

# L'IA générative dans l'enseignement supérieur tunisien

Seconde partie : Discussion des résultats empiriques  
sur les pratiques d'intégrité durables

Mohamed Ali Bahrini, Eya Soltani

Institut supérieur des études technologiques  
de Jendouba, Tunisie

Juin-Juillet 2026

## Mots clés

Intelligence artificielle, IA générative, IA<sub>g</sub>, adoption technologique, PLS-SEM, intention d'usage, usage réel, éthique, enseignement supérieur tunisien.

## Résumé

Dans le prolongement de la première partie de cette recherche, consacrée au développement du cadre conceptuel et à la validation du modèle de mesure, cette seconde partie analyse les résultats empiriques du modèle structurel. Les résultats attestent d'un pouvoir explicatif élevé ( $R^2_{BI} = 0,551$  ;  $R^2_{UR} = 0,522$ ). L'intention d'usage influence fortement l'usage réel ( $\beta = 0,588$  ;  $p < 0,001$ ), tandis que les conditions facilitantes exercent un effet positif significatif ( $\beta = 0,249$  ;  $p < 0,001$ ). Contrairement aux modèles classiques, l'utilité perçue et la facilité d'utilisation ne sont pas significatives. À l'inverse, l'éthique perçue ( $\beta = 0,244$  ;  $p = 0,002$ ), l'habitude ( $\beta = 0,214$  ;  $p = 0,008$ ) et le soutien organisationnel ( $\beta = -0,181$  ;  $p = 0,025$ ) constituent des déterminants clés. L'effet modérateur du soutien organisationnel est également confirmé ( $\beta = 0,189$  ;  $p = 0,005$ ). Ces résultats révèlent un déplacement des déterminants de l'adoption vers des dimensions éthiques, comportementales et organisationnelles, avec d'importantes implications théoriques, managériales et sociétales.

---

Pour toute correspondance avec les auteurs : Mohamed Ali Bahrini, Courriel : [mohamedalibahrini@gmail.com](mailto:mohamedalibahrini@gmail.com). Pour citer cet article : Bahrini, Mohamed Ali, Soltani, Eya. 2026. « L'IA générative dans l'enseignement supérieur tunisien - Seconde partie : Discussion des résultats empiriques sur les pratiques d'intégrité durables » *Journal of Ethics in Higher Education* 8.2(2026): 59-88. DOI: <https://doi.org/10.26034/fr.jehe.2026.9995> © 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 ?

Cette seconde partie prolonge une recherche consacrée à l'adoption de l'intelligence artificielle générative dans l'enseignement supérieur tunisien et à ses implications en matière d'intégrité académique. Elle analyse le modèle structurel et interprète les résultats empiriques obtenus à l'aide de l'approche

PLS-SEM. Plus précisément, elle examine les relations structurelles entre les construits du modèle, évalue les hypothèses formulées dans le première partie et met en évidence les mécanismes d’adoption de l’intelligence artificielle générative dans le contexte universitaire tunisien. Les résultats sont discutés à la lumière de la littérature existante afin d’en dégager les implications théoriques, managériales et sociétales. Enfin, sont présentées les principales contributions de la recherche, ses limites ainsi que les perspectives de recherche futures.

## 2. Discussion des résultats

### 2.1. L’analyse descriptive des perceptions des étudiants

*Tableau 1: Synthèse des résultats descriptifs*

Variable / Question	Modalité principale	Effectifs (n)	%
Q1. Utilisation de l’IAG	Oui	221	91,3 %
	Non	21	8,7 %
Q2. Fréquence d’utilisation	Occasionnellement / Souvent	175	79,2 %
	Très souvent	20	9 %
Q3. Outils utilisés	ChatGPT	197	89,1 %
	Gemini	132	59,7 %
	Autres outils	-	< 22 %
Q4. Finalités d’usage	Résumé / Explication ou clarification du cours	156 / 135	70,6 % / 61,1 %
	Recherche documentaire / Reformulation de texte	118/117	≅ 53 %
	Correction linguistique / Rédaction de texte	76/72	≅ 35 % / 33 %
	Programmation/ codage	42	19%
	Génération multimédia	77	≅ 35 %
Q5. Utilité perçue (PU)	Accord global élevé pour tous les items	-	> 69 %
Q6. Facilité d’usage (EE)	Accord global modéré	-	~45% - 60 %
	Pairs dominants	161	72,9 %

