



L'IA générative dans l'enseignement supérieur tunisien

- Première partie : Les fondements
entre transformation pédagogique et enjeux éthiques

Mohamed Ali Bahrini, Eya Soltani

Institut supérieur des études technologiques
de Jendouba, Tunisie

Juin-Juillet 2026

Mots clés

Intelligence artificielle, IA générative, IA_g, adoption technologique, PLS-SEM, intention d'usage, usage réel, éthique, enseignement supérieur tunisien

Résumé

L'intégration de l'IA_g dans l'enseignement supérieur transforme les pratiques pédagogiques tout en soulevant des enjeux éthiques. Cette première partie développe le cadre théorique et méthodologique d'un modèle explicatif de l'adoption de l'IA_g dans le contexte universitaire tunisien et en valide le modèle de mesure. Le modèle proposé intègre les apports des cadres TAM, UTAUT, UTAUT2 et TOE, enrichis par les dimensions du risque perçu et de l'éthique. Une démarche quantitative hypothético-déductive a été conduite auprès de 242 étudiants tunisiens, dont 221 utilisateurs effectifs de l'IA_g. Les données ont été analysées par modélisation par équations structurelles PLS-SEM. Les résultats confirment la fiabilité ainsi que la validité convergente et discriminante des construits, fournissant une base empirique robuste pour l'analyse du modèle structurel. L'analyse des relations hypothétiques et de leurs implications fera l'objet de la seconde partie de cette recherche.

Pour toute correspondance avec les auteurs : Mohamed Ali Bahrini ; courriel : mohamedalibahrini@gmail.com. Pour citer cet article : Bahrini, Mohamed Ali, Soltani, Eya. 2026. « L'IA générative dans l'enseignement supérieur tunisien - Première partie : Les fondements entre transformation pédagogique et enjeux éthiques » *Journal of Ethics in Higher Education* 8.2(2026): 29-58. DOI: <https://doi.org/10.26034/fr.jehe.2026.9709> © Les auteurs. CC BY-NC-SA 4.0. Visitez : <https://jehe.globethics.net>

1. Introduction

L'essor rapide de l'intelligence artificielle générative (IAg), inscrit dans une dynamique plus large de développement de l'intelligence artificielle en éducation, contribue à transformer les pratiques pédagogiques, la conception des cours et les modes d'apprentissage dans l'enseignement supérieur (Dwivedi et al. 2023 ; Zawacki-Richter et al. 2019). Dans ce contexte, les universités cherchent à intégrer des outils susceptibles d'améliorer l'efficacité pédagogique, de renforcer l'engagement des étudiants et de soutenir l'innovation éducative. Des études récentes montrent que l'intégration d'outils d'intelligence artificielle dans les environnements universitaires est associée à une augmentation de l'engagement étudiant (Ezeoguine/Eteng-Uket 2024) et peut favoriser des pratiques pédagogiques plus innovantes lorsque leur usage est ancré dans des dispositifs pédagogiques adaptés (Noroozi 2025), tout en contribuant à des améliorations de l'enseignement et de l'apprentissage lorsqu'elle est structurée de manière appropriée (Schmidt et al. 2025).

Toutefois, malgré ces bénéfiques potentiels, l'adoption effective de l'intelligence artificielle générative demeure hétérogène dans l'enseignement supérieur. Cette hétérogénéité s'explique par l'interaction de facteurs individuels, organisationnels et environnementaux (Venkatesh et al. 2003; Tornatzky/Fleischer 1990), ainsi que par des risques perçus susceptibles de freiner l'usage réel de ces technologies, notamment en termes de perte de contrôle sur les apprentissages, de fiabilité des productions, d'enjeux éthiques et de confidentialité des données (Ameen et al. 2021 ; Pramjeeth /Ramgovind 2024). La littérature récente met ainsi en évidence un intérêt croissant pour l'IAg dans les recherches en éducation, tout en soulignant des défis pédagogiques, éthiques et pratiques qui influencent directement les modalités d'appropriation et d'usage de ces technologies (Lee et al. 2025).

Dans ce cadre, les modèles classiques d'adoption technologique, mobilisés de manière isolée, peuvent apparaître limités pour expliquer les comportements d'intention d'usage et d'usage effectif de l'IAg, caractérisée par un niveau élevé d'autonomie, d'automatisation et d'incertitude. Des travaux récents plaident en faveur d'une articulation de cadres théoriques

complémentaires, notamment le *Technology Acceptance Model* (TAM), l’*Unified Theory of Acceptance and Use of Technology* (UTAUT/UTAUT2) et le cadre *Technology-Organization-Environment* (TOE), afin de mieux appréhender la complexité des mécanismes d’adoption dans des environnements numériques avancés (Aboura 2025 ; Khlaif et al. 2024 ; Granić 2025). Cette approche intégrative est particulièrement pertinente dans le champ éducatif, où les compétences numériques des utilisateurs et le soutien organisationnel jouent un rôle central comme déterminants directs de l’appropriation des technologies émergentes (Venkatesh et al. 2003 ; Venkatesh et al. 2012 ; Hatlevik/ Christophersen 2013 ; Dringó Horváth et al. 2025). Au-delà de leurs effets directs sur l’adoption et l’usage des technologies, ces variables peuvent également être envisagées, dans une perspective exploratoire, comme susceptibles d’exercer un rôle de modération.

S’inscrivant dans cette perspective, la présente étude propose un modèle conceptuel intégratif combinant le TAM, l’UTAUT/UTAUT2 et le cadre TOE, enrichi par le modèle des risques perçus, tel que proposé par Featherman et Pavlou (2003), ainsi que par des considérations éthiques. Ce modèle intègre également des variables modératrices clés, en particulier les compétences numériques des étudiants et le soutien organisationnel perçu, afin de mieux appréhender la manière dont ces facteurs influencent les mécanismes sous-jacents à l’intention d’adoption et à l’usage effectif de l’intelligence artificielle générative dans l’enseignement supérieur. Il vise ainsi à analyser de manière systématique les déterminants de l’intention d’adoption et de l’usage effectif de l’intelligence artificielle générative par les étudiants de l’enseignement supérieur, en offrant un cadre explicatif empirique susceptible de contribuer à l’avancement des travaux sur l’adoption des technologies éducatives avancées et d’éclairer les décisions institutionnelles.

Compte tenu de ces considérations, plusieurs objectifs spécifiques ont été retenus :

- Identifier les facteurs cognitifs et perceptuels influençant l’intention d’usage des outils d’IAg.

- Examiner les dimensions organisationnelles, technologiques et environnementales qui conditionnent leur adoption au sein des institutions universitaires.
- Évaluer l'influence des risques perçus, des compétences numériques et des considérations éthiques, notamment la transparence, la responsabilité, l'équité et les pratiques d'usage responsable, sur l'adoption et l'usage effectif de l'IAg.
- Proposer un modèle conceptuel intégratif, articulant les apports théoriques de TAM, UTAUT, UTAUT2, du cadre TOE et du modèle du risque perçu, tout en intégrant la dimension éthique.

Cette réflexion conduit à formuler la question de recherche suivante : *Quels sont les déterminants individuels, organisationnels, technologiques, perceptuels et éthiques qui influencent l'intention d'usage et l'usage effectif de l'intelligence artificielle générative par les étudiants dans l'enseignement supérieur Tunisien ?*

Afin d'apporter une réponse approfondie, plusieurs questions spécifiques seront examinées :

- Comment les facteurs issus de TAM/UTAUT/UTAUT2 influencent-ils l'intention d'usage ?
- Dans quelle mesure les facteurs institutionnels du cadre TOE affectent-ils l'adoption ?
- Quel est l'impact des risques perçus sur l'intention d'usage ?
- Dans quelle mesure les compétences numériques modèrent-elles les effets perçus des risques ?
- Comment les considérations éthiques influencent-elles l'intention d'usage et l'usage effectif de l'IAg ?
- Comment ces différents facteurs convergent-ils pour expliquer l'usage effectif ?

