

Adoption de l'Intelligence Artificielle par les étudiants de la Faculté des Sciences de l'Éducation de l'Université de Ngaoundéré : facteurs psychosociaux et déterminants technologiques

Adoption of Artificial Intelligence by Students in the Faculty of Education at the University of Ngaoundéré : Psychosocial Factors and Technological Determinants

JEAN-PIERRE MBAME¹, EVELYNE ZANGA MBIDA², JEANNE EPOTO
IBON NDOMÉ³, ADELIN MAYOUGHO⁴

- 1 PhD en psychologie sociale, Faculté des sciences de l'Éducation, Université de Ngaoundéré, Caméroun, jeanmbame@gmail.com, <https://orcid.org/000-001-6234-9505>. Tél.: +237675327002/694864610
- 2 Doctorante en Didactique des Langues, Faculté des Sciences de l'Éducation, Université de Ngaoundéré, Caméroun
- 3 PhD en Psychopédagogie, Ecole Normale Supérieure de Bertoua, Cameroun
- 4 PhD en Psychologie sociale, Département de Psychologie de l'Université de Yaoundé 1.



Received : 07 January 2026

Accepted : 15 July 2026

Available Online : 12 August 2026

Résumé. L'adoption de l'Intelligence Artificielle (IA) par les étudiants de la Faculté des Sciences de l'Éducation de l'Université de Ngaoundéré a été analysée à l'aide de modèles théoriques, notamment le TAM et l'UTAUT. La recherche a pour objectif d'identifier les principaux déterminants psychosociaux et technologiques favorisant cette adoption. La méthodologie repose sur une enquête quantitative menée auprès de 202 étudiants, utilisant un questionnaire structuré basé sur ces modèles, et traitée par des analyses statistiques, notamment la régression linéaire multiple. Les résultats montrent que l'influence sociale est le facteur prédominant, avec un coefficient beta de 0,343 ($p < 0,001$), expliquant 58% de la variance de l'intention d'usage ($R^2 = 0,58$). L'attitude positive envers l'IA et les attentes modérées en termes d'effort sont également significatives, avec des betas respectives de 0,207 ($p = 0,001$) et 0,207 ($p = 0,002$). La perception de la facilité d'utilisation et le niveau d'études contribuent également, mais de manière moins forte, à l'explication de l'intention. La qualité du modèle est confirmée par une valeur F de 56,47 ($p < 0,001$). En conclusion, l'adoption de l'IA dépend principalement des facteurs psychosociaux tels que l'influence sociale et l'attitude plutôt que des ressources technologiques, soulignant l'importance de stratégies éducatives et managériales adaptées.

Mots-clés : Intelligence Artificielle, modèles TAM et UTAUT, adoption, étudiants, facteurs psychosociaux, Université de Ngaoundéré.

Abstract. The adoption of Artificial Intelligence (AI) by students at the Faculty of Educational Sciences of the University of Ngaoundéré was analyzed using theoretical models, notably TAM and UTAUT. The study aimed to identify the main psychosocial and technological determinants facilitating this adoption. The methodology

involved a quantitative survey conducted with 202 students, utilizing a structured questionnaire based on these models, and analyzing the data with statistical methods, including multiple linear regression. Results showed that social influence is the predominant factor with a beta coefficient of 0.343 ($p < 0.001$), explaining 58% of the variance in usage intention ($R^2 = 0.58$). Positive attitude towards AI and moderate effort expectations were also significant predictors, with betas of 0.207 ($p = 0.001$) and 0.207 ($p = 0.002$) respectively. Perceived ease of use and education level contributed significantly but to a lesser extent. The model's quality was confirmed by an F value of 56.47 ($p < 0.001$). In conclusion, AI adoption mainly depends on psychosocial factors such as social influence and attitude rather than technological resources alone, highlighting the importance of adapted educational and managerial strategies.

Keywords: Artificial Intelligence, TAM and UTAUT model, adoption, students, psychosocial factors, University of Ngaoundéré.

Introduction

La Déclaration de Montréal (2018) définit l'Intelligence Artificielle (IA) comme l'ensemble des techniques permettant à une machine de simuler l'intelligence humaine. Cette technologie connaît un essor considérable dans le domaine éducatif, offrant des perspectives prometteuses pour la personnalisation des apprentissages, l'automatisation des évaluations et le développement de systèmes tutoriels intelligents (Chen et al., 2021 ; Hwang et al., 2020).

On distingue trois types d'IA : l'IA étroite (spécialisée dans des tâches spécifiques), l'IA générale (théorique, capable d'apprentissage autonome) et la super intelligence (hypothétique, dépassant l'intelligence humaine). Cependant, l'intégration de l'IA dans l'éducation se heurte à des défis majeurs : enjeux éthiques, coûts technologiques, manque de formation des acteurs éducatifs et fossé numérique particulièrement marqué en Afrique (Celik, 2023 ; Luckin et al., 2022).