Q7. Influence sociale (SI)	Rôle des enseignants faibles	74	33,5%
	Influence institutionnelle limitée	102	46%
Q8. Motivation hédonique (HM)	Accord général élevé	-	≅ 70 %
Q9. Habitude (HB)	Usage routinisé partiel	-	~41-67 %
Q10. Risques perçus (PR)	Accord général modéré à élevé	-	~ 50-63 %
Q11. Préparation technologique (TR)	Accord général modéré	-	~ 54-68%
Q11. Soutien organisationnel (OS)	Désaccord dominant	-	~62%-68 % négatif
Q11. Pression de l'environnement (ENV)	Mitigé	-	~37%-57 %
Q12. Conditions facilitantes (FC)	Accord modéré	-	~44-62 %
Q13. Compétences numériques (DC)	Accord élevé	-	~70 %
Q14. Éthique (ETH)	Accord élevé	-	~66-71 %
Q15. Intention d'usage (BI)	Accord élevé	-	≅ 70 %
Q16. Usage réel (UR)	Usage effectif élevé	-	~ 51-81%
Q17. Commentaires et suggestions	La pluparts des réflexions convergent vers : l'IAg comme outil de soutien performant, usage critique pour éviter toute dépendance excessive et manque d'encadrement institutionnel		
Q18. Niveau d'étude	Licence (L3 dominante)	91	37,6 %
Q19. Âge	21–24 ans	158	65,3 %
Q20. Sexe	Femme	204	84,3 %
Q21. Discipline	Économie et Gestion	181	74,8 %

Source : Élaboration propre à partir de Google Forms

Au regard des résultats descriptifs, plusieurs constats majeurs émergent. D’une part, l’adoption de l’intelligence artificielle générative apparaît particulièrement élevée et largement ancrée dans les pratiques académiques des étudiants, comme en témoigne le taux très important d’utilisateurs et la fréquence d’usage majoritairement régulière. Cette diffusion s’inscrit dans une logique d’appropriation pragmatique, où les outils sont principalement mobilisés pour des finalités académiques telles que la compréhension des cours, la synthèse de contenus et la production écrite, traduisant une orientation essentiellement utilitaire.

D’autre part, cette adoption s’accompagne de perceptions contrastées, combinant une utilité perçue élevée et une motivation importante, avec une facilité d’usage plus modérée, suggérant que l’IAg, bien qu’efficace, requiert encore un certain effort d’appropriation. Parallèlement, les étudiants manifestent une conscience non négligeable des risques associés (erreurs, dépendance cognitive, enjeux de plagiat), ainsi qu’un niveau relativement élevé de sensibilité éthique, ce qui traduit une adoption à la fois opportuniste et réflexive.

En outre, l’analyse met en évidence une dynamique sociale spécifique, où l’influence des pairs joue un rôle déterminant, contrairement à celle des enseignants et de l’institution, qui demeure limitée. Ce résultat souligne un processus d’adoption principalement horizontal, reposant davantage sur les interactions entre étudiants que sur des dispositifs formels d’encadrement.

Par ailleurs, si les conditions techniques et les compétences numériques apparaissent globalement favorables, le soutien organisationnel est perçu comme insuffisant, révélant un déficit d’accompagnement institutionnel. Cette situation contribue à un contexte d’usage relativement autonome, caractérisé par une régulation faible et une certaine ambiguïté normative.

Enfin, l’intention d’usage élevée, combinée à un niveau d’usage effectif déjà important, confirme que l’IAg s’inscrit durablement dans les pratiques académiques. Dans l’ensemble, ces résultats descriptifs mettent en évidence une adoption avancée mais encore en phase de structuration, marquée par un déplacement progressif des enjeux vers des dimensions éthiques,

comportementales et contextuelles, qui seront approfondies dans l'analyse du modèle structurel.

Ces premiers résultats, bien que riches en enseignements, restent essentiellement descriptifs et ne permettent pas d'évaluer de manière rigoureuse les relations causales entre les variables ni de tester les hypothèses du modèle conceptuel proposé. En particulier, ils ne permettent pas d'identifier les déterminants significatifs de l'intention d'usage (BI) et de l'usage réel (UR), ni d'examiner les effets spécifiques de variables clés telles que les considérations éthiques, les risques perçus ou encore les interactions modératrices.

Dans cette perspective, le recours à la modélisation par équations structurelles basée sur les moindres carrés partiels (PLS-SEM) s'impose comme une approche méthodologique particulièrement adaptée. Cette méthode permet en effet d'analyser simultanément les relations entre variables latentes, d'évaluer la qualité du modèle de mesure et de tester la robustesse du modèle structurel en termes de pouvoir explicatif et prédictif.

Dans le prolongement de l'évaluation du modèle de mesure réalisée dans la première partie de cette recherche, l'approche PLS-SEM est mobilisée dans cette seconde partie afin de :

- Évaluer le modèle structurel, en testant les hypothèses de recherche à travers les coefficients de régression, leur significativité statistique et les tailles d'effet ;
- Et enfin, apprécier la capacité prédictive du modèle, notamment à travers les indicateurs  $R^2$ ,  $f^2$  et  $Q^2$ .

Cette démarche permettra de dépasser une lecture descriptive des données pour proposer une analyse explicative approfondie des mécanismes d'adoption de l'IAg dans le contexte de l'enseignement supérieur Tunisien.

## **2.2. Résultats des relations structurelles**

Le tableau suivant présente les résultats de l'estimation du modèle structurel, incluant les coefficients de chemin standardisés ( $\beta$ ), les statistiques t, les niveaux de significativité (p-values), ainsi que les décisions relatives à la validation des hypothèses.