Sur la base de ces considérations théoriques, les hypothèses de recherche sont formulées de manière structurée. Pour y répondre, cette étude adopte une approche hypothético-déductive fondée sur la mobilisation conjointe de

modèles théoriques majeurs, intégrés dans un cadre conceptuel multidimensionnel.

Dans cette perspective, la présente recherche se structure en deux parties complémentaires présentées à travers deux articles, selon une progression logique allant de la construction du cadre conceptuel à l’interprétation des résultats empiriques et à leurs implications. Cette première partie établit les bases théoriques et méthodologiques de la recherche. Elle propose une revue approfondie de la littérature mobilisant les principaux modèles explicatifs de l’adoption technologique, notamment le TAM, l’UTAUT, l’UTAUT2 et le TOE, enrichis par les approches du risque perçu et des enjeux éthiques liés à l’IA générative. Elle présente ensuite la démarche méthodologique retenue ainsi que l’évaluation rigoureuse du modèle de mesure.

Les relations hypothétiques, leur interprétation ainsi que leurs implications théoriques et pratiques sont développées dans la seconde partie consacrée à la discussion des résultats empiriques.

2. Revue de littérature

2.1. Conceptualisation et impacts pédagogique de l’IA générative

L’intelligence artificielle générative (IAg) désigne des systèmes capables de produire, transformer ou adapter des contenus pédagogiques à partir d’instructions utilisateur, dites *prompts*, permettant une interaction homme-machine orientée vers la génération de contenus éducatifs (Abu Safi/Al Qudah 2024 ; Qian 2025). Dans l’enseignement supérieur, ces technologies forment un ensemble d’outils techno-pédagogiques en structuration progressive, couvrant un continuum d’applications allant des agents conversationnels pour la production académique (El Messaoudi et al. 2025 ; Ding et al. 2025 ; Riahi 2024) aux systèmes d’apprentissage adaptatif et de tutorat intelligent orientés vers la personnalisation des parcours (Faouzi et al. 2025 ; Luo et al. 2025 ; Tahir et al. 2024 ; Huang et al. 2021).

Sur le plan fonctionnel, l’intégration de l’IAg engendre des effets pédagogiques globalement positifs. Les travaux empiriques soulignent notamment une amélioration perçue de la clarté, de la structuration et de la

qualité linguistique des productions étudiantes (El Messaoudi et al. 2025), ainsi qu'un gain de temps et une utilité accrue. Ces résultats sont corroborés par des revues de la littérature rapportant, dans plusieurs études recensées, des effets positifs de l'IA sur la performance académique et l'engagement des apprenants (Crompton/Burke 2023). Par ailleurs, une méta-analyse récente portant sur 68 études confirme un effet positif modéré de l'IAg générative sur les apprentissages ($SMD \approx 0,45$), les effets étant particulièrement marqués sur l'engagement comportemental, la motivation et l'autorégulation (Han et al. 2025).

Au-delà de la simple production de contenu, l'IAg favorise l'apprentissage autorégulé et la résolution de problèmes, notamment dans les dispositifs adaptatifs qui ajustent dynamiquement les parcours aux besoins des apprenants (Du Plooy et al. 2024 ; Faouzi et al. 2025). Dans des domaines tels que l'enseignement des sciences, ces technologies peuvent favoriser une meilleure compréhension conceptuelle, à condition qu'elles soient alignées avec les objectifs pédagogiques et les approches didactiques appropriées (Almasri 2024). Ainsi, l'IAg s'affirme comme un levier de transformation majeur, bien que son efficacité demeure conditionnée par les compétences numériques et le sens critique des étudiants face aux enjeux éthiques de ces outils.

2.2. Modèles théoriques d'adoption des technologies

L'analyse de l'adoption de l'IAg dans l'enseignement supérieur mobilise plusieurs cadres théoriques complémentaires issus de la littérature sur l'acceptation des technologies. Elle s'appuie notamment sur les modèles TAM, UTAUT, UTAUT2, le cadre TOE ainsi que le modèle des risques perçus afin d'examiner les principaux facteurs explicatifs de leur adoption dans le contexte de l'IA générative.

Dans cette perspective, le *Technology Acceptance Model* (TAM) constitue un socle théorique fondamental en identifiant l'utilité perçue (PU) et la facilité d'utilisation perçue (PEOU) comme déterminants centraux de l'intention d'usage (Davis 1989). Ces dimensions restent particulièrement pertinentes dans le contexte de l'IAg, où l'adoption dépend étroitement des bénéfices perçus en termes de performance académique, de gain de temps et

d’amélioration de la qualité des productions, ainsi que de la simplicité d’interaction avec les outils (Ouzif et al. 2025 ; Aboura 2025). En outre, la littérature souligne que, malgré la diffusion rapide des technologies d’IAg dans l’éducation, les validations empiriques systématiques de leur valeur pédagogique demeurent encore limitées, ce qui renforce la pertinence du recours à des modèles éprouvés comme le TAM (Zawacki-Richter et al. 2019).

Dans cette logique, l’utilité perçue peut être assimilée à la performance attendue, tandis que la facilité d’utilisation renvoie à l’effort requis, permettant ainsi d’articuler directement TAM avec les modèles plus récents. Sur cette base, il est attendu que l’utilité perçue et la facilité d’utilisation influencent positivement l’intention d’usage (H1, H2).

H1 : l’utilité perçue (PU) influence positivement l’intention d’utiliser l’IA générative

H2 : La facilité d’utilisation perçue ou l’effort attendu (EE) influence positivement l’intention d’usage de l’IAg.

Dans le prolongement de cette approche, la *Unified Theory of Acceptance and Use of Technology* (UTAUT) enrichit l’analyse en intégrant des déterminants sociaux et organisationnels, notamment l’influence sociale (SI) et les conditions facilitatrices (FC) (Venkatesh et al. 2003). Ces facteurs traduisent respectivement le rôle des normes sociales, des pairs et des enseignants, ainsi que la disponibilité des ressources techniques et organisationnelles nécessaires à l’usage effectif des technologies. Dans les contextes universitaires, en particulier dans les régions africaines et MENA, ces dimensions apparaissent déterminantes, les politiques institutionnelles, le soutien organisationnel et les dynamiques sociales structurent fortement l’appropriation des outils numériques (Alalwan et al. 2017 ; Awwad/Al-Majali 2015 ; Jenfi et al. 2024).

Dans cette perspective, l’influence sociale est susceptible de renforcer l’intention d’usage (H3). Conformément aux modèles d’acceptation technologique, cette intention comportementale constitue ensuite le déterminant proximal de l’usage effectif des technologies (Venkatesh et al. 2003 ; Venkatesh et al. 2012), un constat confirmé dans le contexte de l’IAg

où une intention élevée se traduit par un usage plus fréquent et intégré dans les pratiques académiques (Pramjeeth/Ramgovind, 2024). Dès lors, les conditions facilitatrices, en interaction avec l'intention comportementale, contribuent directement à l'usage effectif des technologies (H11, H12), tandis que l'intention joue un rôle médiateur central entre les déterminants sociaux et l'usage réel.

H3 : L'influence sociale (SI) affecte positivement l'intention d'usage de l'IAg.

H11 : Les conditions facilitatrices (FC) influencent positivement l'usage réel de l'IAg.

H12 : L'intention d'utilisation influence positivement l'usage réel de l'IAg.