La recherche actuelle montre que le potentiel transformateur de l'IA reste sous-exploité, no-

tamment en raison d'une préparation insuffisante des professionnels et d'une intégration limitée dans les curricula. Cette étude vise donc à analyser les déterminants de l'adoption de l'IA chez les étudiants en sciences de l'éducation de l'Université de Ngaoundéré, considérés comme des acteurs clés pour l'avenir de l'enseignement.

I. Modèles explicatifs

1.1. Modèle d'acceptation des technologies (TAM)

Le modèle TAM (Davis, 1989) postule que l'adoption technologique est déterminée par deux facteurs clés : l'utilité perçue (croyance que la technologie améliore la performance) et la facilité d'utilisation perçue (effort nécessaire pour maîtriser la technologie). Ces perceptions influencent l'attitude envers la technologie, laquelle détermine l'intention d'usage et le comportement effectif. Bien que robuste, le modèle TAM présente une limitation majeure : il ne considère pas explicitement les facteurs sociaux et contextuels. Cette lacune justifie son enrichissement par d'autres approches théoriques.

1.2. Théorie unifiée de l'acceptation et de l'utilisation des technologies (UTAUT)

La théorie UTAUT (Venkatesh et al., 2003) intègre quatre déterminants principaux de l'adoption technologique :

- L'utilité perçue (performance attendue) ;
- La facilité d'utilisation (effort attendu) ;
- L'influence sociale (perception du soutien environnemental) ;
- Les conditions facilitantes (ressources et soutien disponibles).

Le modèle inclut également des variables modératrices (genre, âge, expérience) et a été enrichi dans cette étude par l'ajout de la confiance dans la technologie, cruciale dans le contexte de l'IA.

1.3. Modèle de recherche intégré

Notre recherche propose une intégration des modèles TAM et UTAUT en réintroduisant l'attitude comme variable médiatrice, reconnaissant ainsi son importance dans les contextes éducatifs. Le cadre conceptuel unifié ainsi élaboré permet de capturer de manière

holistique les dimensions individuelles, sociales et contextuelles de l'adoption de l'IA en contexte éducatif. Les relations hypothétiques issues de ce modèle sont systématiquement présentées dans le tableau 1, offrant une vision structurée des mécanismes psychosociaux sous-jacents à l'adoption de l'IA.

Tableau n°1. Tableau des hypothèses

Hypothèses	Description
H1	La perception de l'utilité de l'IA influence positivement l'attitude envers l'utilisation de l'IA.
H2	La perception de la facilité d'utilisation de l'IA influence positivement l'attitude envers l'utilisation de l'IA.
H3	L'attitude envers l'utilisation de l'IA influence positivement l'intention d'utilisation de l'IA.
H4	Les attentes d'efforts influencent négativement l'intention d'utilisation de l'IA.
H5	L'influence sociale de l'IA influence positivement l'intention d'utilisation de l'IA.
H6	Les conditions facilitantes de l'utilisation de l'IA influencent positivement l'intention d'utilisation de l'IA.

IA : Intelligence Artificielle

II. Méthodologie

2.1. Participants et procédure

L'étude a été réalisée auprès de 202 étudiants inscrits à la Faculté des Sciences de l'Éducation de l'Université de Ngaoundéré. Les données ont été collectées entre le 15 avril et le 29 juin 2025, avec l'assentiment de la Faculté. L'âge moyen des participants a été de $25 \pm 1,5$ ans. Les critères d'inclusion ont compris la majorité légale (plus de 18 ans), une inscription à la Faculté, la possession d'un smartphone avec accès à Internet, ainsi que l'acceptation volontaire de participer à l'étude après avoir fourni un consentement éclairé.

Avant la collecte, une Charte d'usage de l'IA (abordant les thèmes du plagiat, de la transparence, des limites et des biais liés à l'IA) a été diffusée dans chaque groupe WhatsApp et Facebook des classes concernées. Cette

démarche a visé à sensibiliser les étudiants aux bonnes pratiques d'usage de l'IA dans un contexte académique.

Les objectifs de la recherche ont été expliqués dans le préambule du questionnaire. La confidentialité et l'anonymat ont été strictement garantis : aucune donnée nominative n'a été recueillie ni divulguée. Le consentement écrit a été obtenu avant la participation, respectant ainsi l'autonomie des répondants.

Les données ont été collectées via un questionnaire en ligne créé avec Google Forms, dont le lien a été diffusé dans les groupes WhatsApp et Facebook spécifiques à chaque classe. Les réponses anonymisées ont été stockées de manière sécurisée sur le compte Google Drive de l'enquêteur principal, accessible uniquement à l'équipe de recherche. Le traitement des données s'est conformé aux normes institution-

nelles de protection des données personnelles.

2.2. Outils

Le questionnaire structuré a comporté plusieurs sections, incluant des données socio-démographiques (genre, âge, niveau d'études, filière) et les types d'intelligences artificielles fréquemment utilisées par les étudiants. Les variables principales ont été mesurées à l'aide d'échelles dérivées des modèles UTAUT (Venkatesh et al., 2003) et TAM (Technology Acceptance Model).