Tableau 2 : Résultats des relations structurelles

Relation	$\beta$	t	p	Résultat
BI → UR	0.588	10.452	0.000	Confirmée
FC → UR	0.249	4.506	0.000	Confirmée
ETH → BI	0.244	3.150	0.002	Confirmée
HB → BI	0.214	2.664	0.008	Confirmée
OS → BI	- 0.181	2.241	0.025	Confirmée
OS × EE → BI	0.189	2.832	0.005	Modération confirmée
DC x PR → BI	- 0.029	0.424	0.671	Modération non confirmée
Autres relations	-	-	> 0.05	Non confirmées

Source : Résultats obtenus à l’aide de SmartPLS

### 2.3. Rôle central de l’intention dans l’usage réel

Le résultat le plus marquant de cette étude est l’effet très significatif de l’intention d’usage sur l’usage réel ( $\beta = 0.588$  ;  $p < 0.001$ ), associé à une taille d’effet très forte ( $f^2 = 0.613$ ). Ce résultat confirme les fondements des modèles comportementaux tels que le TAM et l’UTAUT, selon lesquels l’intention constitue le principal prédicteur du comportement effectif. Dans le contexte de l’IAG, cela suggère que l’adoption réelle par les étudiants dépend avant tout de leur disposition psychologique à intégrer ces outils dans leurs pratiques académiques.

Par ailleurs, les conditions facilitantes exercent également un effet significatif sur l’usage réel ( $\beta = 0.249$  ;  $p < 0.001$ ), traduisant l’importance de la disponibilité des ressources techniques et de l’assistance.

### 2.4. Une adoption fortement influencée par des facteurs éthiques et comportementaux

Contrairement aux modèles classiques d’acceptation technologique, les résultats montrent que l’utilité perçue (PU) et la facilité d’utilisation (EE) n’ont pas d’effet significatif sur l’intention d’usage.

À l’inverse, l’éthique perçue (ETH) apparaît comme un déterminant majeur de l’intention d’usage ( $\beta = 0.244$  ;  $p = 0.002$ ), ce qui constitue un résultat

particulièrement saillant. Ce résultat suggère que, dans le contexte de l'enseignement supérieur, la décision d'utiliser l'IAg ne repose pas uniquement sur une évaluation instrumentale de ses bénéfices, mais s'inscrit dans un cadre normatif et institutionnel fortement intériorisé par les étudiants. En effet, ces derniers semblent intégrer de manière proactive les exigences liées à l'intégrité académique, notamment en matière de plagiat, de conformité aux règles universitaires et de légitimité de l'usage des technologies.

Plus encore, l'éthique perçue agit ici comme un mécanisme de régulation cognitive et comportementale, orientant l'intention d'usage en fonction de ce qui est jugé acceptable ou non dans le contexte académique. Ce résultat peut être interprété comme le reflet d'une « *conscience algorithmique* » croissante, où les utilisateurs ne se contentent plus d'évaluer l'utilité ou la facilité d'un outil, mais questionnent également ses implications éthiques et ses conditions d'usage. Dans un environnement caractérisé par une absence relative de cadres institutionnels clairs, cette dimension éthique devient un repère central pour guider les comportements.

Ainsi, l'éthique ne constitue pas seulement un frein potentiel, comme le suggèrent certains travaux, mais peut également agir comme un levier positif d'adoption, en renforçant la légitimité perçue de l'usage lorsque celui-ci est jugé conforme aux normes académiques. Ce résultat contribue à enrichir les modèles classiques d'acceptation technologique en soulignant l'importance d'intégrer explicitement les dimensions normatives et institutionnelles dans l'analyse des comportements d'adoption, en particulier pour les technologies émergentes telles que l'IAg.

De même, l'habitude (HB) influence significativement l'intention d'usage ( $\beta = 0.214$  ;  $p = 0.008$ ), suggérant que l'usage de l'IAg tend à se routiniser rapidement, indépendamment de l'évaluation cognitive classique des technologies.

## 2.5. Un effet paradoxal du soutien organisationnel

Un résultat particulièrement intéressant concerne le soutien organisationnel (OS), qui présente un effet direct négatif sur l’intention d’usage ( $\beta = - 0.181$  ;  $p = 0.025$ ). Ce résultat peut sembler contre-intuitif, mais il peut être interprété à la lumière du contexte spécifique de l’enseignement supérieur tunisien. En effet, l’absence de cadres institutionnels clairs, de politiques formalisées et de dispositifs de formation structurés autour de l’IAg peut générer :

- Une incertitude normative
- Une perception de risque institutionnel
- Une ambiguïté quant à la légitimité de l’usage

Ainsi, un soutien perçu comme insuffisant ou incohérent pourrait freiner l’intention d’usage plutôt que la renforcer. Cependant, l’effet de modération du soutien organisationnel sur la relation entre la facilité d’utilisation et l’intention ( $\beta = 0.189$  ;  $p = 0.005$ ) est positif et significatif.

Tableau 3 : Effets de modération

Interaction	$\beta$	p	Interprétation
OS $\times$ EE $\rightarrow$ BI	0.189	0.005	Modération positive
DC $\times$ PR $\rightarrow$ BI	- 0.029	0.671	Non significative

Source : Résultats obtenus à l’aide de SmartPLS

Ce résultat suggère que, lorsque le soutien organisationnel est perçu comme adéquat, la facilité d’utilisation devient plus déterminante dans la formation de l’intention.

