

Perceptions des étudiants à l'égard de l'usage de l'intelligence artificielle générative dans l'apprentissage universitaire

Students Perceptions of Generative Artificial Intelligence Use in University Learning.

Auteur 1 : DAHDOUH Boutaina,

Auteur 2 : CHERKAOUI SELLAMI Safa,

DAHDOUH Boutaina, <https://orcid.org/0009-0004-4172-4635> , Doctorante en sciences de l'éducation
Faculté des sciences de l'éducation, université Mohamed V
Rabat, Maroc

CHERKAOUI SELLAMI Safa, <https://orcid.org/0009-0002-6070-677X> , Maitre de conférence habilitée en sciences de l'éducation
Faculté des sciences de l'éducation, université Mohamed V
Rabat, Maroc

Déclaration de divulgation : L'auteur n'a pas connaissance de quelconque financement qui pourrait affecter l'objectivité de cette étude.

Conflit d'intérêts : L'auteur ne signale aucun conflit d'intérêts.

Pour citer cet article : DAHDOUH .B & CHERKAOUI SELLAMI .S (2026) « Perceptions des étudiants à l'égard de l'usage de l'intelligence artificielle générative dans l'apprentissage universitaire », African Scientific Journal « Volume 03, Num 37 » pp: 001 – 024.



DOI : 10.5281/zenodo.22688095
Copyright © 2026 – ASJ



Résumé

L'essor rapide de l'intelligence artificielle générative, à travers des outils conversationnels tels que ChatGPT, Gemini ou Claude, transforme en profondeur les pratiques d'apprentissage et de recherche dans l'enseignement supérieur. Cette étude analyse la manière dont les étudiants perçoivent l'intégration de ces technologies et identifie les facteurs qui déterminent leur intention d'usage dans un cadre académique. La recherche mobilise le Technology Acceptance Model (TAM) enrichi par l'intégration de dimensions pédagogiques et critiques, notamment l'impact perçu sur l'apprentissage, la confiance et les risques perçus. Sur le plan méthodologique, une démarche quantitative explicative fondée sur la modélisation en équations structurelles par les moindres carrés partiels (PLS-SEM) a été adoptée. Les données ont été collectées via un questionnaire structuré administré auprès d'un échantillon de 183 étudiants universitaires, caractérisé par une forte représentation des cycles supérieurs (Master et Doctorat). Les résultats empiriques valident la majorité des hypothèses formulées : l'utilité perçue et l'impact perçu sur l'apprentissage constituent les principaux leviers de l'attitude et de l'intention d'usage, tandis que la perception des risques (erreurs factuelles, plagiat, dépendance cognitive) agit comme un frein significatif. L'étude offre des repères utiles pour l'élaboration de cadres institutionnels et de stratégies pédagogiques favorisant un usage responsable de l'IAG dans le supérieur.

Mots-clés : Intelligence artificielle générative, perception étudiante, apprentissage universitaire, TAM, enseignement supérieur

Abstract

The rapid emergence of generative artificial intelligence, driven by tools such as ChatGPT, Gemini, or Claude, is profoundly reshaping learning and research practices in higher education. This study examines how university students perceive the integration of these technologies and identifies the key factors influencing their behavioral intention to use them for academic purposes. The theoretical framework extends the Technology Acceptance Model (TAM) by incorporating pedagogical and critical dimensions, including perceived learning impact, trust, and perceived risks. Methodologically, a quantitative explanatory approach based on Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM) was implemented. Data were gathered using a structured questionnaire administered to a sample of 183 university students, marked by a high proportion of graduate students (Master's and Ph.D. candidates). Empirical findings validate most of the hypothesized relationships: perceived usefulness and perceived learning impact serve as the main drivers of positive attitudes and usage intentions, whereas perceived risks (such as factual inaccuracies, plagiarism, and cognitive reliance) represent significant barriers. This research provides actionable insights for academic institutions to design guidelines and pedagogical strategies that foster responsible GAI adoption in higher education

Keywords: Generative artificial intelligence, student perception, university learning, TAM, higher education

1. Introduction

Au cours des dernières années, l'enseignement supérieur a connu une transformation numérique rapide, accélérée par la généralisation des plateformes en ligne, l'évolution des environnements d'apprentissage et l'émergence de nouveaux outils fondés sur l'intelligence artificielle. Parmi ces innovations, l'intelligence artificielle générative occupe désormais une place particulière. Capable de produire des textes, de reformuler des idées, de résoudre des problèmes ou encore de répondre à des requêtes complexes en langage naturel, elle s'insère progressivement dans les pratiques quotidiennes des étudiants. Des outils tels que ChatGPT, Gemini ou Claude sont aujourd'hui mobilisés pour comprendre un cours, préparer un devoir, corriger un texte ou explorer rapidement un sujet académique.

L'intérêt suscité par ces technologies tient autant à leur performance qu'à leur accessibilité. Pour de nombreux étudiants, l'intelligence artificielle générative représente une ressource disponible à tout moment, susceptible de fournir un soutien immédiat face à des difficultés de compréhension ou à des contraintes de temps. Dans des contextes universitaires parfois marqués par des effectifs élevés, un accompagnement pédagogique limité ou des inégalités d'accès aux ressources, cette promesse d'assistance personnalisée peut apparaître particulièrement attractive. L'essor de l'IAG ne se réduit pas à une simple amélioration technique. Il interroge plus largement les manières d'apprendre, de produire des connaissances et d'évaluer les compétences universitaires. Si certains y voient un levier d'autonomie, de productivité et de démocratisation du savoir, d'autres soulignent des risques non négligeables : dépendance cognitive, usage non critique des réponses générées, affaiblissement de l'effort intellectuel, plagiat ou diffusion d'informations inexacts. En pratique, ces technologies introduisent donc une tension entre opportunités pédagogiques et vigilance académique.