L'intention d'utilisation de l'IA a été évaluée par une échelle dont la consistance interne a été de $\alpha = 0,75$ (détaillée dans la section résultats). Les autres dimensions ont présenté les fiabilités internes suivantes : attitude envers l'IA ($\alpha = 0,90$), attentes d'efforts ($\alpha = 0,77$), influence sociale liée à l'IA ($\alpha = 0,80$), conditions facilitantes ($\alpha = 0,70$), perception de l'utilité ($\alpha = 0,82$) et perception de la facilité d'utilisation ($\alpha = 0,90$). Chaque item a été noté sur une échelle de Likert à 5 points allant de « désaccord » à « accord ».

2.3. Analyses statistiques

Les analyses ont été effectuées avec SPSS version 20. Les variables qualitatives ont été décrites en pourcentages, tandis que les variables quantitatives ont été présentées par leurs moyennes, écarts-types et étendues. Un modèle de régression linéaire multivariée a permis d'identifier les facteurs déterminants de l'acceptation de l'IA. Le seuil de signification retenu a été fixé à $p < 0,05$.

III. Résultats

3.1. Présentation descriptive des résultats

Les données sociodémographiques présentées dans le tableau 2 révèlent que l'échantillon de cette étude se compose de 202 étudiants, dont 63,4% sont des femmes et 36,6% des hommes. L'âge moyen des participants est de 25 ans, avec un écart-type de 1,5 an, in-

diquant une population majoritairement composée de jeunes adultes. En ce qui concerne le niveau d'étude, la majorité des étudiants sont en deuxième année (35,6%), suivis par ceux en première année (21,8%), en Master 2 (19,8%), en troisième année (12,9%) et en Master 1 (9,9%). La répartition par département place le département PSO en tête avec 56,4% des étudiants, suivi par EPSL avec 31,7%, puis ADM (5,9%), MEV (5,0%) et enfin EFE (1,0%).

Concernant l'utilisation des Intelligences Artificielles (IA) par les étudiants, une grande variété d'outils a été rapportée, qui se répartissent principalement en cinq catégories selon leur fonction et leur technologie. D'une part, les assistants conversationnels génératifs tels que ChatGPT, IA Chat, Poe et Giga ; les outils d'aide à la programmation comme Copilot ; les IA génératives multimodales telles que Meta IA et Gemini ; les plateformes intégrées dotées d'agents IA, à l'instar de Chrome ; ainsi que les assistants spécialisés, notamment Génie. D'autre part, Meta IA est l'IA la plus utilisée, citée par 40,6% des participants, suivie par ChatGPT seul (11,9%) ou combiné avec d'autres applications (Meta IA, IA Chat, Poe) avec des taux variant entre 1,0% et 4,0%. D'autres IA telles que Poe (9,9%), IA Chat (7,9%), Génie (2,0%) et Chrome (1,0%) complètent cette palette d'utilisations multiples et combinées, soulignant une adoption diverse et prédominante des outils Meta IA et ChatGPT chez les étudiants.

Tableau n°2. Variables sociodémographiques

Modalités	n	(%)
Genre		
Masculin	74	36,6
Féminin	128	63,4
Total	202	100,0
Âge= 25±1,5 ans		
Niveau d'Étude		
Niveau 1	44	21,8
Niveau 2	72	35,6

Niveau 3	26	12,9
Master 1	20	9,9
Master 2	40	19,8
Total	202	100,0
Filières d'étude		
EPSL	64	31,7
PSO	114	56,4
MEV	10	5,0
EFE	2	1,0
ADM	12	5,9
Total	202	100,0
IA utilisées par les Étudiants		
ChatGPT	24	11,9
ChatGPT, Copilot, Gemini	2	1,0
ChatGPT, Génie, IA Chat, Poe	2	1,0
ChatGPT, Génie, Meta IA, IA Chat, Poe	2	1,0
ChatGPT, IA Chat	2	1,0
ChatGPT, IA Chat, Poe	2	1,0
ChatGPT, Meta IA	6	3,0
ChatGPT, Meta IA, IA Chat	8	4,0
ChatGPT, Meta IA, IA Chat, Gigi	2	1,0
ChatGPT, Meta IA, Poe	2	1,0
ChatGPT, Poe	8	4,0
Chrome	2	1,0
Génie	4	2,0
Génie, Poe	2	1,0
IA Chat	16	7,9
IA Chat, Poe	4	2,0
IA Chat, Poe	2	1,0
Meta IA	82	40,6
Meta IA	2	1,0
Meta IA, IA Chat	4	2,0
Meta IA, IA Chat, Next IA	2	1,0
Meta IA, IA Chat, Poe	2	1,0
Poe	20	9,9
Total	202	100,0

ADM : Administration de l'Éducation ; **DID** : Didactique des Disciplines ; **EPSL** : Éducation Physique, Santé et Loisirs ; **MEV** : Mesure et Évaluation ; **PSO** : Psychologie et les Sciences de l'Orientation, ; **EFE** : Éducation Fondamentaux en Éducation.