Par ailleurs, l'extension UTAUT2 permet d'approfondir la compréhension des mécanismes d'usage en introduisant des dimensions expérientielles et comportementales, notamment la motivation hédonique (HM) et l'habitude (HB) (Venkatesh et al. 2012). Ces variables sont particulièrement pertinentes dans le cas de l'IAg, où l'interaction avec les outils peut générer à la fois un intérêt intrinsèque et une utilisation répétée conduisant à des routines d'usage. Des travaux récents montrent que l'adoption d'outils tels que ChatGPT est favorisée non seulement par leur utilité fonctionnelle, mais aussi par leur caractère intuitif et engageant, ce qui facilite leur intégration dans les pratiques académiques quotidiennes (El Messaoudi et al. 2025 ; Didi 2025). Ainsi, la motivation hédonique et l'habitude apparaissent comme des déterminants positifs de l'intention d'usage (H4, H5).

H4 : La motivation hédonique (HM) influence positivement l'intention d'usage de l'IAg.

H5 : L'habitude (HT) influence positivement l'intention d'usage de l'IAg.

En complément de ces approches centrées sur l'individu, le modèle *Technological-Organizational-Environmental* (TOE) introduit une perspective institutionnelle essentielle en considérant les dimensions technologique, organisationnelle et environnementale de l'adoption (Tornatzky/Fleischer 1990). Ce cadre met en évidence le rôle de la maturité technologique, du soutien organisationnel et de la pression environnementale dans la diffusion des innovations. Dans les contextes éducatifs des pays émergents, ces facteurs apparaissent particulièrement critiques, l'adoption de

l’IAg dépendant fortement de la disponibilité des infrastructures, des politiques institutionnelles et des dispositifs de formation (Huang et al. 2021 ; Mollel 2025 ; Pramjeeth/Ramgovind 2024).

En ce sens, la maturité technologique, le soutien organisationnel et la pression environnementale sont susceptibles d’influencer positivement l’intention d’adoption (H8, H9, H10). De plus, la littérature récente souligne que le soutien organisationnel peut jouer un rôle modérateur en renforçant l’effet de la facilité d’utilisation sur l’intention d’usage (H14), en réduisant les barrières perçues et en facilitant l’appropriation des technologies (Khlaif et al. 2024 ; Feng et al. 2025).

H8 : La maturité technologique (TR) influence positivement l’intention d’usage.

H9 : Le soutien organisationnel (OS) influence positivement l’intention d’usage.

H10 : La pression environnementale (ENV) influence positivement l’intention d’usage.

H14 : Le soutien organisationnel (OS) modère la relation entre la facilité perçue d’utilisation ou l’effort attendu (EE) et l’intention d’usage (BI), en influençant la force de cette relation.

Enfin, le modèle des risques perçus complète ce cadre en intégrant les freins psychologiques et cognitifs à l’adoption (Featherman /Pavlou 2003). Dans le contexte de l’IAg, ces risques concernent notamment la fiabilité des contenus générés, les biais algorithmiques, la dépendance cognitive, les perceptions sociales négatives et les enjeux liés à la confidentialité des données (Zawacki-Richter et al. 2019 ; Pramjeeth/Ramgovind 2024 ; Chauhan/Dutta 2025). Ces dimensions peuvent limiter l’intention d’usage, même lorsque les bénéfices fonctionnels sont reconnus, ce qui justifie l’hypothèse d’un effet négatif des risques perçus sur l’intention d’adoption (H6).

H6 : Les risques perçus (PR) influencent négativement l’intention d’usage.

Dans l’ensemble, l’articulation de ces différents modèles permet de proposer un cadre conceptuel robuste, combinant les dimensions individuelles, sociales et institutionnelles de l’adoption technologique. Une telle approche permet de

dépasser les limites des modèles utilisés isolément et offre une lecture plus fine des mécanismes sous-jacents à l'acceptation et à l'usage des technologies émergentes, en particulier dans le contexte de l'IAg.

2.3. Enjeux éthiques et responsabilité dans l'adoption de l'IAg

Dans le prolongement des modèles d'acceptation technologique, les considérations éthiques apparaissent comme une dimension essentielle pour comprendre l'adoption de l'IAg dans l'enseignement supérieur. En effet, au-delà des bénéfices fonctionnels et des déterminants cognitifs, l'usage de ces technologies soulève des enjeux normatifs susceptibles d'influencer significativement les comportements des étudiants.

Plus précisément, les préoccupations éthiques liées au risque de plagiat, à la fraude académique, au manque de transparence algorithmique ou à l'usage non conforme aux règles institutionnelles constituent des facteurs susceptibles de freiner l'adoption de l'IAg. La littérature récente souligne que la prise de conscience de ces enjeux peut réduire l'intention d'usage, en particulier dans des contextes où les cadres réglementaires et les politiques universitaires restent encore ambigus ou insuffisamment formalisés (Chaudhry/Kazim 2021 ; Joudieh et al. 2024 ; Pramjeeth/ Ramgovind, 2024).

Dans cette perspective, les préoccupations éthiques ne se limitent pas à des considérations abstraites, mais influencent directement la confiance accordée aux technologies ainsi que l'engagement des étudiants dans leur utilisation. En générant des incertitudes quant à la légitimité et à l'acceptabilité des pratiques associées à l'IAg, elles peuvent freiner l'appropriation des outils et limiter leur intégration dans les activités académiques.

Dans ce contexte, les enjeux de gouvernance éthique apparaissent centraux. L'intégration responsable de l'IAg requiert la mise en place de cadres institutionnels transparents, combinant supervision humaine, explicabilité algorithmique et dispositifs d'audit, afin de garantir le respect des normes académiques et de renforcer la confiance des utilisateurs (Chaudhry/Kazim 2021 ; Luckin et al. 2022). À cet égard, la Commission Européenne souligne que :

“ Une intelligence artificielle digne de confiance doit être à la fois conforme au droit, éthique et robuste (la Commission européenne 2019 : 2).

Ainsi, l’adoption de l’IAg dans l’enseignement supérieur doit s’inscrire dans une logique d’équilibre entre innovation pédagogique et exigences éthiques, condition essentielle à une transformation durable et responsable des pratiques éducatives.

Dès lors, les préoccupations éthiques peuvent être conceptualisées comme un déterminant négatif spécifique de l’intention d’adoption, complémentaire aux risques perçus. Leur prise en compte permet d’enrichir l’analyse en intégrant une dimension normative essentielle dans les environnements éducatifs, où les enjeux d’intégrité académique et de responsabilité sont particulièrement déterminants. Sur cette base, il est théoriquement cohérent de proposer l’hypothèse suivante :

H7 : Les préoccupations éthiques concernant l’usage de l’IAg influencent négativement l’intention des étudiants d’utiliser ces outils.

2.4. Rôle modérateur des compétences numériques

Les compétences numériques et informationnelles constituent un déterminant transversal central dans l’adoption et l’usage efficace de l’IAg dans l’enseignement supérieur. En effet, elles permettent aux étudiants non seulement d’interpréter et d’exploiter les contenus générés, mais également d’en évaluer la pertinence et la fiabilité, contribuant ainsi à réduire l’effort perçu d’utilisation (EE), à atténuer les risques et à favoriser un usage à la fois réfléchi et éthique des outils numériques (Sergeeva et al. 2025 ; Ranieri et al. 2025 ; Abubakari 2025 ; Dwivedi et al. 2023 ; Khlaif et al. 2024 ; Aboura 2025).

Dans ce prolongement, la littératie informationnelle apparaît comme une composante essentielle de ces compétences, dans la mesure où elle renvoie à la capacité des étudiants à rechercher, vérifier et critiquer l’information. Cette aptitude est particulièrement déterminante dans un environnement marqué par la production automatisée de contenus, puisqu’elle permet de détecter les biais algorithmiques, d’identifier les erreurs et d’ajuster les productions aux

exigences académiques (Aboura 2025 ; Khlaif et al. 2024 ; Chaudhry et al. 2022; Zhai et al. 2023). À cet égard, la maîtrise des techniques de formulation des requêtes [*prompting*], le choix approprié des outils d'IAg et la validation critique des résultats générés s'imposent comme des compétences clés. Leur développement suppose, toutefois, la mise en place de dispositifs de formation pratiques ainsi qu'un accompagnement pédagogique structuré (Mollel 2025 ; Achili/Zerrouki 2024).