## 2.6. Faible influence des variables classiques

Plusieurs variables traditionnellement centrales dans les modèles d’adoption (PU, EE, SI, HM, TR, PR) ne présentent pas d’effets significatifs. Cela indique que l’adoption de l’IAg ne suit pas une logique purement utilitariste ou technologique, mais plutôt une logique contextuelle, une logique normative (éthique) et une logique comportementale (habitude).

## 2.7. Validation prédictive du modèle

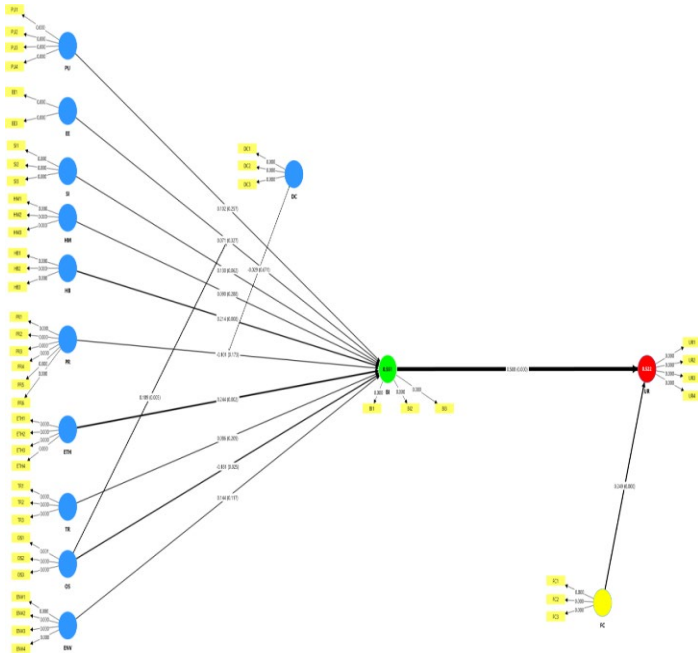
Tableau 4 (page suivante): Indicateurs prédictifs ( $Q^2$ predict, RMSE, MAE)

Indicateur	Q <sup>2</sup> predict	RMSE	MAE
BI1- BI3	0.301 - 0.370	-	-
UR1- UR4	0.257 - 0.331	-	-
BI	0.453	0.749	0.538
UR	0.420	0.771	0.594

Source : Résultats obtenus à l'aide de SmartPLS

Les résultats de la validation prédictive montrent que le modèle PLS-SEM présente une bonne capacité prédictive, tant au niveau des items individuels que des variables latentes globales. En effet, les  $Q^2_{predict}$  des items BI1-BI3 et UR1-UR4 sont positifs (0.257 - 0.370), indiquant que chacun des indicateurs est correctement prédit par le modèle. Pour les variables latentes globales BI et UR, les  $Q^2_{predict}$  sont respectivement de 0.453 et 0.420, et les erreurs de prédiction restent faibles et inférieures à celles du modèle linéaire, (RMSE = 0.749 et 0.771 ; MAE = 0.538 et 0.594), confirmant la robustesse et la précision prédictive du modèle.

Figure 1 : Modèle structurel Source : Élaboration propre



## 2.8. Effets des variables de contrôle sur les relations structurelles

Tableau 5: Relations structurelles avant et après contrôle

Relation	Avant contrôle ( $\beta$ )	Après contrôle ( $\beta$ )	Interprétation
BI → UR	0.588	0.561	Très robuste (légère diminution, effet central maintenu)
FC → UR	0.249	0.245	Stable (impact constant des conditions facilitantes)
ETH → BI	0.244	0.240	Stable (rôle clé de l'éthique confirmé)
HB → BI	0.214	0.239	Renforcé (routinisation accentuée après contrôle)
OS → BI	- 0.181	- 0.160	Stable (effet négatif robuste, légèrement atténué)
OS × EE → BI	0.189	0.183	Modération robuste (effet maintenu)
ENV → BI	Non significatif	0.162	Devient significatif (effet contextuel révélé)
SI → BI	Non significatif	0.138	Devient significatif (influence sociale révélée)
Sexe → BI	-	- 0.310	Effet important (différences de genre)
Sexe → UR	-	0.325	Effet important (impact sur usage réel)
Spécialité → BI	-	0.299	Effet contextuel disciplinaire

Source : Résultats obtenus à l'aide de SmartPLS

L'introduction des variables de contrôle (âge, sexe, niveau d'étude, fréquence d'usage et spécialité) confirme la robustesse globale du modèle structurel. Les relations initialement significatives demeurent globalement stables après contrôle. En particulier, la relation entre l'intention d'usage et l'usage réel reste fortement significative ( $\beta = 0.561$  ;  $p < 0.001$ ), tout comme l'effet des conditions facilitantes sur l'usage réel ( $\beta = 0.245$  ;  $p < 0.001$ ).