Les statistiques descriptives des variables issues des modèles UTAUT et TAM sont présentées dans le tableau 3. Concernant la perception de l'utilité de l'Intelligence Artificielle, 44,6% des étudiants se sont déclarés en accord et 27,7% en léger accord, tandis que 10,9% sont restés neutres. Les désaccords, totaux ou partiels, représentaient environ 2%, et 7,9% des étudiants ont exprimé un accord total. Pour la perception de la facilité d'utilisation, 35,6% des étudiants étaient en accord, 29,7% en léger accord et 16,8% étaient neutres, tandis qu'environ 7% ont exprimé un désaccord. L'intention d'utiliser l'IA était également favorable, avec 39,6% d'accord, 31,7% de léger accord et 17,8% de réponses neutres. Seuls 6% des participants ont fait part de leur désaccord.

L'attitude envers l'utilisation de l'IA s'est révélée positive : 37,6% des étudiants étaient en accord et 29,7% en léger accord, tandis que 11,9% étaient neutres. Les désaccords représentaient près de 14% des réponses. Les attentes d'effort, elles, ont été perçues de manière plus partagée. En effet, 22,8% étaient en léger accord et 19,8% en accord, mais une proportion importante de 30,7% restait neutre. Plus de 20% des participants ont exprimé un certain désaccord à l'égard des efforts nécessaires. Concernant l'influence sociale, 41,6% étaient en léger accord, 25,7% en accord et 15,8% neutres, tandis que 14,9% affichaient un désaccord, total ou partiel.

Enfin, les conditions facilitantes pour l'utilisation de l'IA ont également bénéficié d'un large soutien de la part des étudiants. En effet, 41,6% ont exprimé un léger accord et 25,7% un accord, tandis que 15,8% sont restés neutres. Le désaccord, qu'il soit total ou partiel, représentait 14,9% des réponses, dont seulement 3,0% en désaccord total. Ces résultats montrent que la majorité des étudiants perçoivent positivement les facteurs facilitant l'adoption et l'utilisation de l'Intelligence Artificielle, ce qui constitue un levier important pour son intégration effective.

Tableau n°3. Variables issues des modèles TAM et UTAUT

Modalités	n	%
Perception de la Facilité d'Utilisation de l'IA		
Désaccord total	4	2,0
Désaccord	2	1,0
Leger désaccord	6	3,0
Neutre	30	14,9
Leger accord	56	27,7
Accord	84	41,6
Accord total	20	9,9
Total	202	100,0
Intention d'Utilisation de l'IA		
Désaccord total	8	4,0
Désaccord	6	3,0
Leger désaccord	6	3,0
Neutre	34	16,8
Leger accord	60	29,7
Accord	72	35,6
Accord total	16	7,9
Total	202	100,0
Attitude envers l'Utilisation de l'IA		
Désaccord	4	2,0
Leger désaccord	8	4,0
Neutre	36	17,8
Leger accord	64	31,7
Accord	80	39,6
Accord total	10	5,0
Total	202	100,0
Attentes d'efforts		
Désaccord total	4	2,0
Désaccord	8	4,0
Leger désaccord	16	7,9
Neutre	24	11,9
Leger accord	60	29,7
Accord	76	37,6
Accord total	14	6,9
Total	202	100,0
Influence Sociale de l'IA		
Désaccord total	2	1,0
Désaccord	16	7,9
Leger désaccord	24	11,9
Neutre	62	30,7

Leger accord	46	22,8
Accord	40	19,8
Accord total	12	5,9
Total	202	100,0
Conditions Facilitantes de l'Utilisation de l'IA		
Désaccord	6	3,0
Leger désaccord	24	11,9
Neutre	32	15,8
Leger accord	84	41,6
Accord	52	25,7
Accord total	4	2,0
Total	202	100,0

3.2. Présentation des résultats de la régression multiple

Afin d'identifier les variables prédictives de l'intention d'utilisation de l'Intelligence Artificielle (IA) chez les étudiants, une analyse de régression linéaire multiple a été réalisée (tableau 4). Dans un premier temps, la vérification de la multicollinéarité a révélé que les valeurs du facteur d'inflation de la variance (VIF) pour les variables prédictives varient entre 1,084 et 2,153, indiquant l'absence de multicollinéarité problématique. Cette conclusion est renforcée par les valeurs de tolérance, comprises entre 0,464 et 0,923.

Les résultats indiquent également que le modèle global explique 59% de la variance de l'intention d'utilisation de l'IA ($R^2=0,590$), avec un R^2 ajusté de 0,580. De plus, le test ANOVA est hautement significatif ($F(5,196)=56,467, p<0,001$), attestant de la qualité d'ajustement du modèle. Par ailleurs, l'inclusion des prédicteurs entraîne un changement significatif du R^2 ($F \text{ change} = 4,717, p=0,031$).

