2. Il m'est (me serait) facile d'apprendre à les utiliser.	Échelle de Likert 1 à 7 : de « Pas du tout d'accord » à « Tout à fait d'accord »
8. Influences sociales (IS)	Dans quelle mesure êtes-vous d'accord avec les affirmations suivantes :	Échelle de Likert 1 à 7 : de « Pas du tout d'accord » à

	IS1. Les personnes de mon entourage professionnel (mes pairs) m'encouragent à utiliser les IA génératives ; IS2. Les personnes qui comptent pour moi (famille, amis, proches) m'encouragent à utiliser les IA génératives. IS3. Ma hiérarchie pense qu'il est utile pour les enseignants d'utiliser les IAG ; IS4. Mon établissement soutient l'utilisation des IAG ; IS5. L'information à laquelle j'accède par les médias (y compris les réseaux) m'encourage à utiliser les IAG.	« Tout à fait d'accord »
9. Conditions facilitantes (CF)	Dans quelle mesure êtes-vous d'accord avec les affirmations suivantes : CF1. Je dispose de ressources matérielles et documentaires suffisantes pour utiliser les IAG (ordinateur, internet, manuels facilitant l'usage, tutoriels, …) ; CF2. Une personne référente (ou une équipe spécialisée) est disponible pour proposer de l'aide en cas de difficultés ; CF3. Je pense disposer des connaissances nécessaires pour utiliser les IAG.	Échelle de Likert 1 à 7 : de « Pas du tout d'accord » à « Tout à fait d'accord »
10. Risque perçu (RP)	Dans quelle mesure êtes-vous d'accord avec les affirmations suivantes : RP1. Je ressens une certaine appréhension à l'idée d'utiliser les IAG ; RP2. Cela m'inquiète de penser que mes données personnelles ou celles des élèves pourraient éventuellement être utilisées par des tiers ; RP3. J'hésite à utiliser les IAG de peur que l'on m'accuse de plagiat ; RP4. Je crains que les IAG renforcent les inégalités scolaires ; RP5. Je crois que les IAG compliqueront nos modalités d'évaluation et les rendront moins fiables ; RP6. Je pense que les IAG auront un impact négatif sur le développement de la créativité des élèves.	Échelle de Likert 1 à 7 : de « Pas du tout d'accord » à « Tout à fait d'accord »
11. Transparence (TR)	Dans quelle mesure êtes-vous d'accord avec les affirmations suivantes : TR1. J'ai besoin d'avoir une connaissance minimum du fonctionnement des IAG pour l'enseignement ; TR2. J'ai besoin de savoir si l'algorithme d'IAG produit une réponse expliquée à l'élève ou à l'enseignant ; TR3. J'ai besoin de comprendre les opérations réalisées par l'IAG.	Échelle de Likert 1 à 7 : de « Pas du tout d'accord » à « Tout à fait d'accord »
Variables modératrices (Identité)		
12. Genre (G)	G. Genre Masculin ☐ Féminin ☐ Ne souhaite pas répondre ☐	Réponse obligatoire

13. Age (A)	A. Quel est votre âge ?	Nombre entier
14. Expérience (E)	E1. Depuis combien d'années utilisez-vous le numérique pour la préparation de vos cours ou dans la classe avec vos élèves ? E2. Depuis combien d'années enseignez-vous ?	Nombre entier Nombre entier
15. Utilisation volontaire (UV)	UV. Dans quelle mesure êtes-vous d'accord avec l'affirmation suivante : C'est volontairement que vous avez décidé d'utiliser les IAG ; Si vous deviez décider d'utiliser les IAG, vous le feriez de façon volontaire (sans que l'on ne vous l'impose).	Échelle de Likert 1 à 7 : de « Pas du tout d'accord » à « Tout à fait d'accord »
Variables expliquées		
16. Intention d'usage (IU)	Dans quelle mesure êtes-vous d'accord avec les affirmations suivantes : IU. J'ai l'intention d'utiliser (de continuer à utiliser) les IA génératives au cours des prochains mois.	Échelle de Likert 1 à 7 : de « Pas du tout d'accord » à « Tout à fait d'accord »
Les effets		
17. Effets (EF)	Dans quelle mesure êtes-vous d'accord avec les affirmations suivantes : EF1. Utiliser les IAG dans ma pratique professionnelle améliore (me permettrait d'améliorer) : EF1.1. La confiance en moi EF1.2. Mon autonomie EF1.3. Ma gestion du temps EF1.4. Le contrôle de mes émotions EF1.5. Mon envie d'apprendre EF1.6. Mes connaissances EF1.7. Mon expression écrite EF1.8. La qualité de mes enseignements EF1.9. Les relations avec mes collègues EF1.10. Les relations avec mes élèves EF1.11. Mon identité professionnelle EF 2. Du fait de votre expérience de l'IA, de vos usages. Qu'est-ce qui vous motiverait à l'abandonner ? EF2. Pour vous, de votre expérience de l'IA, qu'est ce qui pourrait vous inciter à commencer à utiliser les IAG ?	Échelle de Likert 1 à 7 : de « Pas du tout d'accord » à « Tout à fait d'accord » Question ouverte, non obligatoire
Les enjeux éthiques		
18. Enjeux éthiques (EE)	Dans quelle mesure êtes-vous d'accord avec les affirmations suivantes : Enjeux éthiques sur le métier	Échelle de Likert 1 à 7 : de « Pas du tout d'accord » à