Par ailleurs, la littérature récente met en évidence que l'intégration de l'IAg dans les environnements d'apprentissage, lorsqu'elle est accompagnée de compétences numériques adéquates, est associée à une amélioration des résultats académiques et de la valeur pédagogique des dispositifs éducatifs (Faouzi et al. 2025 ; Ranieri et al. 2025). En particulier, les systèmes adaptatifs basés sur l'IAg permettent de personnaliser les parcours d'apprentissage en fonction des besoins et des profils des étudiants, optimisant ainsi leurs performances et leur engagement.

Dans une perspective plus analytique, ces compétences ne se limitent pas à un rôle direct, mais peuvent également jouer un rôle modérateur dans le processus d'adoption. En effet, plusieurs travaux montrent qu'un niveau élevé de compétences numériques permet de réduire l'impact négatif des risques perçus sur l'intention d'adoption, en renforçant la capacité des étudiants à comprendre, contrôler et encadrer l'usage des technologies (Aboura 2025 ; Sergeeva et al. 2025 ; Ranieri et al. 2025). Dès lors, le développement de ces compétences apparaît comme un levier stratégique majeur pour maximiser les bénéfices de l'IAg tout en limitant les freins psychologiques, cognitifs et éthiques associés. Sur cette base, il est théoriquement cohérent de proposer l'hypothèse suivante :

H13 : Les compétences numériques modèrent négativement l'effet des risques perçus sur l'intention d'usage.

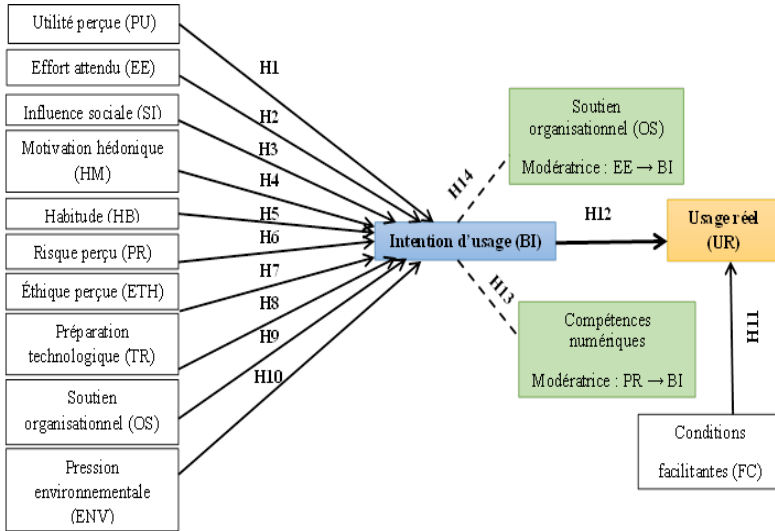
2.5. Intention d’usage et usage effectif

Conformément aux modèles d’acceptation technologique, l’intention comportementale constitue le déterminant principal de l’usage effectif des technologies (Venkatesh et al. 2003 ; Venkatesh et al. 2012). Dans le contexte de l’IAg, les études empiriques confirment que les étudiants ayant une intention d’usage élevée adoptent ces outils de manière plus fréquente et plus intégrée dans leurs pratiques académiques (Pramjeeth/Ramgovind 2024). De ce fait, l’intention agit ainsi comme un mécanisme central de transformation des perceptions en comportement réel. Elle occupe une position médiatrice entre les déterminants cognitifs, sociaux et institutionnels et l’usage effectif des technologies. Sur cette base, il est proposé que l’intention d’usage influence positivement l’utilisation réelle de l’IAg (H12).

Le modèle conceptuel proposé adopte une approche intégrative articulant des déterminants individuels, organisationnels et éthiques afin d’analyser de manière cohérente l’adoption de l’IAg dans l’enseignement supérieur tunisien. Fondé sur la combinaison des cadres TAM, UTAUT/UTAUT2 et TOE, enrichie par les risques perçus et les préoccupations éthiques, il structure quatorze hypothèses (H1–H14) autour de trois dimensions : facteurs individuels, conditions institutionnelles et freins psychosociaux. Dans cette configuration, l’intention comportementale joue un rôle pivot en tant que variable médiatrice reliant les perceptions à l’usage effectif. Le modèle intègre deux modérateurs clés : les compétences numériques et informationnelles, qui sont susceptibles d’atténuer l’effet des risques perçus sur l’intention d’usage, et le soutien organisationnel, qui est susceptible de renforcer l’impact de la facilité d’utilisation perçue sur l’intention d’usage.

Dès lors, ce cadre propose une modélisation robuste combinant effets directs, médiateurs et modérateurs, et constitue une base analytique solide pour le test empirique et l’analyse des dynamiques d’appropriation de l’IAg en contexte universitaire tunisien.

Figure 1: Le modèle conceptuel



Source : Élaboration propre

3. Méthodologie de la recherche

3.1. Le design de l'étude

Cette recherche adopte un design quantitatif fondé sur une approche hypothético-déductive visant à tester empiriquement le modèle conceptuel proposé. Les données ont été collectées au moyen d'un questionnaire structuré administré auprès d'étudiants de l'enseignement supérieur tunisien, puis analysées à l'aide de la modélisation des équations structurelles par la méthode PLS-SEM, particulièrement adaptée à l'évaluation de modèles complexes intégrant des relations directes, médiatrices et modératrices. Ce dispositif méthodologique permet d'examiner simultanément les déterminants de l'intention d'usage et de l'usage effectif de l'intelligence artificielle générative, tout en assurant la robustesse des résultats et la validité du modèle proposé.

3.2. Description de l’échantillon et du protocole de collecte des données

L’échantillon de l’étude comprend 242 étudiants, dont 221 utilisateurs effectifs de l’IAg retenus pour l’analyse PLS-SEM après filtrage préalable. Cette taille d’échantillon dépasse les recommandations de Hair et al. (2022), assurant une puissance statistique satisfaisante ainsi que la robustesse des estimations du modèle. L’étude repose sur un échantillonnage non probabiliste combinant convenance et boule de neige, particulièrement adapté à un contexte exploratoire d’adoption d’une technologie émergente, bien qu’il implique des limites en termes de biais de sélection et de généralisation.

Les critères d’inclusion retenus concernaient exclusivement des étudiants âgés de 18 ans ou plus, inscrits dans un établissement d’enseignement supérieur en Tunisie. Les répondants ont ensuite été distingués entre utilisateurs et non-utilisateurs de l’IAg, les analyses étant centrées sur les utilisateurs effectifs. Le recrutement des participants a été réalisé via des canaux numériques académiques (emails institutionnels, plateformes pédagogiques et réseaux sociaux étudiants), accompagnés d’un message précisant les objectifs de la recherche, les conditions d’éligibilité et le caractère volontaire de la participation.

Un pré-test du questionnaire a été conduit auprès d’un petit échantillon (10 étudiants) afin d’évaluer la clarté des items, la compréhension des construits mobilisés et la durée de passation. Les retours obtenus ont permis d’apporter des ajustements mineurs de formulation, sans altérer la structure conceptuelle du modèle.