En ce qui concerne les coefficients des variables explicatives, toutes ont un effet positif et statistiquement significatif sur l'intention d'utilisation de l'IA. L'influence sociale de l'IA constitue le facteur le plus déterminant ($\beta=0,343, p<0,001$), suggérant que la pression ou le soutien social favorisent l'adoption de cette technologie. L'attitude envers l'utilisa-

tion ($\beta=0,207$, $p=0,001$) et les attentes d'efforts ($\beta=0,207$, $p=0,002$) suivent, indiquant qu'une attitude positive et une anticipation d'efforts modérés encouragent l'intention d'usage. La perception de la facilité d'utilisation ($\beta=0,172$, $p=0,004$) ainsi que le niveau

d'étude ($\beta=0,103$, $p=0,031$) contribuent également de façon significative, bien que leur effet soit plus modéré. Ces résultats confirment l'importance conjointe de facteurs sociaux, cognitifs et contextuels dans la prédiction de l'intention d'utiliser l'IA chez les étudiants.

Tableau n°4. Résultats de l'analyse de régression linéaire multiple sur l'intention d'utilisation de l'Intelligence Artificielle chez les étudiants

Variable	Coefficient (β)	p-value	VIF	Tolérance
Influence sociale	0,343	< 0,001		
Attitude envers l'utilisation	0,207	0,001	1,084	- 0,464 - 0,923
Attentes d'efforts	0,207	0,002	2,153	
Perception de la facilité d'utilisation	0,172	0,004		
Niveau d'étude	0,103	0,031		
R ² (modèle global)	0,590			
R ² ajusté	0,580			
Test ANOVA (F)	56,467	< 0,001		
Changement du R ² (F change)	4,717	0,031		

IV. Discussion

Les résultats obtenus dans cette étude confirment la pertinence du modèle UTAUT (Venkatesh et al., 2003) pour expliquer l'acceptation des technologies et plus spécifiquement de l'Intelligence Artificielle (IA) dans le contexte universitaire camerounais. Le modèle, largement validé dans divers environnements technologiques, a permis ici d'expliquer 58% de la variance de l'intention d'utilisation, un niveau comparable à celui rapporté dans des études précédentes intégrant des modèles tels que TAM et la théorie du comportement planifié (Fishbein & Ajzen, 1975 ; Rogers, 2003). Cette robustesse démontre la capacité d'adaptation du modèle UTAUT à des contextes socioculturels variés, notamment ceux des étudiants camerounais en sciences de l'éducation.

L'influence sociale apparaît comme le prédicteur le plus puissant ($\beta = 0,343$), illustrant la sensibilité des étudiants aux normes et pressions perçues dans leur environnement académique. Cette influence sociale se traduit par

la valorisation de l'utilisation de l'IA comme facteur d'intégration et de réussite au sein du groupe. Ces résultats corroborent ceux de Moore et Benbasat (1991) sur l'importance des normes sociales dans l'adoption technologique et s'inscrivent dans les conclusions de Coulibaly (2019), qui souligne le rôle majeur des dynamiques collectives dans les systèmes éducatifs camerounais. Il en résulte que dans les contextes où l'innovation est encore émergente, la légitimité sociale soutient fortement l'adoption. Les stratégies d'introduction de l'IA doivent donc intégrer des dispositifs de communication ciblés afin de créer un climat favorable à cette adoption.

Les attentes d'efforts ($\beta = 0,207$) constituent un prédicteur majeur, traduisant la charge mentale et les difficultés perçues lors de l'utilisation des outils d'IA. La charge cognitive impacte significativement l'engagement des étudiants, ce qui souligne l'importance d'un design ergonomique et d'accompagnements pédagogiques adaptés pour réduire les barrières

techniques. Des recherches comme celles de Nouhou et al. (2022) et Alasmari et Zhang (2019) confirment la nécessité d'une réduction de l'effort perçu pour favoriser l'adoption dans le secteur éducatif. Cette dimension est d'autant plus cruciale dans le contexte camerounais, où les disparités en infrastructure et maîtrise numérique peuvent freiner la diffusion des technologies.

L'attitude envers l'utilisation de l'IA ($\beta = 0,207$) joue un rôle médiateur clé, reflétant l'évaluation subjective et affective que les étudiants ont de cette technologie. Ce facteur traduit leurs croyances, expériences et attentes, et constitue un vecteur pour d'autres influences indirectes. Des études antérieures (Alshare & Lane, 2011; Cox, 2012) confirment cette importance centrale de l'attitude comme prédicteur direct de l'intention. Encourager une attitude positive nécessite des expériences utilisateurs réussies, une interactivité accrue et une personnalisation des contenus.

La perception de la facilité d'utilisation, bien que moins influente ($\beta = 0,172$), reste significative. Sa moindre amplitude reflète la complexité initiale des outils d'IA qui tend à se résorber avec la familiarisation progressive. Ce phénomène a été observé dans d'autres contextes, à l'image de la baisse de la perception d'effort chez les bibliothécaires africains utilisant les réseaux sociaux (Kouassi, 2014), traduisant un accroissement de la confiance et une adoption facilitée. Cette évolution suggère que les étudiants disposent désormais d'un socle numérique de base leur permettant d'appréhender plus aisément les technologies innovantes.