Dans ce débat, la perception des étudiants constitue une variable centrale. Les technologies éducatives ne produisent pas d'effets automatiques par leur seule présence. Leur adoption dépend largement de la manière dont elles sont comprises, jugées et intégrées par les usagers. Une technologie perçue comme utile, simple d'usage et compatible avec les besoins académiques aura davantage de chances d'être mobilisée durablement. À l'inverse, si elle inspire méfiance ou apparaît peu pertinente, son usage restera marginal ou opportuniste.

Le Technology Acceptance Model (TAM), proposé par Davis (1989), offre à cet égard un cadre d'analyse particulièrement pertinent. En mettant l'accent sur l'utilité perçue et la facilité d'utilisation perçue, ce modèle a largement contribué à expliquer l'adoption des innovations numériques. Néanmoins, son application au cas de l'intelligence artificielle générative appelle certaines adaptations. L'IAG n'est pas seulement un outil fonctionnel ; elle intervient dans des activités intellectuelles directement liées à l'apprentissage, à la compréhension et à la production académique. Il devient dès lors nécessaire d'intégrer des dimensions complémentaires telles que la confiance, les risques perçus ou l'impact sur les apprentissages.

Malgré la multiplication récente des travaux sur l'intelligence artificielle en éducation, les recherches empiriques consacrées aux perceptions étudiantes de l'IAG demeurent encore fragmentées, particulièrement dans les contextes universitaires francophones et dans les établissements où les usages se développent plus vite que les cadres institutionnels. Cette lacune limite la compréhension des mécanismes réels d'appropriation de ces outils.

La présente recherche. Elle vise à analyser les perceptions des étudiants à l'égard de l'usage de l'intelligence artificielle générative dans l'apprentissage universitaire, à identifier les facteurs qui structurent ces perceptions et à examiner leurs implications pour l'enseignement supérieur. Plus précisément, l'étude cherche à répondre à la question suivante : **comment les étudiants perçoivent-ils l'usage de l'intelligence artificielle générative dans leur apprentissage universitaire, et quels facteurs influencent cette perception ?**

2. Revue de littérature et développement des hypothèses

L'émergence rapide de l'intelligence artificielle générative a profondément renouvelé les débats relatifs à l'innovation pédagogique dans l'enseignement supérieur. Alors que les premières recherches sur le numérique éducatif se concentraient principalement sur les plateformes d'apprentissage, les MOOCs ou les environnements virtuels, les travaux récents portent désormais sur des outils capables de produire du texte, de résoudre des problèmes, de synthétiser l'information et d'interagir de manière conversationnelle avec les étudiants. Cette évolution modifie sensiblement la relation entre l'apprenant, le savoir et la technologie.

La littérature actuelle met en évidence des résultats contrastés. Certaines études soulignent que les outils génératifs améliorent l'accessibilité aux connaissances, soutiennent l'apprentissage autonome et facilitent la compréhension de notions complexes (Kasneci et al., 2023 ; Chan &

Hu, 2023). D'autres travaux insistent cependant sur les risques de dépendance cognitive, d'erreurs factuelles, de réduction de l'effort intellectuel ou de fragilisation de l'intégrité académique (Dwivedi et al., 2023 ; Cotton et al., 2024). Ces conclusions divergentes suggèrent que les effets de l'IAG ne peuvent être analysés indépendamment des perceptions des utilisateurs. Les étudiants constituent un terrain d'analyse prioritaire. Ils figurent parmi les premiers utilisateurs de ces outils dans les universités, souvent avant même l'existence de cadres institutionnels explicites. Leur perception de l'utilité, de la facilité d'usage, de la fiabilité ou encore des risques associés influence directement les modalités d'appropriation de la technologie.

Malgré l'essor rapide de la littérature, plusieurs limites persistent. Une part importante des recherches demeure descriptive, centrée sur les usages déclarés ou les attitudes générales. D'autres mobilisent les modèles classiques d'acceptation technologique sans intégrer les dimensions pédagogiques propres au contexte universitaire. Peu d'études proposent ainsi une lecture intégrée combinant variables technologiques, bénéfices éducatifs et préoccupations critiques dans un même cadre explicatif.

La présente recherche s'inscrit dans cette perspective en mobilisant le Technology Acceptance Model enrichi par des dimensions liées à l'apprentissage universitaire. L'objectif est d'expliquer comment les étudiants construisent leur perception de l'intelligence artificielle générative et comment cette perception influence leur intention d'usage.

2.1.Intelligence artificielle générative et apprentissage universitaire

L'émergence de l'intelligence artificielle générative (IAG) constitue une évolution majeure des environnements numériques d'apprentissage dans l'enseignement supérieur. Contrairement aux technologies éducatives conventionnelles, principalement orientées vers la diffusion de contenus, l'IAG se distingue par sa capacité à produire des réponses contextualisées, à accompagner les processus de raisonnement et à intervenir directement dans la construction des connaissances. Des travaux récents montrent que ces outils facilitent l'accès à l'information, soutiennent la compréhension de concepts complexes et améliorent la qualité des productions académiques des étudiants (Kasneci et al., 2023 ; Zawacki-Richter et al., 2023).

Pourtant, cette transformation s'inscrit dans une dynamique ambivalente. Si l'IAG est associée à des gains en efficacité et en autonomie, plusieurs études soulignent également des effets

potentiellement négatifs, notamment en termes de dépendance cognitive, de réduction de l'effort intellectuel et de fragilisation de l'esprit critique (Dwivedi et al., 2023). Cette tension met en évidence que l'impact de l'IAG ne relève pas uniquement de ses caractéristiques techniques, mais dépend étroitement des modalités d'appropriation par les étudiants.

La perception étudiante apparaît comme un déterminant central. Elle conditionne non seulement l'acceptation de l'IAG, mais également la manière dont ces outils sont mobilisés dans le processus d'apprentissage. Dès lors, l'analyse des perceptions permet de dépasser une approche technocentrée pour adopter une lecture intégrée des interactions entre technologie, cognition et pratiques pédagogiques, ce qui justifie son intégration au cœur du modèle théorique mobilisé dans cette recherche.