Par ailleurs, certains biais potentiels ont été identifiés, notamment un biais d’auto-sélection, les étudiants familiers avec l’IAg étant plus enclins à participer, ainsi qu’un biais de désirabilité sociale susceptible d’influencer les réponses. Ces biais ont été atténués par l’anonymat du questionnaire et la formulation neutre des items, et ont été pris en compte dans l’interprétation des résultats.

Enfin, l’étude respecte les principes éthiques de la recherche. Un consentement éclairé a été présenté en introduction du questionnaire, précisant les objectifs, la durée, le caractère volontaire de la participation, le

droit de retrait et l'usage scientifique des données. Les données ont été collectées de manière anonyme, sans enregistrement d'informations personnelles, stockées de façon sécurisée et utilisées exclusivement à des fins de recherche, avec obtention des autorisations institutionnelles requises.

3.3. Tableaux des variables de mesure et hypothèses associées

Le modèle conceptuel s'appuie sur une structuration en trois niveaux :

- Les variables principales et les hypothèses associées
- Les effets modérateurs permettant de capturer les interactions entre les construits
- Les variables de contrôle visant à neutraliser les effets liés aux caractéristiques individuelles.

Tableau 1: Variables principales du modèle et hypothèses associées

Variable / abréviation	Définition synthétique	Items	Hypothèse associée
Utilité perçue (PU)	Perception que l'IAg améliore la performance académique	4	H1 : PU → BI
Effort attendu (EE)	Perception que l'usage de l'IAg demande peu d'effort	3	H2 : EE → BI
Influence sociale (SI)	Influence perçue des enseignants, pairs et institution	3	H3 : SI → BI
Motivation hédonique (HM)	Plaisir, intérêt et satisfaction procurés	3	H4 : HM → BI
Habitude (HB)	Usage routinier des outils	3	H5 : HB → BI
Risques perçus (PR)	Craintes liées aux erreurs, biais ou plagiat.	6	H6 : PR → BI (-)
Éthique perçue (ETH)	Respect des règles et normes éthiques institutionnelles	4	H7 : ETH → BI (-)
Préparation technologique (TR)	Disponibilité, qualité et adéquation technique des outils	3	H8 : TR → BI

Soutien organisationnel(OS)	Formation, assistance et accompagnement	3	H9 : OS → BI
Pression environnementale (ENV)	Exigences, normes institutionnelles et disciplinaires	4	H10 : ENV → BI
Conditions facilitantes (FC)	Ressources, assistance et disponibilité des outils.	3	H11 : FC → UR
Compétences numériques (DC)	Capacité à évaluer, vérifier et utiliser l’information numérique	3	Modérateur : atténue PR → BI (H13)
Intention d’usage (BI)	Volonté d’utiliser l’IAg dans les activités académiques	3	H12 : BI → UR
Usage réel (UR)	Usage effectif et observé des outils d’IAg	4	Variable dépendante finale

Source : *Élaboration propre*

Tableau 2 : Variables modératrices du modèle conceptuel

Modérations	Abréviation	Rôle modérateur attendu
Modération des Compétences numériques	DC× PR	Modère PR → BI (H13), atténue l’effet négatif du risque perçu sur l’intention d’usage
Modération du soutien organisationnel	OS × EE	Modère EE → BI (H14), renforce l’effet de la facilité perçue sur l’intention d’usage

Source: *Élaboration propre*

Tableau 3: Variables de contrôle du modèle conceptuel

Variable de contrôle	Justification
Âge	Peut influencer l’aisance numérique, l’expérience technologique et les attitudes vis-à-vis de l’IAg. Les utilisateurs plus jeunes adoptent souvent plus rapidement les technologies émergentes.
Sexe	Peut affecter les perceptions de risque, de confiance technologique et de facilité

	d'utilisation. Plusieurs études montrent des différences dans l'adoption des technologies selon le genre.
Niveau d'études	Reflète la maturité académique, l'expérience méthodologique et les compétences numériques générales, pouvant influencer l'usage de l'IAg.
Discipline enseignée	Certaines disciplines (informatique, ingénierie, économie, etc.) mobilisent davantage l'IAg, disposent d'une culture numérique plus forte et favorisent des usages plus fréquents et plus avancés.
Fréquence d'utilisation des outils d'IAg	Indique le degré d'exposition et de familiarité avec l'IAg. Une utilisation plus fréquente est généralement associée à une meilleure maîtrise, une confiance accrue et une adoption plus élevée.

Source : *Élaboration de l'auteur*

4. Évaluation du modèle de mesure

L'évaluation du modèle de mesure a été réalisée conformément aux recommandations de la méthode PLS-SEM, en examinant successivement la fiabilité des indicateurs, la validité convergente et la validité discriminante.

4.1. Fiabilité des indicateurs (*Outer Loadings*)

Tableau 4 : *Les loadings externes*

Facteur	Items	Charges factorielles (min-max)	Exceptions
BI	BI1–BI3	0,826 – 0,874	—
DC	DC1–DC3	0,844 – 0,894	—
EE	EE1–EE3	0,908 – 0,917	EE2 supprimé
ENV	ENV1–ENV4	0,697 – 0,862	ENV3 = 0,697
ETH	ETH1–ETH4	0,817 – 0,892	—
FC	FC1–FC3	0,649 – 0,893	FC2 = 0,649
HB	HB1–HB3	0,853 – 0,879	—
HM	HM1–HM3	0,826 – 0,894	—
OS	OS1–OS3	0,787 – 0,947	—
PR	PR1–PR6	0,766 – 0,848	—

PU	PU1–PU4	0,825 – 0,851	—
SI	SI1–SI3	0,769 – 0,828	—
TR	TR1–TR3	0,756 – 0,899	—
UR	UR1–UR4	0,785 – 0,891	—
Interactions	—	—	OS×EE ; DC×PR (1.000)

Source : Résultats obtenus à l’aide de SmartPLS

L’analyse des *loadings* externes montre que la majorité des indicateurs présentent des valeurs supérieures au seuil recommandé de 0,70, indiquant une bonne fiabilité individuelle. Après suppression de l’item EE2 en raison d’un *loading* insuffisant, tous les indicateurs restants affichent des contributions satisfaisantes à leurs construits respectifs. Quelques items présentent des *loadings* légèrement inférieurs au seuil de 0,70 (notamment ENV3 = 0,697 et FC2 = 0,649), mais ont été conservés compte tenu de leur contribution théorique et du respect des autres critères de validité.

4.2. Fiabilité interne et validité convergente

Tableau 5 : Fiabilité et validité convergente

Construit	α de Cronbach	CR	AVE
BI	0.819	0.892	0.734
DC	0.838	0.903	0.756
EE	0.798	0.908	0.832
ENV	0.774	0.851	0.589
ETH	0.875	0.915	0.728
FC	0.742	0.848	0.655
HB	0.838	0.902	0.755
HM	0.832	0.899	0.749
OS	0.850	0.898	0.746
PR	0.889	0.915	0.642
PU	0.859	0.904	0.703
SI	0.726	0.845	0.645
TR	0.807	0.884	0.718
UR	0.867	0.910	0.716

Source : Résultats obtenus à l’aide de SmartPLS

La fiabilité interne a été évaluée à l'aide de l'alpha de Cronbach et de la fiabilité composite (rho-c). L'ensemble des construits présente des valeurs supérieures au seuil de 0,70, confirmant une cohérence interne satisfaisante. La validité convergente a été examinée via l'*Average Variance Extracted* (AVE). Toutes les valeurs d'AVE sont supérieures à 0,50, indiquant que chaque construit explique plus de 50 % de la variance de ses indicateurs.

4.3. Validité discriminante des construits

Critère de Fornell-Larcker

La validité discriminante a été vérifiée à l'aide du critère de *Fornell-Larcker*. Les résultats indiquent que, pour chaque construit, la racine carrée de l'AVE est supérieure aux corrélations avec les autres construits, confirmant ainsi une distinction adéquate entre les concepts. Certaines corrélations relativement élevées ont été observées, notamment entre la motivation hédonique et l'utilité perçue, ainsi qu'entre l'intention d'usage et l'usage réel, mais ces relations restent théoriquement cohérentes et ne remettent pas en cause la validité du modèle.