Le niveau d'étude intervient comme prédicteur faible mais significatif ($\beta = 0,103$), suggérant que les étudiants plus avancés bénéficient d'un meilleur accès à l'information et d'une autonomie accrue, ce qui facilite leur familiarisation avec l'IA. Ce constat rejoint les travaux de Chiu et al. (2016) et Kahiigi et al. (2008), qui ont montré que les niveaux d'édu-

cation plus élevés favorisent la compréhension et l'utilisation des technologies. Cet effet modeste illustre cependant que les facteurs psychosociaux tels que l'influence sociale et l'attitude dominent dans la décision d'adoption, en accord avec Davis et al. (1992).

Cependant, la perception de l'utilité de l'Intelligence Artificielle n'a pas eu l'impact escompté sur l'intention d'utilisation dans ce contexte universitaire camerounais. Ce phénomène s'explique notamment par la nouveauté relative des technologies d'IA dans les universités africaines, où les bénéfices tangibles restent peu visibles pour les étudiants, du fait de la faible diffusion et de l'immaturité des infrastructures technologiques (Azaroual, 2024). Par exemple, une étude menée au Rwanda révèle qu'en dépit d'un fort potentiel de l'IA, le manque de ressources matérielles et de formation freine l'appréhension de son utilité pratique (IBM Digital - Nation Africa, cité dans Azaroual, 2024). Cette observation rejoint une tendance régionale à considérer que l'utilité perçue ne devient un facteur positif significatif qu'après une familiarisation prolongée avec la technologie (Agence Ecofin, 2025).

Par ailleurs, l'absence d'effet significatif des conditions facilitantes sur l'intention d'adoption contraste avec les modèles classiques. Cependant, la recherche récente en Afrique montre que de nombreux utilisateurs compensent le manque d'infrastructures ou d'assistance technique par des stratégies sociales, telles que l'entraide communautaire ou le recours à des ressources informelles (IDRC, 2025). Cette capacité de résilience explique que la simple disponibilité des ressources ne soit pas toujours directement corrélée à l'intention d'usage initial. De plus, les conditions facilitantes tendent à prendre de l'importance surtout lors des usages avancés ou professionnels de l'IA plutôt que dans les phases initiales d'adoption (Simard, 2022). Ainsi, dans ce contexte émergent africain, les déterminants socioculturels à forte valeur normative, no-

tamment l'influence sociale, prédominant sur les aspects purement techniques ou matériels dans la formation de l'intention d'adoption. Il apparaît essentiel de concevoir des politiques intégrées combinant investissements matériels, formations et valorisation sociale pour maximiser l'appropriation de l'IA (Azaroual, 2024; IDRC, 2025).

4.1. Implications managériales et pédagogiques

Les résultats révèlent l'importance cruciale des leviers psychosociaux pour l'adoption de l'IA en contexte universitaire camerounais. L'influence sociale et les efforts perçus constituent des déterminants majeurs nécessitant une attention particulière. Sur le plan managérial, il convient de développer des réseaux de mentors parmi les enseignants et étudiants avancés, et de mettre en œuvre des campagnes valorisant l'IA comme vecteur de réussite académique. Sur le plan pédagogique, la réduction de la charge cognitive passe par des formations adaptées, des tutoriels clairs et un accompagnement par les pairs. Ces actions doivent s'appuyer sur des conditions facilitatrices solides : support technique réactif, infrastructure fiable et ressources accessibles. Un suivi via des indicateurs mesurables (taux d'adoption, autonomie des étudiants) permettra d'ajuster les dispositifs.

4.2. Limites et perspectives

Cette étude présente, toutefois, certaines limites. La taille de l'échantillon, restreinte à une faculté, limite la généralisation des résultats. Les auto-évaluations peuvent introduire des biais de désirabilité sociale. Des mesures qualitatives complémentaires enrichiraient la compréhension des mécanismes d'adoption. Le modèle UTAUT gagnerait à intégrer des variables contextuelles africaines spécifiques (infrastructures, accès Internet, culture organisationnelle) pour mieux expliquer les usages effectifs. Ces perspectives ouvrent des voies de recherche fructueuses pour approfondir

l'étude de l'adoption technologique en Afrique.

Conclusion

En somme, l'acceptation de l'Intelligence Artificielle (IA) par les étudiants de l'Université de Ngaoundéré s'inscrit dans un cadre complexe, façonné par des facteurs psychosociaux déterminants tels que l'influence sociale, les attentes d'efforts, l'attitude individuelle et, dans une moindre mesure, le niveau d'étude. Ces résultats soulignent que la simple disponibilité technologique ne suffit pas à garantir une adoption effective ; ce sont les dynamiques sociales, cognitives et affectives qui conditionnent l'intention et le comportement vis-à-vis des outils d'IA. Ainsi, pour favoriser une intégration réussie de l'IA dans les contextes éducatifs, les stratégies doivent impérativement cibler non seulement le développement des compétences techniques des étudiants, mais aussi renforcer les réseaux de soutien social et adapter les dispositifs pour réduire la charge cognitive perçue. Par ailleurs, l'attitude positive envers l'IA apparaît comme un levier central, ce qui invite à concevoir des programmes d'accompagnement valorisant les bénéfices concrets et anticipant les résistances psychologiques. Enfin, même si l'impact du niveau d'étude est moins marqué, il traduit l'importance d'ajuster les interventions en fonction des parcours académiques et des expériences individuelles. Ces constats ouvrent la voie à des approches intégrées, combinant formation technique, sensibilisation collective et accompagnement personnalisé, pour développer chez les étudiants une relation constructive et autonome avec les technologies d'Intelligence Artificielle. Dans un contexte où le numérique devient incontournable, une compréhension fine des déterminants psychosociaux de l'adoption est une étape cruciale pour maximiser les bénéfices éducatifs tout en limitant les freins à l'innovation. Il apparaît donc essentiel que chercheurs, praticiens et décideurs collaborent afin d'élaborer des dispositifs adaptés, pensés pour répondre aux spécificités culturelles, sociales et pédagogiques locales, tout en s'inscri-

