

Perception de l'impact des recommandations basées sur l'IA sur l'intention d'achat des consommateurs en ligne au Cameroun

Perception of the AI-based recommendations on online consumers' intention in Cameroon

Jean Hubert ETOUNDI
Enseignant chercheur
Département de Marketing
Faculté des Sciences Economiques et de Gestion
Université de Garoua - Cameroun

Date de soumission : 30/08/2025

Date d'acceptation : 08/10/2025

Pour citer cet article :

ETOUNDI. J.H. (2025), « Perception de l'impact des recommandations basées sur l'IA sur l'intention d'achat des consommateurs en ligne au Cameroun », Revue Française d'Economie et de Gestion « Volume 6 : Numéro 10 » pp : 370- 392.

Author(s) agree that this article remain permanently open access under the terms of the Creative Commons Attribution License 4.0 International License



Résumé

Le présent article a pour objectif d'analyser l'effet des recommandations basées sur l'intelligence artificielle (IA) sur l'intention d'achat des consommateurs en ligne au Cameroun. Les données nécessaires à la conduite de l'étude proviennent d'une enquête par questionnaire auprès d'un échantillon de 250 utilisateurs réguliers de plateformes d'e-commerce. Après la construction d'indices pour les principales variables (utilité perçue, facilité d'utilisation, personnalisation, confiance et risque perçu), la régression linéaire multiple a été mobilisée. Les résultats montrent que l'utilité perçue et la facilité d'utilisation exercent un effet positif et significatif sur l'intention d'achat. En revanche, la personnalisation perçue a un effet négatif, tandis que la confiance reste positive mais non significative. Enfin, le risque perçu apparaît comme un frein significatif à l'intention d'achat. Par ailleurs, l'analyse révèle que les perceptions des consommateurs face aux technologies numériques influencent différemment leur disposition à suivre les recommandations basées sur l'IA.

Mots clés : Intelligence artificielle ; Recommandations basées sur l'IA ; Consommateurs ; Intention ; Achat en ligne.

ABSTRACT

This article aims to analyze the effect of Artificial Intelligence (AI)-based recommendations on consumers' online purchase intention in Cameroon. The data used in the study were collected through a survey of 250 regular users of e-commerce platforms. After constructing indices for the main variables (perceived usefulness, ease of use, personalization, trust, and perceived risk), multiple linear regression was applied. The results show that perceived usefulness and ease of use have a positive and significant effect on purchase intention. Conversely, perceived personalization has a negative effect, while trust remains positive but not significant. Finally, perceived risk appears as a significant barrier to purchase intention. Moreover, the analysis reveals that consumers' perceptions of digital technologies differently influence their willingness to follow AI-based recommendations.

Keywords : Artificial Intelligence ; AI-based Recommendations ; Consumer ; Intention ; Online Purchase.

Introduction

Au cours de la dernière décennie, le commerce en ligne a connu une croissance exponentielle, portée par l'essor des technologies numériques et l'évolution des habitudes de consommation (Haddad, 2024 ; Ouaddi, 2024). Comme l'atteste les chiffres rendus public par l'ONU en 2021, près de 2,3 milliards de personnes ont acheté en ligne, soit une augmentation de 68% par rapport à 2017. Toujours selon cette même institution, les ventes du commerce électronique dans 43 économies développées et en développement représentent environ les trois quarts du PIB Mondial. Elles ont atteint près de 27000 milliards de dollars en 2022, soit une hausse de 10% par rapport à 2021. Au Cameroun, une étude menée par Statista en 2024 montre que, le chiffre d'affaires du marché de l'e-commerce devrait atteindre 529,25 millions de dollars US en 2025, avec un taux de croissance moyen annuel estimé à 7,33%. La pénétration utilisateur devrait atteindre 9,9% en 2025, et environ 3,3 millions d'utilisateurs seront actifs d'ici 2029. C'est conscient du potentiel du commerce en ligne, que les entreprises s'engagent de plus en plus aujourd'hui dans une dynamique où elles repensent en profondeur leurs stratégies marketing afin de capter l'attention des consommateurs, de renforcer leur engagement et de favoriser leur fidélisation (Corbitt et al., 2003 ; Marcellis-Warin et al., 2020 ; Frioui et Graa, 2023). Cette dynamique s'appuie sur des dispositifs technologiques avancés, au premier rang desquels figurent les systèmes de recommandations personnalisées fondés sur l'intelligence artificielle (Chouk et Perrien, 2004 ; Marcellis-Warin et al., 2020 ; Fazla, 2021). En exploitant des algorithmes d'apprentissage automatique et de traitement des données massives (big data). Ces systèmes analysent le comportement passé des utilisateurs (historique d'achats, navigation, préférences déclarées) afin de proposer, en temps réel, des produits susceptibles de correspondre à leurs goûts et besoins (Gantumur, 2025). Cette personnalisation a pour objectif d'améliorer l'expérience utilisateur, d'augmenter la satisfaction et, in fine, de stimuler l'intention et la décision d'achat.