De même, les déterminants clés de l'intention d'usage conservent leur significativité. L'éthique perçue continue d'exercer un effet positif significatif

( $\beta = 0.240$  ;  $p = 0.001$ ), confirmant son rôle central dans le contexte académique. L'habitude apparaît également comme un facteur robuste ( $\beta = 0.239$  ;  $p < 0.001$ ), traduisant la routinisation progressive de l'usage de l'IAg. Par ailleurs, le soutien organisationnel maintient un effet direct négatif significatif sur l'intention ( $\beta = -0.160$  ;  $p = 0.019$ ), confirmant le caractère paradoxal de cette relation. Enfin, l'effet modérateur du soutien organisationnel sur la relation entre la facilité d'utilisation et l'intention demeure significatif ( $\beta = 0.183$  ;  $p = 0.003$ ), attestant de la robustesse de ce mécanisme conditionnel.

Toutefois, l'intégration de ces variables révèle des effets auparavant latents. En particulier, la pression environnementale ( $\beta = 0.162$  ;  $p = 0.039$ ) et l'influence sociale ( $\beta = 0.138$  ;  $p = 0.024$ ) deviennent significatives, suggérant l'existence d'effets de suppression liés aux caractéristiques individuelles des répondants. Ces résultats mettent en évidence l'importance des dynamiques contextuelles et sociales, souvent masquées en l'absence de variables de contrôle.

Par ailleurs, les variables de contrôle révèlent des effets différenciés selon le profil des étudiants. Le sexe apparaît comme un déterminant significatif de l'intention ( $\beta = -0.310$  ;  $p = 0.027$ ) et de l'usage réel ( $\beta = 0.325$  ;  $p = 0.007$ ), indiquant des disparités comportementales dans l'adoption de l'IAg. De même, la spécialité influence significativement l'intention d'usage ( $\beta = 0.299$  ;  $p = 0.037$ ), soulignant le rôle du contexte disciplinaire dans les logiques d'adoption.

Afin de situer la portée de nos résultats, il est pertinent de les inscrire dans les dynamiques d'adoption de l'IAg observées en Afrique et dans la région MENA. Bien que centrée sur la Tunisie, notre étude présente plusieurs convergences avec les travaux menés au Maroc, en Algérie, en Afrique du Sud et en Tanzanie, où l'IAg transforme les pratiques pédagogiques et les modes d'appropriation technologique (Achili/Zerrouki 2024 ; Mollé 2025 ; Ouzif et al. 2025 ; Pramjeeth/Ramgovind, 2024).

Nos résultats confirment d'abord le rôle central de l'intention d'usage dans l'usage effectif de l'IAg, en cohérence avec les constats faits dans

plusieurs contextes africains où ces outils sont mobilisés comme assistants d’apprentissage pour la rédaction, la synthèse ou la génération d’idées (El Messaoudi et al. 2025 ; Mollel 2025). En Tanzanie, Mollel (2025) souligne leur usage étendu dans un contexte peu institutionnalisé, tandis qu’au Maroc, El Messaoudi et al. (2025) mettent en évidence leur contribution à la productivité académique et à l’intention d’usage.

Par ailleurs, la faible significativité de l’utilité perçue et de la facilité d’utilisation indique un affaiblissement des logiques utilitaristes classiques. Cette tendance rejoint Ouzif et al. (2025), qui observent également une perte de pouvoir explicatif des variables de performance et d’effort dans le contexte de l’IAg. L’adoption semble ainsi davantage structurée par des facteurs contextuels, normatifs et comportementaux.

Nos résultats mettent également en évidence le rôle structurant des dimensions éthiques dans l’adoption. L’éthique perçue agit comme un déterminant clé de l’intention d’usage, en cohérence avec les travaux soulignant les enjeux d’intégrité académique, de responsabilité et de préservation des capacités critiques des étudiants (Achili/Zerrouki 2024 ; Didi 2025 ; Pramjeeth/Ramgovind, 2024). En Algérie, Achili/Zerrouki (2024) soulignent notamment les risques de plagiat et de dépendance technologique, tandis qu’en Afrique du Sud, Pramjeeth/Ramgovind (2024) insistent sur les enjeux de transparence et de responsabilité académique.

Enfin, le soutien organisationnel révèle une configuration complexe. Il exerce un effet direct négatif sur l’intention d’usage, suggérant des perceptions de contraintes ou d’un accompagnement insuffisant, mais joue simultanément un rôle modérateur positif en renforçant l’effet de la facilité d’utilisation. Il apparaît ainsi comme un facteur contextuel plutôt que linéaire, dépendant du degré de maturité institutionnelle. Cette configuration rejoint les constats observés dans plusieurs pays africains et de la région MENA, où les cadres de gouvernance de l’IAg restent en structuration. L’absence de dispositifs de formation et de régulation clairs peut limiter l’efficacité du soutien institutionnel, comme le soulignent Jenfi/Zitouni (2024) au Maroc et Aboura (2025) en Algérie. Le soutien

organisationnel semble ainsi plus efficace lorsqu'il est perçu comme structuré, cohérent et légitime.