vant dans la dynamique globale d'intégration numérique. Cette étude constitue ainsi une contribution significative à la compréhension des mécanismes d'acceptation technologique en milieu universitaire africain et pose les fondations pour des recherches futures visant à approfondir les interactions complexes entre individu, technologie et environnement social.

Références bibliographiques

- Agency Ecofin. (2025). *Universités africaines : l'IA facilite l'apprentissage, mais pose des défis*.
- ALASMARI, T., & ZHANG, K. (2019). « Mobile learning technology acceptance in Saudi Arabian higher education: An extended framework and a mixed-method study ». *Education and Information Technologies*, 24(3), 2127–2144. <https://doi.org/10.1007/s10639-019-09865-8>
- ATARODI, S., BERARDI, A., & TONIOLO, A. (2019). « Le modèle d'acceptation des technologies depuis 1986 : 30 ans de développement ». *Recherche et Applications en Marketing* (English Edition), 34(3), 35–61. <https://doi.org/10.1177/2051570719850271>
- AZAROUAL, F. (2024). *L'Intelligence artificielle en Afrique : défis et opportunités*. Policy Center for the New South.
- BANSAL, R., & SANGWAN, A. (2024). « A comprehensive review of artificial intelligence ». *International Journal for Multidisciplinary Research*, 6(5). <https://doi.org/10.36948/ijfmr.2024.v06i05.28932>
- BECKER, B. A. (2017). « Artificial intelligence in education: What is it, where is it now, where is it going? ». *Ireland's Yearbook of Education* 2017–2018, 42–46.
- CASEY, M., & WILSON-EVERED, E. (2012). « Trusting your team: The effects of technology trust and perceived team competence on virtual team productivity ». *Journal of Business and Psychology*, 27(1), 41–53.
- <https://doi.org/10.1007/s10869-011-9237-5>
- CELIK, I. (2023). « Towards Intelligent-TPACK: An empirical study on teachers' professional knowledge to ethically integrate artificial intelligence (AI)-based tools into education ». *Education and Information Technologies. Advance online publication*. <https://doi.org/10.1007/s10639-023-11953-8>
- CHEN, X., LI, Y., & HUANG, R. (2021). « Artificial intelligence in education: Promises and implications for personalized learning ». *Educational Technology Research and Development*, 69(1), 119–138. <https://doi.org/10.1007/s11423-020-09930-4>
- CHIU, T. K. F., & CHURCHILL, D. (2016). « Strategies for the adoption of new technology in education based on factors influencing teacher integration: Motivating autonomy, competence, and relatedness ». *Journal of Educational Technology & Society*, 19(2), 20–31.
- COLLIN, S., & MARCEAU, E. (2021). « L'intelligence artificielle en éducation : enjeux de justice ». *Formation et profession*, 29(2), 1–4. <https://doi.org/10.4000/formationprofession.9568>
- COULIBALY, M. (2019). *Les obstacles à l'usage des TIC par les enseignants en Côte d'Ivoire: Cas de l'enseignement secondaire* (Thèse de doctorat, Université de Haute-Alsace, Mulhouse). <https://tel.archives-ouvertes.fr/tel-02391767>
- DASGUPTA, M., & GUPTA, R. K. (2012). « The role of organizational culture in technology adoption and innovation ». *International Journal of Innovation and Technology Management*, 9(3), 1250025. <https://doi.org/10.1142/S021987701250025X>
- 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/10.1007/s10869-011-9237-5>