2.2. Le Technology Acceptance Model (TAM) et ses limites

Le Technology Acceptance Model, introduit par Davis (1989), constitue l'un des cadres théoriques les plus influents pour analyser l'adoption des technologies. Il repose sur deux déterminants fondamentaux, à savoir l'utilité perçue et la facilité d'utilisation perçue, qui conditionnent la formation de l'intention d'usage. Ce modèle a fait l'objet de nombreuses validations empiriques dans des contextes variés, notamment dans l'enseignement supérieur, confirmant son pouvoir explicatif dans l'analyse des comportements d'acceptation technologique (Venkatesh et al., 2003 ; Al-Emran et al., 2020). De manière récurrente, l'utilité perçue apparaît comme le facteur le plus déterminant, tandis que la facilité d'utilisation agit principalement de manière indirecte en influençant la perception d'utilité.

Nonobstant, l'application du TAM au contexte de l'intelligence artificielle générative appelle à une lecture critique. En effet, ce modèle a été initialement conçu pour des technologies à visée instrumentale, dont l'usage se limite à l'exécution de tâches spécifiques. À l'inverse, l'IAG se caractérise par sa capacité à intervenir dans des processus cognitifs complexes, en influençant directement la manière dont les étudiants comprennent, interprètent et produisent des connaissances. Cette spécificité remet en question l'adéquation d'un modèle centré uniquement sur des variables utilitaires et fonctionnelles.

Une approche strictement fondée sur le TAM apparaît insuffisante pour appréhender la complexité des interactions entre l'étudiant et l'IAG. Elle tend à négliger des dimensions essentielles liées à l'apprentissage, telles que la motivation, la compréhension des contenus ou

encore l'engagement cognitif. Ces limites justifient l'extension du modèle afin d'intégrer des variables pédagogiques susceptibles de mieux rendre compte des dynamiques d'appropriation de l'intelligence artificielle générative dans le contexte universitaire.

2.3.Extension du TAM : intégration des dimensions pédagogiques

L'évolution récente des technologies éducatives, et en particulier l'émergence de l'intelligence artificielle générative (IAG), a conduit à une remise en question des modèles classiques d'acceptation technologique. Si le Technology Acceptance Model (TAM) offre une base explicative robuste, son application à des environnements d'apprentissage complexes nécessite une extension intégrant des variables spécifiquement liées aux processus pédagogiques. En effet, dans le contexte universitaire, l'adoption d'une technologie ne se limite pas à une évaluation fonctionnelle, mais s'inscrit dans une dynamique d'apprentissage où interviennent des facteurs cognitifs et motivationnels.

Parmi ces facteurs, la motivation occupe une place centrale. Issue des théories de l'autodétermination, elle est reconnue comme un déterminant majeur de l'engagement et de la persévérance des étudiants dans leurs activités académiques (Ryan & Deci, 2020). L'utilisation de l'IAG peut agir comme un levier motivationnel en facilitant l'accès à l'information, en réduisant la frustration face à des contenus complexes et en rendant l'apprentissage plus interactif. Toutefois, cet effet dépend étroitement de la manière dont l'étudiant perçoit la valeur et l'utilité de l'outil dans son parcours académique.

La compréhension des contenus constitue une dimension fondamentale du processus d'apprentissage. Contrairement à des technologies purement utilitaires, l'IAG intervient directement dans la structuration des connaissances en proposant des explications, des reformulations et des exemples adaptés au niveau de l'utilisateur. Cette capacité à personnaliser l'apprentissage peut favoriser une meilleure assimilation des concepts, en particulier dans des environnements où l'encadrement pédagogique est limité. Néanmoins, certains travaux soulignent que cette médiation technologique peut également conduire à une appropriation superficielle des connaissances si elle n'est pas accompagnée d'un effort cognitif suffisant.

L'intégration de la motivation et de la compréhension des contenus comme variables complémentaires du TAM permet de dépasser une approche strictement technocentrée. Elle offre une lecture plus fine des mécanismes d'appropriation de l'IAG, en articulant les dimensions

technologiques et pédagogiques. Cette extension théorique apparaît ainsi particulièrement pertinente pour analyser les perceptions des étudiants et leur influence sur l'intention d'usage dans le contexte de l'apprentissage universitaire.

2.4. Gap scientifique et positionnement de la recherche

Malgré l'intérêt croissant porté à l'intelligence artificielle en éducation, la littérature récente présente plusieurs limites qui justifient la nécessité d'approfondir l'analyse des perceptions étudiantes dans le contexte de l'intelligence artificielle générative. Tout d'abord, la majorité des travaux empiriques se concentre sur des formes d'intelligence artificielle traditionnelles ou sur des technologies éducatives classiques, sans prendre en compte les spécificités de l'IAG, notamment sa capacité à produire du contenu et à intervenir directement dans les processus cognitifs des apprenants. Cette spécificité introduit des dynamiques d'usage inédites qui ne peuvent être pleinement appréhendées à travers les modèles existants.

Les recherches mobilisant des cadres théoriques tels que le Technology Acceptance Model adoptent souvent une approche centrée sur les dimensions fonctionnelles de la technologie, en privilégiant des variables comme l'utilité perçue et la facilité d'utilisation. Si ces variables demeurent pertinentes, elles apparaissent insuffisantes pour rendre compte de la complexité des interactions entre les étudiants et les systèmes d'intelligence artificielle générative. En particulier, les dimensions pédagogiques, telles que la motivation et la compréhension des contenus, sont encore peu intégrées dans les modèles explicatifs, ce qui limite la portée des analyses.

Une grande partie des études existantes adopte une approche descriptive, visant à identifier les usages ou les perceptions générales des étudiants, sans proposer de modèles explicatifs structurés permettant d'analyser les relations entre variables. Cette absence d'intégration théorique empêche de comprendre les mécanismes sous-jacents à l'appropriation de l'IAG dans les processus d'apprentissage.

Les recherches empiriques fondées sur des données quantitatives restent encore limitées, en particulier dans les contextes universitaires où l'usage de l'IAG se développe de manière informelle, souvent en dehors de tout cadre pédagogique institutionnalisé. Cette situation renforce la nécessité de produire des analyses empiriques rigoureuses permettant d'identifier les déterminants de l'adoption et leurs effets sur l'apprentissage.