Enfin, l'intégration des variables de contrôle met en évidence des différences selon le sexe et la spécialité académique, confirmant le caractère contextualisé de l'adoption de l'IAg. Les travaux africains récents soulignent également le rôle des compétences numériques, des cultures pédagogiques et des infrastructures technologiques dans ces dynamiques d'adoption (Faouzi et al. 2025 ; Maphalala/Ajani, 2025). Dans le cas tunisien, cela suggère une appropriation globalement transversale de l'IAg, malgré des variations disciplinaires.

Dans l'ensemble, cette mise en perspective révèle une reconfiguration progressive et transnationale des déterminants de l'adoption. Les modèles classiques, notamment le TAM, perdent en pouvoir explicatif au profit de facteurs comportementaux (habitude), éthiques (conformité académique) et contextuels (environnement institutionnel). Cette évolution souligne la nécessité de cadres théoriques intégrateurs combinant le TAM, l'UTAUT et le TOE, enrichis par une dimension éthique, afin de mieux appréhender l'adoption des technologies émergentes dans l'enseignement supérieur au-delà du seul contexte tunisien.

### **3. Implications de la recherche**

#### **3.1. Implications théoriques**

Cette recherche apporte plusieurs contributions théoriques majeures à la littérature sur l'adoption des technologies émergentes, en particulier dans le contexte de l'intelligence artificielle générative.

Premièrement, les résultats remettent en question la centralité des variables traditionnelles du *Technology Acceptance Model* (TAM). L'absence d'effet significatif de l'utilité perçue et de la facilité d'utilisation suggère que ces déterminants cognitifs perdent en pouvoir explicatif dans un contexte où la technologie est déjà largement diffusée et maîtrisée. Ce constat confirme que les modèles d'adoption classiques sont moins pertinents dans les phases de

post-adoption ou dans les environnements caractérisés par une forte accessibilité technologique.

Deuxièmement, l’étude met en évidence le rôle structurant de l’habitude comme déterminant significatif de l’intention d’usage de l’IAg. Son adoption s’inscrit dans un processus de routinisation progressive, où l’usage devient intégré aux pratiques académiques. Cette automatisation soulève toutefois un enjeu théorique lié à une possible réduction de la réflexivité cognitive, dans la mesure où la répétition de l’usage peut affaiblir l’évaluation critique des contenus et favoriser une délégation excessive des processus cognitifs. Ce risque de désengagement réflexif constitue une limite des modèles fondés sur l’habitude dans le contexte de l’IAg. Pour y répondre, des mécanismes de régulation cognitive et pédagogique peuvent être envisagés, tels que la justification des réponses générées, la vérification critique des outputs et la mobilisation explicite du raisonnement étudiant, afin de préserver un usage de l’IAg comme outil d’assistance plutôt que de substitution à la pensée critique.

Troisièmement, l’étude met en évidence l’éthique perçue comme facteur déterminant de l’intention d’usage de l’IAg. Contrairement aux approches utilitaristes classiques, les utilisateurs intègrent des dimensions normatives liées à l’intégrité académique, à la conformité institutionnelle et aux risques de dérive. Ce résultat souligne la nécessité d’intégrer explicitement une dimension éthique dans les modèles d’adoption des technologies à fort impact sociétal. Dans cette perspective, l’éthique de l’IAg peut être conceptualisée comme un construit multidimensionnel articulé autour de quatre axes complémentaires : intégrité académique, littératie en IA, autonomie cognitive et gouvernance institutionnelle, visant respectivement la transparence des usages, la compréhension des limites des systèmes génératifs, la préservation des capacités analytiques et l’encadrement normatif des usages.

Quatrièmement, les résultats confirment la pertinence des approches contextuelles, notamment à travers le cadre TOE, en mettant en évidence l’influence de l’environnement institutionnel et des dynamiques sociales. L’émergence de variables telles que la pression environnementale et l’influence sociale après introduction des variables de contrôle montre que

l'adoption de l'IAg est fortement située et dépendante de son contexte d'usage.

Enfin, cette recherche met en évidence une reconfiguration globale des déterminants de l'adoption technologique. Alors que les modèles cognitifs classiques perdent en pertinence, des facteurs comportementaux, éthiques et contextuels émergent comme des leviers explicatifs centraux.

En ce sens, cette étude propose une contribution théorique intégrative en suggérant : un modèle élargi combinant les apports du TAM, de l'UTAUT et du TOE ainsi que le modèle des risques perçus, enrichi par une dimension éthique, afin de mieux appréhender l'adoption des technologies émergentes dans l'enseignement supérieur. Ces résultats soulignent la nécessité de dépasser les approches strictement centrés sur la technologie pour adopter une lecture plus holistique de l'adoption, intégrant les dimensions socio-institutionnelles, normatives et comportementales qui structurent les usages des technologies émergentes.