Tableau 6 : Validité discriminante selon le critère de Fornell-Larcker

	BI	DC	EE	ENV	ETH	FC	HB	HM	OS	PR	PU	SI	TR	UR
BI	0.857	0.442	0.514	0.349	0.522	0.389	0.532	0.575	0.094	0.325	0.556	0.521	0.479	0.685
DC	0.442	0.869	0.346	0.239	0.584	0.312	0.322	0.472	0.117	0.465	0.380	0.342	0.399	0.359
EE	0.514	0.346	0.912	0.300	0.369	0.378	0.544	0.567	0.125	0.305	0.646	0.529	0.521	0.455
ENV	0.349	0.239	0.300	0.767	0.306	0.385	0.296	0.470	0.641	0.131	0.392	0.451	0.506	0.426
ETH	0.522	0.584	0.369	0.306	0.853	0.367	0.306	0.452	0.116	0.466	0.447	0.371	0.430	0.435
FC	0.389	0.312	0.378	0.385	0.367	0.809	0.336	0.467	0.311	0.117	0.352	0.385	0.467	0.478
HB	0.532	0.322	0.544	0.296	0.306	0.336	0.869	0.576	0.173	0.328	0.536	0.505	0.481	0.546
HM	0.575	0.472	0.567	0.470	0.452	0.467	0.576	0.865	0.215	0.427	0.705	0.581	0.560	0.625
OS	0.094	0.117	0.125	0.641	0.116	0.311	0.173	0.215	0.864	-0.100	0.156	0.229	0.345	0.230
PR	0.325	0.465	0.305	0.131	0.466	0.117	0.328	0.427	-0.100	0.802	0.407	0.307	0.202	0.276
PU	0.556	0.380	0.646	0.392	0.447	0.352	0.536	0.705	0.156	0.407	0.838	0.556	0.551	0.543
SI	0.521	0.342	0.529	0.451	0.371	0.385	0.505	0.581	0.229	0.307	0.556	0.803	0.480	0.496
TR	0.479	0.399	0.521	0.506	0.430	0.467	0.481	0.560	0.345	0.202	0.551	0.480	0.848	0.545
UR	0.685	0.359	0.455	0.426	0.435	0.478	0.546	0.625	0.230	0.276	0.543	0.496	0.545	0.846

Source : Résultats obtenus à l'aide de SmartPLS

Note : Les valeurs en diagonale représentent la racine carrée de l'AVE. Les corrélations inter-construits sont présentées hors diagonale.

Ratio HTMT

L’évaluation par le ratio *Heterotrait-Monotrait* (HTMT) confirme également la validité discriminante. Toutes les valeurs sont inférieures au seuil de 0,90. Les valeurs les plus élevées concernent :

- PU ↔ HM = 0,830
- OS ↔ ENV = 0,824
- BI ↔ UR = 0,810

Ces résultats reflètent des proximités conceptuelles attendues sans compromettre la distinction entre les construits.

Tableau 7 : Validité discriminante selon le critère de HTMT

	BI	DC	EE	ENV	ETH	FC	HB	HM	OS	PR	PU	SI	TR	UR
DC	0.533													
EE	0.636	0.421												
ENV	0.406	0.296	0.342											
ETH	0.616	0.682	0.440	0.358										
FC	0.466	0.392	0.457	0.504	0.441									
HB	0.643	0.383	0.666	0.334	0.357	0.401								
HM	0.695	0.563	0.692	0.562	0.526	0.565	0.687							
OS	0.116	0.135	0.133	0.824	0.119	0.419	0.203	0.235						
PR	0.375	0.532	0.366	0.168	0.519	0.138	0.384	0.491	0.103					
PU	0.660	0.447	0.781	0.441	0.516	0.407	0.631	0.830	0.164	0.465				
SI	0.670	0.429	0.687	0.566	0.458	0.479	0.643	0.743	0.278	0.368	0.699			
TR	0.570	0.481	0.627	0.629	0.515	0.590	0.565	0.679	0.426	0.237	0.646	0.608		
UR	0.810	0.418	0.548	0.499	0.497	0.563	0.643	0.731	0.253	0.310	0.627	0.622	0.638	

Source : Résultats obtenus à l’aide de SmartPLS

Cross-loadings

L’analyse des *cross-loadings* montre que chaque indicateur charge plus fortement sur son construit associé que sur les autres construits, confirmant la validité discriminante au niveau des items.

Un cas limite a été observé pour l’item ENV1, dont la charge est proche de celle du construit OS. Toutefois, cette différence reste marginale et n’affecte pas la validité globale du modèle.

4.4. Évaluation de la colinéarité du modèle structurel

Tableau 8 : VIF du modèle structurel (Inner Model list)

Relation	VIF
BI → UR	1.179
FC → UR	1.179
DC → BI	1.845
DC × PR → BI	1.292
EE → BI	2.060
ENV → BI	2.393
ETH → BI	1.823
HB → BI	1.806
HM → BI	2.767
OS → BI	1.883
OS × EE → BI	1.166
PR → BI	1.617
PU → BI	2.639
SI → BI	1.870
TR → BI	2.126

Source : Résultats obtenus à l'aide de SmartPLS

La colinéarité a été évaluée à l'aide du *Variance Inflation Factor* (VIF). Les résultats obtenus indiquent que toutes les valeurs de VIF sont inférieures au seuil critique de 3, ce qui confirme l'absence de problèmes de multi-colinéarité au sein du modèle structurel. Les valeurs de VIF observées varient entre 1.166 et 2.767, ce qui indique :

- Une absence totale de colinéarité problématique
- Une bonne indépendance des variables explicatives
- Une stabilité des estimations des coefficients de régression

Les valeurs les plus élevées concernent la motivation hédonique (HM → BI = 2.767) et l'utilité perçue (PU → BI = 2.639), ce qui reste largement en dessous des seuils critiques et reflète une proximité conceptuelle attendue dans les modèles d'acceptation technologique. Par ailleurs, les variables d'interaction introduites pour tester les effets de modulation (OS × EE et DC × PR) présentent des niveaux de colinéarité très faibles, confirmant la bonne spécification des effets modérateurs. Ces résultats confirment que le modèle

structurel ne souffre d’aucun problème de multi-colinéarité. Les relations estimées peuvent ainsi être interprétées de manière fiable, sans biais lié à une redondance excessive entre les variables explicatives.

L’analyse du *Variance Inflation Factor* (VIF) pour l’*outer model* a été effectuée afin de détecter toute multi-colinéarité entre les indicateurs de chaque construit. Les résultats montrent que tous les items présentent des valeurs de VIF inférieures à 5, la majorité étant comprise entre 1,3 et 2,7, ce qui indique une faible redondance entre les items et une bonne diversité d’information apportée par chaque indicateur. Seuls les items PR5 et PR6 présentent des VIF légèrement supérieurs à 3,3, ce qui reste acceptable selon les recommandations de SmartPLS et ne constitue pas un problème critique de multi-colinéarité. Les interactions modératrices (DC x PR et OS x EE) présentent un VIF égal à 1, confirmant l’absence de colinéarité dans les variables modératrices. Ainsi, les résultats confirment que les indicateurs mesurent de manière distincte leurs construits respectifs, assurant la fiabilité et la validité du modèle externe.