Cette recherche apporte une contribution à la littérature en proposant un modèle intégré d'analyse de l'adoption de l'intelligence artificielle générative, combinant les déterminants classiques du Technology Acceptance Model et des variables pédagogiques clés. Elle permet ainsi de dépasser les approches traditionnelles centrées sur l'acceptation technologique, en offrant une compréhension plus fine des mécanismes cognitifs et motivationnels qui sous-tendent l'appropriation de ces outils dans le contexte de l'apprentissage universitaire.

2.5.Développement du modèle conceptuel et des hypothèses

L'analyse de la perception des étudiants à l'égard de l'usage de l'intelligence artificielle générative dans l'apprentissage universitaire nécessite une approche multidimensionnelle. L'intention d'usage d'une technologie éducative ne dépend pas exclusivement de ses caractéristiques techniques, mais également de la valeur pédagogique qui lui est attribuée, du niveau de confiance qu'elle inspire et des risques que les utilisateurs lui associent.

La présente recherche mobilise le Technology Acceptance Model (TAM) comme cadre central, tout en l'enrichissant par des variables complémentaires adaptées au contexte de l'intelligence artificielle générative. Ce choix repose sur l'idée que les outils génératifs ne sont pas de simples dispositifs techniques : ils interviennent directement dans la compréhension des contenus, la production académique et l'organisation du travail intellectuel.

Le modèle proposé articule ainsi sept construits latents :

- Facilité d'utilisation perçue
- Utilité perçue
- Attitude envers l'IAG
- Confiance
- Risques perçus
- Impact sur l'apprentissage
- Intention d'usage

Conformément au TAM, une technologie perçue comme simple à utiliser tend à être jugée plus utile. Lorsqu'un outil exige peu d'effort cognitif ou technique, l'utilisateur est davantage en mesure d'en percevoir les bénéfices concrets.

Par ailleurs, l'utilité perçue influence généralement l'attitude globale envers la technologie ainsi que l'intention de continuer à l'utiliser. Dans le cas de l'IAG, les étudiants peuvent développer

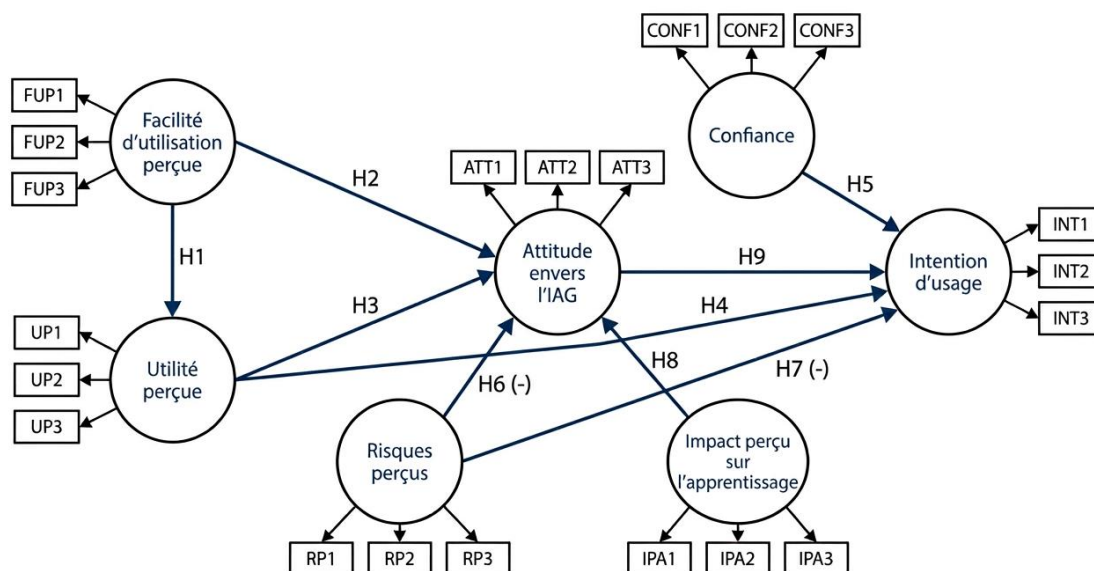
une attitude favorable lorsqu'ils estiment que l'outil améliore leur compréhension, leur productivité ou la qualité de leurs travaux.

La confiance constitue également un déterminant essentiel. Les étudiants ne s'engagent durablement dans l'usage d'un outil génératif que s'ils jugent les réponses suffisamment crédibles, cohérentes et pertinentes.

À l'inverse, la perception de risques - plagiat, erreurs, dépendance intellectuelle, réduction de l'esprit critique - peut freiner l'adhésion et réduire l'intention d'usage.

Enfin, lorsque l'étudiant perçoit un impact positif sur son apprentissage (autonomie, performance, rédaction, compréhension), l'attitude générale envers l'IAG devient plus favorable.

Figure n°1 : Modèle conceptuel de l'adoption de l'IAG dans l'enseignement supérieur



Source : Auteur

La figure présente le modèle conceptuel mobilisé dans cette recherche. Inspiré du Technology Acceptance Model (TAM) et enrichi par des dimensions pédagogiques et critiques, ce modèle propose que l'intention d'usage de l'intelligence artificielle générative soit influencée à la fois par des facteurs technologiques (utilité perçue, facilité d'utilisation), cognitifs (impact sur l'apprentissage), relationnels (confiance) et critiques (risques perçus).

Hypothèses de recherche

H1. La facilité d'utilisation perçue influence positivement l'utilité perçue de l'IAG.

H2. La facilité d'utilisation perçue influence positivement l'attitude envers l'IAG.

H3. L'utilité perçue influence positivement l'attitude envers l'IAG.

H4. L'utilité perçue influence positivement l'intention d'usage.

H5. La confiance influence positivement l'intention d'usage.

H6. Les risques perçus influencent négativement l'attitude envers l'IAG.

H7. Les risques perçus influencent négativement l'intention d'usage.

H8. L'impact perçu sur l'apprentissage influence positivement l'attitude envers l'IAG.