### **3.2. Implications managériales**

Les résultats mettent en évidence plusieurs implications managériales clés pour l'intégration de l'IAg dans l'enseignement supérieur tunisien. En premier lieu, le rôle déterminant de l'éthique perçue ( $\beta = 0.244$  ;  $p < 0.01$ ) souligne la nécessité pour les établissements de clarifier les cadres normatifs afin de réduire l'ambiguïté et de renforcer la légitimité des usages. Dans cette perspective, une politique éthique efficace de l'IAg devrait reposer sur quatre principes complémentaires : la transparence des usages via la déclaration explicite du recours aux outils génératifs, le développement de la littératie en IA à travers des formations intégrées, la protection de l'autonomie cognitive en favorisant un usage d'assistance plutôt que de substitution, et une gouvernance flexible permettant d'adapter les règles aux évolutions rapides des technologies génératives.

Ensuite, l'effet significatif de l'habitude ( $\beta = 0.214$  ;  $p < 0.01$ ) et la non-significativité des variables classiques du TAM indiquent que l'adoption repose davantage sur des logiques comportementales que cognitives. Dans ce contexte, les établissements doivent investir dans des programmes de

formation pratiques, centrés sur l’usage réel de l’IAg, le développement des compétences critiques et la sensibilisation aux risques (biais, fiabilité, dépendance). L’intégration de l’IAg comme compétence transversale dans les programmes de formation apparaît ainsi comme un levier stratégique.

Par ailleurs, l’effet négatif du soutien organisationnel sur l’intention ( $\beta = -0.181$  ;  $p < 0.05$ ), combiné à son rôle modérateur positif ( $\beta = 0.189$  ;  $p < 0.01$ ), révèle un effet paradoxal du contexte institutionnel. Ce résultat suggère que des dispositifs institutionnels insuffisamment structurés ou incohérents peuvent freiner l’adoption. Il est donc essentiel de renforcer le soutien organisationnel à travers des dispositifs d’accompagnement concrets (guides, ateliers, assistance technique), tout en assurant une cohérence entre discours institutionnel et pratiques effectives.

En outre, l’impact significatif des conditions facilitantes sur l’usage réel ( $\beta = 0.249$  ;  $p < 0.001$ ) souligne l’importance de garantir l’accès aux ressources technologiques et de réduire les barrières techniques. Parallèlement, les résultats descriptifs mettent en évidence le rôle central des pairs, ce qui invite à mobiliser les dynamiques sociales (communautés d’apprentissage, partage de pratiques) comme levier d’appropriation.

Enfin, les effets significatifs des variables de contrôle, notamment le sexe et la spécialité, indiquent la nécessité de personnaliser les dispositifs d’accompagnement selon les profils étudiants. Une approche différenciée, adaptée aux disciplines et aux niveaux d’études, permettrait ainsi d’optimiser l’efficacité des stratégies d’intégration de l’IAg.

Dans l’ensemble, ces implications suggèrent que l’intégration de l’IAg ne peut être envisagée uniquement sous un angle technologique, mais nécessite une approche globale combinant régulation, accompagnement, pédagogie et contextualisation.

### **3.3. Implications sociétales**

Les résultats soulignent également la nécessité de promouvoir une utilisation éthique de l’IAg, de sensibiliser aux risques associés et de développer une culture numérique responsable. À un niveau plus large, cette orientation s’inscrit dans une dynamique sociétale de responsabilité numérique,

combinant sensibilisation aux risques (plagiat, dépendance cognitive, désinformation), la réduction des inégalités d'accès aux outils d'IA, ainsi que développement d'une citoyenneté numérique critique, capable d'interagir de manière éclairée avec les technologies génératives.

En définitive, cette recherche montre que l'adoption de l'IAg dans l'enseignement supérieur tunisien ne repose pas uniquement sur des considérations technologiques, mais s'inscrit dans une dynamique complexe intégrant des dimensions éthiques, comportementales et institutionnelles. Le modèle proposé offre ainsi une lecture renouvelée des mécanismes d'adoption des technologies émergentes, en mettant en lumière l'importance du contexte et des régulations dans la formation des intentions et des usages.

## 4. Conclusion

Cette recherche avait pour objectif d'analyser les déterminants de l'adoption de l'intelligence artificielle générative (IAg) dans le contexte de l'enseignement supérieur tunisien, en mobilisant un modèle intégrateur combinant des variables issues des approches classiques d'acceptation technologique enrichies par les risques perçus et les considérations éthiques. L'analyse empirique, réalisée à l'aide de la méthode PLS-SEM, a permis de mettre en évidence plusieurs résultats significatifs contribuant à une meilleure compréhension des mécanismes d'adoption de ces technologies émergentes.

Les résultats montrent que l'intention d'usage constitue le principal déterminant de l'usage réel de l'IAg, confirmant ainsi les fondements des modèles comportementaux. Par ailleurs, les conditions facilitantes jouent un rôle complémentaire mais significatif dans l'explication de l'usage effectif. Ces résultats soulignent l'importance des dimensions à la fois psychologiques et contextuelles dans le passage de l'intention à l'action.