4.5. Conclusion du modèle de mesure

L’ensemble des résultats confirme la robustesse du modèle de mesure. Les indicateurs présentent une fiabilité satisfaisante, les construits démontrent une validité convergente adéquate, et la validité discriminante est établie à travers plusieurs critères complémentaires (*Fornell-Larcker*, HTMT et *cross-loadings*). Par ailleurs, l’absence de problèmes de colinéarité renforce la qualité méthodologique du modèle. Ces résultats permettent de conclure que le modèle de mesure est adéquatement spécifié et peut être utilisé de manière fiable pour l’évaluation du modèle structurel.

5. Bibliographie

- Abubakari, M. S. (2025). “Generative AI literacy and lifelong learning: A literature overview”. *Forum for Education Studies*, 3(3), 2621.
<https://doi.org/10.59400/fes2621>
- Aboura, B. 2025. “Teaching and learning in the age of artificial intelligence: Towards an integrated approach to digital literacy in Algerian higher education”. *ICONELS*.

<https://doi.org/10.63011/iconels.v2i1.94>.

Abu Safi, S., Al Qudah, M. A. 2024. “Artificial intelligence in higher education (challenges and guidelines) – A systematic review”. *Dirasat: Educational Sciences*, 51(3), 201–216.

<https://doi.org/10.35516/edu.v51i3.7303>.

Achili, N., Zerrouki, N. 2024. “Using artificial intelligence in Algerian higher education: Opportunities and challenges from teachers’ perspectives”. *ATRAS Journal*, 5(3), 541–556.

<https://doi.org/10.70091/atras/AI.34>.

Alalwan, A. A., Dwivedi, Y. K., Rana, N. P., Algharabat, R. 2017. “Examining factors influencing Jordanian customers’ intentions to adopt mobile banking”. *International Journal of Information Management*, 37(2), 99–110.

<https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2017.01.002>.

Almasri, F. 2024. “Exploring the impact of artificial intelligence in teaching and learning of science: A systematic review of empirical research”. *Research in Science Education*, 54, 977–997. <https://doi.org/10.1007/s11165-024-10176-3>.

Ameen, N., Tarhini, A., Reppel, A., Anand, A. 2021. “Customer experiences in the age of artificial intelligence”. *Computers in Human Behavior*, 114, 106548.

<https://doi.org/10.1016/j.chb.2020.106548>.

Awwad, M. S., Al Majali, S. M. 2015. “Electronic library services acceptance and use: An empirical validation of unified theory of acceptance and use of technology”. *The Electronic Library*, 33(6), 1100–1120. <https://doi.org/10.1108/EL-03-2014-0057>.

Chaudhry, M. A., Kazim, E. 2021. “Artificial intelligence in education (AIEd): A high level academic and industry note”. *AI and Ethics*, 2(1), 157–165. <https://doi.org/10.1007/s43681-021-00074z>.

Chaudhry, M. A., Cukurova, M., Luckin, R. 2022. “A transparency index framework for AI in education”. In M. M. Rodrigo, N. Matsuda, A. I. Cristea, V. Dimitrova (eds.), *Artificial intelligence in education* (pp. 195–198). *Lecture Notes in Computer Science*, vol. 13356. Springer.

https://doi.org/10.1007/978-3-031-11647-6_33.

- Chauhan, S., Dutta, A. 2025. “Artificial intelligence in student privacy and data security”. *International Journal of Advanced Research in Computer Science*, 16(3).
<https://doi.org/10.26483/ijarcs.v16i3.7261>.
- Crompton, H., Burke, D. 2023. “Artificial intelligence in higher education: The state of the field”. *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 20(1), 22.
<https://doi.org/10.1186/s41239-023-00392-8>.
- Davis, F. D. 1989. “Perceived usefulness, perceived ease of use, and user acceptance of information technology”. *MIS Quarterly*, 13(3), 319–340. <https://doi.org/10.2307/249008>.
- Didi, N. 2025. “Educational integrity: Ethical and regulatory perspectives on generative AI in Moroccan higher education”. *Confluence Journal of Multidisciplinary Studies*, 1(1), 208–221.
<https://doi.org/10.34874/PRSM.cjms-vol1iss1.5027>.
- Ding, L., Zou, D., Kohnke, L. 2025. “ChatGPT as an automated writing evaluation tool: How students perceive it and how it affects their writing”. *Education and Information Technologies*.
<https://doi.org/10.1007/s10639-025-13775-3>.
- Dringó-Horváth, I., Rajki, Z., Nagy, J. T. 2025. “Digital competencies and AI literacy of university teachers: The moderating role of gender, age, experience, and discipline”. *Education Sciences*, 15(7), 868. <https://doi.org/10.3390/educsci15070868>.
- Du Plooy, E., Casteleijn, D., Franzsen, D. 2024. “Personalized adaptive learning in higher education: A scoping review of key characteristics and impact on academic performance and engagement”. *Heliyon*, 10(21), e39630.
<https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e39630>.
- Dwivedi, Y. K., Kshetri, N., Hughes, L., Slade, E. L., Jeyaraj, A., Kar, A. K., Wright, R. 2023. “So what if ChatGPT wrote it? Multidisciplinary perspectives on opportunities, challenges and implications of generative conversational AI for research, *Journal of Ethics in Higher Education* 8(2026)

- practice and policy”. *International Journal of Information Management*. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2023.102642>.
- El Messaoudi, M., Lamiae, A., Daoudi, R., & M’rabti, M. (2025). Student satisfaction with ChatGPT as a writing tool in Moroccan higher education: A mixed methods study. *Arab World English Journal (AWEJ) Special Issue on Artificial Intelligence*, 193–219. <https://doi.org/10.24093/awej/AI.11>
- Ezeoguine, E. P., Eteng-Uket, S. 2024. “Artificial intelligence tools and higher education student’s engagement”. *Edukasiana: Jurnal Inovasi Pendidikan*, 3(3), 300–312. <https://doi.org/10.56916/ejip.v3i3.733>.
- Faouzi, G., Amrous, N., El Faddouli, N. E., Khabouze, M. 2025. “Adaptive E-Learning model based on artificial intelligence (AI) for boosting Moroccan students’ performance”. In *Proceedings of the E-Learning and Smart Engineering Systems (ELSESES 2024)* (pp. 258–267). https://doi.org/10.2991/978-2-38476-408-2_19.
- Featherman, M. S., Pavlou, P. A. 2003. “Predicting e-services adoption: A perceived risk facets perspective”. *International Journal of Human-Computer Studies*, 59(4), 451–474. [https://doi.org/10.1016/S1071-5819\(03\)00111-3](https://doi.org/10.1016/S1071-5819(03)00111-3).
- Feng, J., Yu, B., Tan, W. H., Dai, Z., Li, Z. 2025. “Key factors influencing educational technology adoption in higher education: A systematic review”. *PLOS Digital Health*, 4(4), e0000764. <https://doi.org/10.1371/journal.pdig.0000764>.
- Granić, A. 2025. “Emerging drivers of adoption of generative AI technology in education: A review”. *Applied Sciences*, 15(13), 6968. <https://doi.org/10.3390/app15136968>.
- Hair, J. F., G. T. M. Hult, C. M. Ringle and M. Sarstedt. 2022. *A Primer on Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM)*. 3rd ed. Thousand Oaks: Sage.
- Han, X., Peng, H., Liu, M. 2025. “The impact of GenAI on learning outcomes: A systematic review and meta-analysis of