H9. L'attitude envers l'IAG influence positivement l'intention d'usage.

3. Méthodologie

3.1.Approche de recherche

Sur le plan épistémologique, cette étude s'inscrit dans une posture positiviste, considérant la réalité des perceptions étudiantes comme un phénomène mesurable de manière objective. Le mode de raisonnement est déductif : il s'agit de tester empiriquement des relations de causalité au sein d'un modèle conceptuel issu de la littérature.

Cette recherche adopte une approche quantitative à visée explicative afin d'analyser les déterminants des perceptions étudiantes à l'égard de l'intelligence artificielle générative et d'examiner leur influence sur l'intention d'usage.

Le choix d'un design quantitatif repose sur la volonté de mesurer de manière structurée des construits perceptuels (utilité, facilité d'usage, confiance, risques,...) et de tester simultanément l'ensemble des hypothèses du modèle à l'aide d'une modélisation par équations structurelles (PLS-SEM). Ce positionnement est particulièrement adapté au contexte de l'IAG, où les usages encore en phase de stabilisation nécessitent une analyse intégrée des dimensions technologiques et pédagogiques.

3.2.Population et échantillon

La population cible de cette étude est constituée des étudiants de l'enseignement supérieur, considérés comme des utilisateurs privilégiés des outils d'intelligence artificielle générative dans un contexte académique. Les données ont été collectées auprès d'un échantillon de 183 étudiants issus de différents niveaux d'études et de disciplines variées. L'échantillonnage repose sur une méthode non probabiliste de convenance, fréquemment utilisée dans les recherches exploratoires en sciences de gestion. Bien que ce type d'échantillonnage limite la généralisation statistique stricte, la taille de l'échantillon ($n = 183$) est jugée largement suffisante pour une analyse PLS-

SEM (Hair et al., 2022). Note sur la composition de l'échantillon : L'échantillon comprend une proportion notable de doctorants (38,8 %) et d'étudiants de Master (33,9 %). Cette surreprésentation des cycles supérieurs s'explique par la nature des travaux académiques exigés à ces niveaux (rédaction de thèses, revues systématiques, analyse de données), rendant l'usage d'assistants cognitifs particulièrement pertinent pour étudier les formes avancées d'appropriation technologique

Tableau n° 1 : Synthèse de la structure de l'échantillon

Caractéristiques	Modalités	Effectif (n)	Pourcentage (%)
Niveau d'études	Licence	49	27,3 %
	Master	62	33,9 %
	Doctorat	71	38,8 %
Mode d'administration	Questionnaire	183	100 %
Taille totale (n)	Échantillon valide	183	100%

Source : Auteur

3.3.Instrument de collecte des données

Les données ont été recueillies à l'aide d'un questionnaire structuré administré en ligne via Google Forms. Ce mode de collecte présente l'avantage de faciliter l'accès à un public étudiant large tout en garantissant une certaine rapidité de diffusion.

Source : Auteur

Le questionnaire a été élaboré à partir d'échelles validées issues de la littérature, notamment celles relatives au TAM (Davis, 1989 ; Venkatesh et al., 2003), puis adaptées au contexte spécifique de l'intelligence artificielle générative.

Les construits mesurés incluent :

- Utilité perçue
- Facilité d'utilisation perçue
- Attitude envers l'IAG
- Confiance
- Risques perçus
- Impact sur l'apprentissage
- Intention d'usage

Chaque construit est opérationnalisé à travers plusieurs items, formulés de manière à refléter les usages académiques concrets de l'IAG (rédaction, compréhension, organisation des idées, etc.).

Les réponses sont mesurées à l'aide d'une échelle de Likert en 5 points, allant de 1 = fortement en désaccord à 5 = fortement d'accord. Ce type d'échelle est largement reconnu pour sa capacité à capter les perceptions individuelles tout en assurant une bonne fiabilité statistique.

3.4. Validité et fiabilité de l'instrument

Afin de garantir la robustesse des résultats, une attention particulière est accordée à l'évaluation des qualités psychométriques des échelles utilisées.

La fiabilité interne des construits est évaluée à l'aide de l'alpha de Cronbach et de la fiabilité composite (CR). Des valeurs supérieures à 0,7 sont considérées comme satisfaisantes, indiquant une cohérence interne acceptable des items.

La validité convergente est examinée à travers l'Average Variance Extracted (AVE), avec un seuil recommandé supérieur à 0,5, garantissant que les items convergent bien vers leur construit respectif.

La validité discriminante est vérifiée à l'aide de deux critères complémentaires :

- Le critère de Fornell-Larcker
- Le ratio HTMT (Heterotrait-Monotrait)

Ces tests permettent de s'assurer que chaque construit est empiriquement distinct des autres, condition essentielle pour la validité du modèle.

3.5. Méthodes d'analyse des données

L'analyse des données est réalisée en plusieurs étapes, suivant une logique progressive.

Dans un premier temps, une analyse descriptive est conduite afin de caractériser l'échantillon et d'identifier les tendances générales des réponses (profils, fréquence d'usage, perceptions globales).

Dans un second temps, des analyses bivariées (corrélations) sont mobilisées pour explorer les relations initiales entre les variables étudiées.

Enfin, le modèle conceptuel est testé à l'aide de la méthode des équations structurelles par les moindres carrés partiels (PLS-SEM), en utilisant un logiciel spécialisé tel que SmartPLS.

Cette approche permet d'évaluer simultanément :

- Le modèle de mesure (fiabilité et validité des construits)
- Le modèle structurel (test des hypothèses)

Les indicateurs analysés incluent notamment :

- Les coefficients de régression (β)
- Les valeurs de R^2
- Les indices de significativité (bootstrapping)

Le recours au PLS-SEM se justifie par sa capacité à traiter des modèles complexes intégrant plusieurs variables latentes, ainsi que par sa robustesse dans des contextes exploratoires.

4. Résultats

Les analyses présentées reposent sur les réponses de 183 étudiants. Afin d'évaluer le modèle conceptuel proposé, une modélisation par équations structurelles basée sur les moindres carrés partiels (PLS-SEM) a été réalisée à l'aide du logiciel SmartPLS.