Cependant, l'un des apports majeurs de cette recherche réside dans la mise en évidence du rôle central des facteurs éthiques et comportementaux. L'éthique perçue apparaît comme un déterminant significatif de l'intention d'usage, ce qui traduit une sensibilité accrue des étudiants aux enjeux de conformité académique et d'intégrité dans l'utilisation de l'IAg. De même, l'habitude

influence significativement l’intention, suggérant que l’usage de ces technologies s’inscrit progressivement dans des routines académiques.

En revanche, les variables traditionnellement centrales dans les modèles d’adoption, telles que l’utilité perçue ou la facilité d’utilisation, ne présentent pas d’effet significatif. Ce résultat indique un déplacement des logiques d’adoption vers des dimensions plus contextuelles et normatives, propres aux technologies d’intelligence artificielle générative.

Un autre résultat notable concerne l’effet négatif du soutien organisationnel sur l’intention d’usage. Ce constat, en apparence paradoxal, s’explique par le contexte institutionnel caractérisé par une absence relative de cadres réglementaires clairs, de politiques formalisées et de dispositifs de formation adaptés à l’IAg. Toutefois, l’effet modérateur positif du soutien organisationnel sur la relation entre la facilité d’utilisation et l’intention souligne que ce facteur peut devenir un levier d’adoption lorsqu’il est structuré et cohérent.

Enfin, la validation prédictive du modèle confirme sa robustesse et sa capacité à expliquer et prédire les comportements d’usage dans ce contexte spécifique.

Dans une perspective plus large, face au risque de substitution de l’intelligence humaine par l’IAg dans l’enseignement supérieur, celle-ci doit être envisagée comme un outil d’augmentation des capacités cognitives plutôt que comme un substitut. L’humain doit ainsi conserver un rôle central dans l’analyse, l’interprétation et la validation des contenus générés. Afin de prévenir ce risque, plusieurs leviers peuvent être mobilisés. Sur le plan pédagogique, il convient de renforcer la pensée critique, l’usage réflexif de l’IAg, la justification des raisonnements et la vérification des productions générées. Sur le plan évaluatif, une réorientation vers des tâches analytiques, argumentatives et réflexives permettrait de limiter la substitution cognitive et de renforcer l’engagement intellectuel des étudiants. Enfin, sur le plan institutionnel, des formations à l’usage éthique et responsable de l’IAg contribueraient à préserver l’autonomie intellectuelle tout en favorisant une intégration équilibrée de ces technologies dans l’enseignement supérieur.

Globalement, cette recherche apporte une contribution significative à la littérature en proposant une lecture renouvelée de l'adoption des technologies d'IAg, intégrant des dimensions éthiques, comportementales et institutionnelles souvent négligées dans les modèles traditionnels.

### *Limites de la recherche*

Malgré ses contributions, cette recherche présente plusieurs limites. Tout d'abord, la nature de l'échantillon peut restreindre la généralisation des résultats, celui-ci étant spécifique au contexte étudié malgré son adéquation à l'approche PLS-SEM. Ensuite, l'usage de données auto-déclarées peut introduire des biais de désirabilité sociale et de perception, particulièrement sensibles dans le contexte de l'IAg. Par ailleurs, le recours à une approche transversale ne permet pas de saisir la dynamique évolutive de l'adoption. En outre, certaines relations issues des modèles TAM et UTAUT ne sont pas confirmées, ce qui suggère, bien que ces résultats soient interprétables, que d'autres variables explicatives non intégrées au modèle pourraient jouer un rôle dans ce contexte. Enfin, l'absence de données qualitatives ou contextuelles approfondies limite la compréhension fine des mécanismes sous-jacents aux comportements observés.

### *Perspectives de recherche*

À la lumière des limites identifiées, plusieurs pistes de recherche futures peuvent être envisagées. Tout d'abord, des études longitudinales permettraient d'analyser l'évolution de l'adoption de l'IAg dans le temps, en tenant compte de la maturité technologique et des transformations institutionnelles, afin de mieux comprendre la dynamique des processus d'adoption. Ensuite, il serait pertinent d'étendre l'analyse à d'autres contextes géographiques et culturels afin de comparer les déterminants de l'adoption de l'IAg entre systèmes éducatifs et d'identifier le rôle des facteurs institutionnels et culturels. Par ailleurs, l'intégration de méthodes qualitatives (entretiens, études de cas) enrichirait l'analyse en approfondissant les perceptions des étudiants et des enseignants. De futures recherches pourraient également explorer d'autres variables explicatives, telles que la confiance dans l'IAg, la transparence algorithmique, la perception du contrôle ou la dépendance technologique. En outre, l'examen des effets différenciés selon

les disciplines, les niveaux d’études et les profils d’utilisateurs permettrait d’identifier des logiques d’adoption spécifiques. Enfin, l’analyse des impacts à long terme de l’IAg sur les pratiques pédagogiques, les performances académiques et les compétences des étudiants constitue une voie de recherche particulièrement prometteuse.

## 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](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, 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 (ELSES 2024)* (pp. 258–267). [https://doi.org/10.2991/978-2-38476-408-2\\_19](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>
- Mollel, 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 *Journal of Ethics in Higher Education* 8(2026)

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 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/IJRISS.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/educ.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

*Journal of Ethics in Higher Education* 8(2026)

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