- experimental studies”. *Educational Research Review*, 48, 100714. <https://doi.org/10.1016/j.edurev.2025.100714>.
- Hatlevik, O. E., Christophersen, K. A. 2013. “Digital competence at the beginning of upper secondary school”. *Computers & Education*, 63, 240–247. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2012.11.015>.
- High-Level Expert Group on Artificial Intelligence. 2019. *Ethics Guidelines for Trustworthy AI*. European Commission.
- Huang, J., Saleh, S., Liu, Y. 2021. “A review on artificial intelligence in education”. *Academic Journal of Interdisciplinary Studies*, 10(3), 206. <https://doi.org/10.36941/ajis-2021-0077>.
- Jenfi, Y., Zitouni, A. 2024. “Artificial intelligence in the service of education in Morocco: Opportunities, challenges, and perspectives”. *International Journal of Applied Management and Economics*, 2(09), 001–015. <https://doi.org/10.5281/zenodo.12772245>.
- Joudieh, N., Harb, H., Zaki, C., et al. 2024. “Higher education in the era of artificial intelligence: Academic freedom as a case study”. *Discover Sustainability*, 5, 220. <https://doi.org/10.1007/s43621-024-00425-w>.
- Khlaif, Z. N., Ayyoub, A., Hamamra, B., Bensalem, E., Mitwally, M. A. A., Hattab, M. K., Shadid, F. 2024. “University teachers’ views on the adoption and integration of generative AI tools for student assessment in higher education”. *Education Sciences*, 14(10), 1090. <https://doi.org/10.3390/educsci14101090>.
- Lee, G., Yun, M., Zhai, X., Crippen, K. J. 2025. “Artificial intelligence in science education research: Current states and challenges”. *Journal of Science Education and Technology*. <https://doi.org/10.1007/s10956-025-10239-8>.
- Luckin, R., Cukurova, M., Kent, C., du Boulay, B. 2022. “Empowering educators to be AI ready”. *Computers & Education: Artificial Intelligence*, 3, 100076. <https://doi.org/10.1016/j.caeai.2022.100076>.

- Luo, J., Zheng, C., Yin, J., Teo, H. H. 2025. "Design and assessment of AI-based learning tools in higher education: A systematic review". *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 22(1), 42. <https://doi.org/10.1186/s41239-025-00540-2>.
- Maphalala, M. C., & Ajani, O. A. (2025). Leveraging artificial intelligence as a learning tool in higher education. *Interdisciplinary Journal of Education Research*, 7(1), 1-16. <https://doi.org/10.38140/ijer-2025.vol7.1.01>
- Molle, G. S. 2025. "Determinants of AI utilization among Tanzania higher learning students: Examining trends, predictors, and academic applications". *East African Journal of Information Technology*, 8(1), 57–69. <https://doi.org/10.37284/eajit.8.1.2838>.
- Noroozi, O. 2025. "Artificial intelligence in higher education: Impact depends on context". *Interactive Learning Environments*. <https://doi.org/10.1080/14703297.2025.2539579>.
- Ouzif, H., El Boukhari, H., El Achabi, M., Chahbouni, O., Es Sanoun, M., Mahouat, N., Bakkali, S. 2025. "Analyzing the adoption of artificial intelligence by Moroccan university teachers: Key insights and implications from the UTAUT model". *Edelweiss Applied Science and Technology*, 9(4), 2722–2732. <https://doi.org/10.55214/25768484.v9i4.6644>.
- Pramjeeth, S., Ramgovind, P. 2024. "Generative artificial intelligence (AI) tools in higher education: A moral compass for the future?". *African Journal of Inter/Multidisciplinary Studies*, 6(1), 1–13. <https://doi.org/10.51415/ajims.v6i1.1560>.
- Qian, Y. 2025. "Pedagogical applications of generative AI in higher education: A systematic review of the field". *TechTrends*, 69, 1105–1120. <https://doi.org/10.1007/s11528-025-01100-1>.
- Ranieri, M., Biagini, G., Cuomo, S. 2025. "AI literacy in higher education: A systematic approach to questionnaire development

“L’IA générative dans l’enseignement supérieur tunisien - Première partie” | 57
and validation”. *International Journal of Digital Literacy and Digital Competence*, 16(1).

<https://doi.org/10.4018/IJDLDC.388469>.

Riahi, I. 2024. “A qualitative research on the relationship between artificial intelligence and higher education performance in Tunisia”. *International Journal of Research and Innovation in Social Science*, 8(6), 171–182.

<https://doi.org/10.47772/IJRIS.2024.806014>.

Schmidt, D. A., AlBloushi, B., Thomas, A., Magalhães, R. 2025. “Integrating artificial intelligence in higher education: Perceptions, challenges, and strategies for academic innovation”. *Computers and Education Open*, 9, 100274.

<https://doi.org/10.1016/j.caeo.2025.100274>.

Sergeeva, O. V., Masalimova, A. R., Zheltukhina, M. R., et al. 2025. “Impact of digital media literacy on attitude toward generative AI acceptance in higher education”. *Frontiers in Education*, 10, 1563148. <https://doi.org/10.3389/feduc.2025.1563148>.

Tahir, M., Hassan, F. D., Shagoo, M. R. 2024. “Role of artificial intelligence in education: A conceptual review”. *World Journal of Advanced Research and Reviews*, 22(1), 1469–1475. <https://doi.org/10.30574/wjarr.2024.22.1.1217>.

Tornatzky, L. G., Fleischer, M. 1990. *The processes of technological innovation*. Lexington Books.

Venkatesh, V., Morris, M. G., Davis, G. B., Davis, F. D. 2003. “User acceptance of information technology”. *MIS Quarterly*, 27(3), 425–478. <https://doi.org/10.2307/30036540>.

Venkatesh, V., Thong, J. Y. L., Xu, X. 2012. “Consumer acceptance and use of information technology”. *MIS Quarterly*, 36(1), 157–178. <https://doi.org/10.2307/41410412>.

Zawacki-Richter, O., Marín, V. I., Bond, M., Gouverneur, F. 2019. “Systematic review of AI in higher education”. *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 16, 39. <https://doi.org/10.1186/s41239-019-0171-0>.

Zhai, X., Neumann, K., Krajcik, J. 2023. "AI for tackling STEM education challenges". *Frontiers in Education*, 8, 1183030.

<https://doi.org/10.3389/feduc.2023.1183030>

Déclaration d'utilisation de l'IA générative

L'outil ChatGPT a été utilisé à titre d'assistance pour la recherche bibliographique et l'amélioration de la qualité linguistique du manuscrit, notamment pour la recherche de références, la reformulation et la vérification linguistique du texte. Son usage n'a pas concerné l'analyse des résultats ni les interprétations scientifiques. Le manuscrit a été vérifié et validé par les auteurs, qui assument l'entière responsabilité scientifique et éthique.

Les auteurs

6. Biographies sommaires

Bahrini Mohamed Ali est maître technologue en sciences économiques et gestion à l'Institut supérieur des études technologiques de Jendouba, Tunisie. Il est titulaire d'une maîtrise en économie financière et bancaire de l'ESSEC ainsi que d'un certificat d'Études supérieures spécialisées en économie et gestion des entreprises, spécialité marketing de l'ESC. Son parcours académique a été renforcé par des études approfondies en nouvelles technologies éducatives ainsi que par l'obtention d'un certificat en intelligence artificielle de l'Université d'Helsinki. Il assure des missions d'enseignement et d'encadrement des travaux de recherche aux niveaux licence et master. Il coordonne les stages et participe activement aux instances pédagogiques et scientifiques. Ses recherches portent sur le marketing et les technologies émergentes.

Courriel : mohamedalibahrini@gmail.com

Eya Soltani est technologue en économie et gestion à l'Institut supérieur des études technologiques de Jendouba, Tunisie. Elle est titulaire d'une maîtrise en HEC de l'IHEC Carthage ainsi que d'un master de recherche en marketing. Membre du conseil scientifique, elle participe activement aux activités académiques et à l'amélioration des pratiques pédagogiques. Elle assure également l'encadrement des étudiants dans leurs projets académiques. Ses activités d'enseignement et de recherche portent principalement sur le marketing digital et ses applications dans les organisations contemporaines.

Courriel : eyasoltani@yahoo.fr