4.1.Évaluation du modèle de mesure

L'évaluation du modèle de mesure confirme la cohérence interne et la validité convergente des construits. Tous les alphas de Cronbach et les fiabilités composites (CR) dépassent le seuil recommandé de 0,70. De même, la variance moyenne extraite (AVE) est supérieure à 0,50 pour l'ensemble des variables latentes.

Tableau n° 2 : Qualités psychométriques des construits

Construit latent	Alpha de Cronbach	Fiabilité Composite	AVE
Facilité d'utilisation perçue	0.842	0.891	0.672
Utilité perçue	0.885	0.918	0.721
Attitude envers l'IAG	0.861	0.903	0.698
Confiance	0.812	0.875	0.637
Risques perçues	0.839	0.889	0.665
Impact perçu sur l'apprentissage	0.871	0.910	0.715
Intention d'usage	0.892	0.924	0.753

Source : Auteur

La validité discriminante a été confirmée à l'aide des critères de Fornell-Larcker et du ratio HTMT (toutes les valeurs HTMT étant inférieures à 0,85)

4.2.Évaluation du modèle structurel et test des hypothèses

Le test des hypothèses a été effectué via une procédure de bootstrapping (5 000 ré échantillonnages). Le modèle explique 58,4 % de la variance de l'Attitude ($R^2 = 0,584$) et 63,1 % de la variance de l'Intention d'usage ($R^2 = 0,631$).

Tableau n° 3 : Résultats du test des hypothèses (PLS-SEM)

Hypothèse	Relation modélisée	Coefficient path (β)	Statistique t	p- value	Décision
H1	FUP $\rightarrow$ UP	0.412	5.612	< 0.001	Validée
H2	FUP $\rightarrow$ ATT	0.118	1.821	0.069	Non validée
H3	UP $\rightarrow$ ATT	0.385	4.923	< 0.001	Validée
H4	UP $\rightarrow$ INT	0.294	3.841	< 0.001	Validée
H5	CONF $\rightarrow$ INT	0.182	2.615	0.009	Validée
H6	RP $\rightarrow$ ATT	-0.215	3.114	0.002	Validée
H7	RP $\rightarrow$ INT	-0.164	2.408	0.016	Validée
H8	IPA $\rightarrow$ ATT	0.278	3.652	< 0.001	Validée
H8	ATT $\rightarrow$ INT	0.312	4.105	< 0.001	Validée

Source : Auteur

La proportion significative d'étudiants de cycles supérieurs dans l'échantillon (38,8 % de doctorants et 33,9 % d'étudiants en Master) s'explique par la nature des activités académiques associées à ces niveaux (rédaction de thèses, revues de littérature, traitement de données complexes). Ces profils d'étudiants constituent un terrain d'observation privilégié pour analyser l'intégration d'outils d'intelligence artificielle générative dans des tâches cognitives avancées.

5. Discussion

Les résultats obtenus ne racontent pas une histoire simple, et c'est justement ce qui les rend intéressants. On aurait pu s'attendre à une adhésion massive ou, au contraire, à une méfiance forte vis-à-vis de l'intelligence artificielle générative. En réalité, les étudiants adoptent une posture beaucoup plus nuancée, presque stratégique. Ils utilisent l'outil, reconnaissent ses avantages, mais gardent une certaine distance critique. Cette ambivalence mérite d'être creusée, car elle dit beaucoup sur la manière dont les technologies s'intègrent réellement dans les pratiques d'apprentissage.

5.1.Interprétation théorique

L'analyse des résultats à la lumière du Technology Acceptance Model (TAM) confirme la pertinence de ses postulats fondamentaux. L'utilité perçue et la facilité d'utilisation apparaissent comme des déterminants centraux de l'attitude des étudiants. Les usages observés montrent que l'IAG est mobilisée principalement pour répondre à des besoins académiques concrets, tels que la compréhension de notions complexes, la structuration des idées ou l'amélioration de la production écrite.

Les résultats indiquent également que le modèle TAM, dans sa version classique, ne permet pas de rendre pleinement compte des spécificités de l'IAG. Contrairement à des technologies purement instrumentales, l'IAG intervient directement dans des processus cognitifs complexes, influençant les mécanismes de réflexion, d'analyse et de production de connaissances.

Des variables complémentaires telles que l'impact perçu sur l'apprentissage, la confiance et les risques perçus jouent un rôle déterminant. L'intention d'usage apparaît ainsi comme le résultat d'un arbitrage entre les gains d'efficacité associés à l'outil et les incertitudes relatives à sa fiabilité ou à ses effets cognitifs.

Ces résultats soutiennent la pertinence d'un TAM enrichi, intégrant des dimensions pédagogiques et critiques, afin de mieux appréhender les mécanismes d'acceptation de l'IAG en contexte universitaire.

5.2.Comparaison avec la littérature

Les résultats obtenus s'inscrivent globalement dans la continuité des travaux récents consacrés à l'intelligence artificielle en éducation. Plusieurs études ont montré que les étudiants perçoivent positivement les outils génératifs lorsqu'ils facilitent l'accès à l'information, améliorent la

compréhension des contenus et soutiennent la production académique (Kasneci et al., 2023 ; Dwivedi et al., 2023).

De manière cohérente avec la littérature issue du TAM, l'utilité perçue apparaît comme un déterminant central de l'intention d'usage (Davis, 1989 ; Venkatesh et al., 2003). Les résultats confirment que l'adoption de l'IAG repose avant tout sur sa capacité à répondre à des besoins académiques concrets.

L'étude met également en évidence une dimension plus critique, parfois moins développée dans les approches technophiles. Les étudiants expriment des préoccupations significatives concernant les risques associés à l'IAG, notamment en matière de plagiat, de fiabilité des contenus et de réduction de l'effort intellectuel. Ces résultats rejoignent les travaux récents soulignant la nécessité d'un usage encadré et réflexif de ces technologies.