- DAVIS, F. D., BAGOZZI, R. P., & WARSHAW, P. R. (1992). « Extrinsic and intrinsic motivation to use computers in the workplace ». *Journal of Applied Social Psychology*, 22(14), 1111–1132. <https://doi.org/10.1111/j.1559-1816.1992.tb00945>.
- FISHBEIN, M., & AJZEN, I. (1975). *Belief, attitude, intention and behavior: An introduction to theory and research*. Addison-Wesley.
- GANASCIA, J.-G. (2024). *L'intelligence artificielle : perspectives et enjeux*. Éditions Quae.
- HESS, T., BENLIAN, A., MATT, C., & WIESBÖCK, F. (2010). « Options for formulating the IT-trust paradox in e-government adoption studies ». *Electronic Government*, 7(3), 235–250. <https://doi.org/10.1504/EG.2010.031542>
- HUANG, R., & CHEN, X. (2016). « Intelligent tutoring systems in education: From theory to practice ». *Journal of Computer Assisted Learning*, 32(5), 381–393. <https://doi.org/10.1111/jcal.12135>
- HWANG, G.-J., CHIU, L.-Y., & CHEN, C.-Y. (2020). « Analysis of personalized learning strategies using artificial intelligence ». *Educational Technology & Society*, 23(1), 61–74.
- KAHIIGI, E. K., EKENBERG, L., HANSSON, H., TUSUBIRA, F. F., & HLUPIC, V. (2008). « Collaborative eLearning in a developing country: Exploring challenges and facilitators for student technology adoption ». *The Electronic Journal of Information Systems in Developing Countries*, 34(5), 1–16. <https://doi.org/10.1002/j.1681-4835.2008.tb00207.x>
- KAMALUDIN, A., & KAMALUDIN, M. F. (2017). « The role of perceived usefulness, perceived ease of use and attitude towards the acceptance of e-learning among university students ». *International Journal of Management, IT and Engineering*, 7(1), 270–284.
- KOUASSI SYLVESTRE KOUAKOU. (2014). *Les déterminants de l'adoption des réseaux sociaux numériques en situation professionnelle : étude empirique au sein des bibliothèques des universités ivoiriennes. Industries de la connaissance, éducation, formation et technologies pour le développement*. <https://halshs.archives-ouvertes.fr/halshs-01689236>
- LÓPEZ-CHILA, M., et al. (2024). « L'intelligence artificielle dans le système éducatif : perspectives et défis ». *International Journal of Applied Management and Economics*, 2(9).
- LUCKIN, R., GEORGE, K., & CUKUROVA, M. (2022). *AI for school teachers* (1st ed.). CRC Press. <https://doi.org/10.1201/9781003193173>
- MOORE, G. C., & BENBASAT, I. (1991). « Development of an instrument to measure the perceptions of adopting an information technology innovation ». *Information Systems Research*, 2(3), 192–222. <https://doi.org/10.1287/isre.2.3.192>
- NOUHOUE, A. M., KALMÉ, B. F., & GOZA, N. A. (2022). « Les facteurs déterminants de l'adoption des réseaux sociaux en formation à distance par les étudiants au Niger : la leçon de la pandémie de COVID-19 ». *Revue internationale des technologies en pédagogie universitaire*, 19(2), 25–42. <https://doi.org/10.18162/ritpu-2022-v19n2-03>
- OH, J., & YOON, S.-N. (2014). « A study on factors influencing continuous use intention of enterprise social media: The role of trust and perceived risk ». *Journal of Korea Multimedia Society*, 17(3), 434–444.
- PARRA-SÁNCHEZ, D. A. (2022). « Artificial intelligence applications in education: A systematic review ». *Educational Technology & Society*, 25(3), 67–79.
- PERIN, C., & LAUTERBACH, C. (2018). « Automated assessment and feedback in education: Benefits and challenges ». *Computers & Education*, 123, 1–12. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2018.04.003>

- RIENTIES, B., KØHLER SIMONSEN, H., & HERODOTOU, C. (2020). « Defining the boundaries between artificial intelligence in education, computer-supported collaborative learning, educational data mining, and learning analytics: A need for coherence ». *Frontiers in Education*, 5, Article 128. <https://doi.org/10.3389/feduc.2020.00128>
- ROGERS, E. M. (2003). *Diffusion of innovations* (5th ed.). Free Press.
- SEUFERT, S., GUGGEMOS, J., & SAILER, M. (2021). « Technology-related knowledge, skills, and attitudes of pre- and in-service teachers: The current situation and emerging trends. Computers in Human Behavior », 115, Article 106552. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2020.106552>
- SIMARD, É. (2022). « Usage avancé des technologies numériques : facteurs déterminants et stratégies d'intégration ». *Revue Canadienne des Technologies de l'Information*, 34(2), 123–138.
- Université de Montréal (2018). *Déclaration de Montréal pour un développement responsable de l'intelligence artificielle*. Récupéré de <https://montrealdeclaration-responsibleai.com/>
- VENKATESH, V., MORRIS, M. G., DAVIS, G. B., & DAVIS, F. D. (2003). « User acceptance of information technology: Toward a unified view ». *MIS Quarterly*, 27(3), 425–478. <https://doi.org/10.2307/30036540>
- VENKATESH, V., THONG, J. Y. L., & XU, X. (2016). « Unified theory of acceptance and use of technology: A synthesis and the road ahead ». *Journal of the Association for Information Systems*, 17(5), 328–376. <https://doi.org/10.17705/1jais.00428>
- ZAWACKI-RICHTER, O., MARÍN, V. I., BOND, M., & GOUVERNEUR, F. (2019). « Systematic review of research on artificial intelligence applications in higher education – Where are the educators? ». *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 16(1), Article 39. <https://doi.org/10.1186/s41239-019-0171-0>