	EE1. Les IAG impacteront négativement les professions éducatives EE2. Les IAG modifieront positivement les missions fondamentales des professions éducatives Enjeux éthiques sur le rapport aux savoirs et aux connaissances EE3. Les IAG produisent des savoirs et des connaissances fiables. EE4. L'usage des IAG va conduire à la production et la diffusion de leurs propres savoirs. Enjeux éthiques sur l'apprentissage EE5. Les IAG améliorent les méthodes d'apprentissage. EE6. Pour mieux apprendre aujourd'hui, il est nécessaire de renforcer ses compétences dans l'usage des IAG.	« Tout à fait d'accord »

Conclusion :

Merci d'indiquer de façon libre ce que vous avez à ajouter au sujet de l'usage des IAG.

Réponse :

Nous vous remercions vivement pour votre réponse à ce questionnaire.

L'équipe de recherche pourra ensuite effectuer des entretiens avec les enseignants qui souhaitent davantage expliquer leur démarche ou leur réflexion au sujet de l'IA en éducation. L'entretien prendra moins de 20 minutes et sera mené en visioconférence, par téléphone ou en présence selon vos préférences et la proximité de votre lieu de travail avec l'un des membres de l'équipe de recherche. Si vous êtes intéressé(e), merci d'indiquer votre adresse mail ci-dessous (votre participation à l'entretien restera confidentielle) ».

Fin du questionnaire Enseignant

Adresse mail :

ANNEXE 3 : REDRESSEMENT PAR QUOTA

Redressement effectué (quota) : sur le degré, le genre, la tranche d'âge (variable à créer)

	NON	**OUI**
Utilisation effective (échantillon)	52.97	47.03

Degré	**Premier degré**	**Second degré**
Échantillon	20.69	79.31
Région	44.68	55.31
National	45	55
Proposition redressement	44,5	55,5

Niveaux	**PS à CP**	**CE1-CE2**	**CM1-CM2**	**6ème-5ème**	**4ème-3ème**	**2nde-1ère-Terminale**	**Post Bac**
Échantillon	7.76	5.53	6.64	12.05	21.34	39.62	7.05
Région	-	-	-	-	-	-	-
National	-	-	-	-	-	-	-
Proposition redressement	Pas de redressement : uniquement sur le degré (1D/2D) Le découpage proposé dans le questionnaire a échappé à notre vigilance pour le 1D : la catégorie PS à CP n'a pas de sens						

Genre	**Féminin**	**Masculin**	**Je ne souhaite pas répondre**
Échantillon	56.52	34.28	9.20
National	71,2	28,8	-
Région	-	-	-
Proposition redressement	en répartissant la moitié de la charge de « Je ne souhaite pas répondre » sur des deux modalités « Féminin » et « Masculin »		
Redressement	71,2- (4,6/2) = 68,9	28,8 - (4,6/2) = 26,5	9.20/2 = 4,6

Tranche d'âge	**Moins de 35**	**Entre 35 et 49**	**50 et plus**
Échantillon	14.99	43.5	41.5
Échantillon1D	15.62	50.57	33.81
Échantillon	14.83	41.66	43.51
National	19	45	36
Régional	-	-	-
Proposition redressement	19	45	36

ANNEXE 4 : NOM DE VARIABLES

- PE : Performance Espérée
- EA : Effort attendu
- IS : Influence Sociale
- CF : Conditions facilitantes
- RP : Risques perçus
- TR : Transparence
- G : Genre
- A : Âge
- E : Expérience
- IU : Intention d'Usage
- IUU : Intention d'Usage des Utilisateurs
- IUNU : Intention d'Usage des Non-Utilisateurs

- UE : Usage Effectif
- UV : Utilisation volontaire