Les données révèlent que l'adoption de l'IAG ne s'oppose pas à une posture critique. Les étudiants peuvent simultanément utiliser l'outil et en reconnaître les limites, ce qui suggère une forme d'appropriation hybride, plus nuancée que les modèles dichotomiques opposant acceptation et résistance.

5.3.Implications managériales et pédagogiques

Les résultats de cette recherche présentent plusieurs implications pour les établissements d'enseignement supérieur.

Premièrement, la diffusion déjà importante de l'IAG dans les pratiques étudiantes indique que ces outils sont désormais intégrés dans les usages académiques. Dans ce contexte, une approche fondée uniquement sur l'interdiction ou l'ignorance apparaît difficilement applicable. Il semble plus pertinent de développer des stratégies d'encadrement adaptées.

Deuxièmement, les résultats soulignent l'absence de repères clairs concernant l'usage de l'IAG. Cette situation appelle à la mise en place de cadres institutionnels explicites, précisant les conditions d'utilisation, les règles de citation et les limites acceptables dans le cadre des évaluations académiques.

Troisièmement, l'intégration de l'IAG implique une évolution des pratiques pédagogiques. Les enseignants sont incités à valoriser davantage les compétences à forte valeur cognitive, telles que l'analyse critique, l'argumentation et la production personnelle, afin de limiter les effets potentiels d'une dépendance excessive aux outils génératifs.

Enfin, le développement des compétences en littératie numérique critique apparaît comme un enjeu central. Il ne s'agit pas uniquement d'apprendre à utiliser l'IAG, mais également de former les étudiants à évaluer la fiabilité des contenus, à vérifier les informations et à comprendre les limites des systèmes génératifs.

6. Conclusion

L'objectif de cette recherche était d'analyser la manière dont les étudiants perçoivent l'usage de l'intelligence artificielle générative dans le cadre de l'apprentissage universitaire. À partir des données recueillies, un constat s'impose assez clairement : l'IAG est désormais installée dans les pratiques étudiantes, mais son adoption ne relève ni d'un enthousiasme aveugle ni d'un rejet marqué. Elle s'inscrit plutôt dans une logique d'usage raisonné, où les étudiants mobilisent l'outil pour ses bénéfices concrets tout en restant attentifs à ses limites.

Les résultats mettent en évidence le rôle central de l'utilité perçue et de la facilité d'utilisation, confirmant ainsi la pertinence du Technology Acceptance Model. Toutefois, ils montrent aussi que ces variables ne suffisent pas à expliquer entièrement les comportements observés. L'usage de l'IAG engage des dimensions plus profondes liées à la confiance, aux risques perçus et à l'impact sur les processus d'apprentissage. En ce sens, l'adoption de ces outils repose moins sur une simple logique d'efficacité que sur un équilibre entre performance et vigilance.

Ce travail met également en lumière une transformation plus large des pratiques académiques. L'IAG ne se limite pas à assister des tâches secondaires ; elle intervient dans des activités centrales telles que la compréhension, la rédaction et l'analyse. Cette évolution questionne directement les modalités d'apprentissage et les formes d'évaluation traditionnelles dans l'enseignement supérieur.

6.1. Contributions

Cette recherche apporte plusieurs éléments utiles, à la fois sur le plan théorique et empirique. Sur le plan théorique, elle confirme la robustesse du TAM tout en montrant la nécessité de l'adapter au contexte spécifique de l'intelligence artificielle générative. L'intégration de variables telles que la confiance, les risques perçus et l'impact sur l'apprentissage permet de mieux rendre compte de la complexité des interactions entre les étudiants et ces technologies. L'étude propose ainsi une lecture plus nuancée de l'acceptation technologique, en dépassant une approche strictement utilitariste.

Sur le plan empirique, elle fournit des données récentes sur un phénomène encore en construction dans de nombreux contextes universitaires. Elle met notamment en évidence une posture étudiante caractérisée par une combinaison d'usage actif et de distance critique, ce qui nuance les représentations parfois simplifiées de l'adoption des technologies numériques.

En dernier ressort, sur le plan pratique, les résultats offrent des pistes concrètes pour les établissements d'enseignement supérieur. Ils soulignent l'importance d'un encadrement clair des usages, du développement de compétences critiques et de l'adaptation des pratiques pédagogiques face à l'intégration croissante de l'IAG.

6.2.Limites

Comme toute recherche empirique, cette étude présente certaines limites qu'il convient de reconnaître.

La première concerne la méthode d'échantillonnage. Le recours à un échantillon de convenance limite la possibilité de généraliser les résultats à l'ensemble de la population étudiante. Les conclusions doivent donc être interprétées avec prudence, en tenant compte du contexte spécifique de collecte des données.

La deuxième limite tient au caractère transversal de l'étude. Les données ont été recueillies à un moment donné, alors même que les usages de l'IAG évoluent rapidement. Les perceptions étudiantes sont susceptibles de se transformer à mesure que ces technologies se diffusent et que leur encadrement institutionnel se précise.

Une troisième limite concerne la nature déclarative des données. Les réponses reposent sur les perceptions des étudiants, qui peuvent différer de leurs pratiques réelles, notamment dans des situations sensibles comme l'usage de l'IAG dans les évaluations académiques.

Ultimement, certaines variables contextuelles n'ont pas été intégrées dans le modèle, telles que la discipline d'étude, les politiques institutionnelles ou les différences d'accès aux outils numériques. Ces éléments pourraient influencer de manière significative les comportements observés.

6.3.Perspectives futures

Plusieurs prolongements peuvent être envisagés à partir de ce travail.

Des recherches comparatives entre disciplines ou entre établissements permettraient d'identifier des variations plus fines dans les usages et les perceptions de l'IAG. Les attentes et les pratiques peuvent en effet différer selon les exigences académiques propres à chaque domaine.

Des études longitudinales apparaissent également nécessaires afin d'analyser l'évolution des attitudes étudiantes dans le temps. L'intégration progressive de l'IAG dans les environnements universitaires pourrait modifier en profondeur les logiques d'appropriation.

Par ailleurs, l'utilisation de méthodes qualitatives, telles que des entretiens ou des observations, permettrait de mieux comprendre les pratiques concrètes et les stratégies d'usage développées par les étudiants au quotidien.

Enfin, un axe de recherche particulièrement prometteur concerne l'évaluation des effets réels de l'IAG sur l'apprentissage. Au-delà des perceptions, il devient essentiel d'examiner son impact sur les performances académiques, le développement de l'esprit critique et l'autonomie intellectuelle.

Références bibliographiques

- Al-Emran, M., Mezhyuev, V., & Kamaludin, A. (2020). Technology acceptance model in mobile learning context: A systematic review. *Computers & Education*, 125, 389–412.
- Alenezi, F. (2024). University students' behavioral intention toward generative AI tools: Evidence from higher education. *Education and Information Technologies*, 29(4), 4551–4573.
- Bond, M., Marín, V. I., Dolch, C., Bedenlier, S., & Zawacki-Richter, O. (2023). Digital transformation in higher education: A systematic review. *Computers & Education Open*, 4, 100118.
- Bower, M., Torrington, J., & Lai, J. W. M. (2024). Student perceptions of ChatGPT in higher education: Opportunities and tensions. *Australasian Journal of Educational Technology*, 40(1), 1–18.
- Chan, C. K. Y., & Hu, W. (2023). Students' use of generative AI in higher education.
- Chatterjee, S., Chaudhuri, R., Vrontis, D., & Basile, G. (2024). Adoption of generative AI in education: Antecedents and implications. *Technological Forecasting and Social Change*, 201, 123456.
- Cotton, D. R. E., Cotton, P. A., & Shipway, J. R. (2023). Chatting and cheating? Ensuring academic integrity in the era of ChatGPT. *Innovations in Education and Teaching International*, 60(6), 1–12.
- Cotton, D., et al. (2024). AI and academic integrity in higher education.
- Crompton, H., Burke, D., & Cady, J. (2024). Artificial intelligence in higher education: Student readiness and perceptions. *Journal of University Teaching & Learning Practice*, 21(2), 1–19.
- Davis, F. D. (1989). Perceived usefulness, perceived ease of use, and user acceptance of information technology. *MIS Quarterly*, 13(3), 319–340.
- Dwivedi, Y. K., Hughes, L., Baabdullah, A. M., et al. (2023). So what if ChatGPT wrote it? Multidisciplinary perspectives on opportunities, challenges and implications of generative AI for research, practice and policy. *International Journal of Information Management*, 71, 102642.

- Farrokhnia, M., Banihashem, S. K., Noroozi, O., & Wals, A. (2024). A SWOT analysis of ChatGPT in higher education. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, 5, 100176.
- Fornell, C., & Larcker, D. F. (1981). Evaluating structural equation models with unobservable variables and measurement error. *Journal of Marketing Research*, 18(1), 39–50.
- Hair, J. F., Hult, G. T. M., Ringle, C. M., & Sarstedt, M. (2022). *A primer on partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM)* (3rd ed.). Sage.
- Hashem, F., & Khalil, M. (2024). Student trust in generative AI systems for academic tasks. *Education Sciences*, 14(3), 211.
- Kasneci, E., Sessler, K., Küchemann, S., et al. (2023). ChatGPT for good? On opportunities and challenges of large language models for education. *Learning and Individual Differences*, 103, 102274.
- Lund, B. D., Wang, T., Mannuru, N. R., et al. (2023). ChatGPT and a new academic reality: Artificial intelligence-written research papers and the ethics of scholarly publishing. *Journal of the Association for Information Science and Technology*, 74(5), 570–581.
- Marikyan, D., Papagiannidis, S., & Alamanos, E. (2024). AI acceptance in higher education ecosystems. *Computers in Human Behavior Reports*, 14, 100420.
- Mhlanga, D. (2023). Open AI in education: ChatGPT and ethical implications in African universities. *African Journal of Science, Technology, Innovation and Development*, 15(6), 1–10.
- Nunnally, J. C., & Bernstein, I. H. (1994). *Psychometric theory* (3rd ed.). McGraw-Hill.
- Ouyang, F., Zheng, L., Jiao, P., & Xu, W. (2024). Artificial intelligence in higher education: A review of empirical evidence. *Educational Research Review*, 42, 100567.
- Park, S. Y. (2009). An analysis of the technology acceptance model in understanding university students' behavioral intention to use e-learning. *Educational Technology & Society*, 12(3), 150–162.
- Ryan, R. M., & Deci, E. L. (2020). *Intrinsic and extrinsic motivation from a self-determination theory perspective*. Routledge.

- Sallam, M. (2023). ChatGPT utility in healthcare education, research, and practice: Systematic review. *Healthcare*, 11(6), 887.
- Sarstedt, M., Ringle, C. M., & Hair, J. F. (2022). Partial least squares structural equation modeling. In C. Homburg et al. (Eds.), *Handbook of market research* (pp. 1–47). Springer.
- Tlili, A., Shehata, B., Adarkwah, M. A., et al. (2023). What if the devil is my guardian angel: ChatGPT as a case study of using chatbots in education? *Smart Learning Environments*, 10(15), 1–24.
- Venkatesh, V., Morris, M. G., Davis, G. B., & Davis, F. D. (2003). User acceptance of information technology: Toward a unified view. *MIS Quarterly*, 27(3), 425–478.
- Venkatesh, V., Thong, J. Y. L., & Xu, X. (2012). Consumer acceptance and use of information technology: Extending UTAUT. *MIS Quarterly*, 36(1), 157–178.
- Zawacki-Richter, O., Bond, M., Marín, V. I., & Gouverneur, F. (2023). Systematic review of artificial intelligence applications in higher education. *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 20(1), 1–28.
- Zhai, X. (2024). ChatGPT in education: Opportunities, challenges, and future research directions. *Educational Technology Research and Development*, 72(1), 1–9.
- Zheng, L., Ouyang, F., & Jiao, P. (2024). Student adoption of generative AI in universities: Evidence from TAM and UTAUT perspectives. *Education and Information Technologies*, 29(7), 8221–8245...