Dans la pratique, ces recommandations peuvent prendre plusieurs formes : suggestions de produits complémentaires, offres spéciales ciblées, ou encore mises en avant dynamiques d'articles similaires. Adoptés par des plateformes comme Amazon, Netflix ou Zalando, ces systèmes s'appuient sur l'analyse des données comportementales des utilisateurs afin de suggérer, en temps réel, des produits ou services adaptés à leurs préférences. Leur objectif est non seulement d'améliorer l'expérience client et de renforcer la fidélité, mais aussi de stimuler la consommation (Corbitt et al., 2003 ; Sarkar, 2011), y compris en suscitant des achats que le consommateur n'avait pas initialement envisagés. Si leur efficacité commerciale

est souvent mise en avant par les acteurs du secteur, leur véritable impact sur l'intention d'achat des consommateurs reste une question de recherche importante (Ricci et al., 2022 ; Frioui et Graa, 2023 ; Gantumur, 2025), notamment dans un contexte où les internautes sont de plus en plus sensibles aux enjeux liés à la vie privée et à la transparence des algorithmes. Dans ce contexte, de nombreux travaux ont montré que ces dispositifs influencent significativement l'intention d'achat des consommateurs. Par exemple, Li et al. (2020) démontrent que la personnalisation perçue des recommandations améliore l'attitude envers les plateformes e-commerce et accroît la probabilité d'achat. De même, As'ad (2025) souligne que les systèmes de recommandations constituent des outils marketing efficaces pour capter l'attention des consommateurs et stimuler leurs comportements d'achat. D'autres recherches ont mis en évidence le rôle de la confiance et de la crédibilité perçue dans l'adoption des recommandations automatisées. Selon Bhattacharjee (2000), la confiance dans l'algorithme et la transparence des recommandations conditionnent l'intention d'achat. Dans une étude menée en Chine, Lassane (2017) révèle que l'acceptation des recommandations basées sur l'IA dépend également de la perception des risques liés à la sécurité des données personnelles. C'est dans cette perspective que le présent article revêt un double intérêt. Sur le plan théorique, elle contribue à enrichir la littérature sur le commerce électronique et l'intelligence artificielle en explorant un contexte encore peu étudié, celui du Cameroun, où les spécificités culturelles, technologiques et économiques peuvent influencer différemment l'efficacité des systèmes de recommandations. Elle permet ainsi de tester et d'adapter des modèles largement mobilisés ailleurs (comme le TAM, l'UTAUT) à un environnement africain marqué par une forte pénétration du mobile money, une adoption progressive de l'e-commerce et des contraintes logistiques particulières. Sur le plan pratique, cette recherche offre des implications directes pour les acteurs du e-commerce et les décideurs : elle peut les aider à mieux comprendre les attentes et les comportements des consommateurs locaux, à concevoir des stratégies de personnalisation plus efficaces, à renforcer la confiance dans les achats en ligne et à optimiser l'expérience utilisateur. En définitive, l'étude fournit à la fois des éclairages académiques et des recommandations opérationnelles pour soutenir le développement du commerce électronique au Cameroun.

Plusieurs travaux soulignent l'importance des facteurs contextuels. Dans les pays développés, les recherches se sont souvent focalisées sur l'expérience utilisateur, l'utilité perçue et la facilité d'utilisation (Davis, 1989 ; Limayem et Chabchoub, 1999 ; Venkatesh et al., 2003 ; Chouk et Perrien, 2004 ; Phoon et al., 2024). En revanche, dans les pays émergents, les études

montrent que des variables telles que la qualité de la logistique, la fiabilité des paiements et la pénétration des technologies mobiles jouent un rôle déterminant (Chong, 2013 ; Boateng et al., 2019). Cependant, force est de constater que la majorité de ces recherches ont été conduites en Asie, en Europe et en Amérique du Nord, et dans une moindre mesure en Afrique de l'Ouest. Très peu d'études empiriques se sont intéressées au Cameroun, malgré la croissance rapide du commerce électronique soutenue par la pénétration du Mobile Money et l'augmentation de l'usage d'Internet (DataReportal, 2025). Cette lacune justifie la pertinence d'une investigation scientifique dans ce contexte particulier, afin d'examiner les effets recommandations basées sur l'IA sur l'intention d'achat des consommateurs camerounais. Autrement dit : Dans quelles mesures les consommateurs camerounais évaluent-ils la pertinence et la fiabilité des recommandations basées sur l'IA pour leurs achats en ligne ? Pour répondre à cette question, nous ambitionnons de mettre en exergue l'évaluation de la pertinence et la fiabilité des recommandations basées sur l'IA des consommateurs camerounais pour leurs achats en ligne. L'atteinte de cet objectif passe par l'adoption d'une méthodologie quantitative et les données collectées au moyen d'un questionnaire administré en face à face et analysées au travers d'une régression par les Moindres Carrés Ordinaires (MCO).

Notre article est structuré autour de trois sections. Dans la première section, nous présentons les fondements théoriques et empiriques sur les outils de recommandations basées sur l'IA et sur le comportement d'achat des consommateurs. La deuxième section traite de la démarche méthodologique adoptée pour répondre à notre problématique. Les résultats obtenus sont présentés et discutés dans la troisième section. Nous terminerons cet article par une conclusion.

1. Clarifications des concepts et fondements théoriques sur le lien entre recommandations basées sur l'IA et l'intention d'achat des consommateurs en ligne

Il est question dans cette section de faire une clarification des concepts de système de recommandations personnalisées fondées sur l'IA dans un premier temps, d'algorithme d'apprentissage automatique dans un deuxième temps et d'intelligence artificielle. Dans un second temps, il sera question de faire une synthèse des théories, lesquelles nous permettront de déduire nos hypothèses.

1.1. Le système de recommandations personnalisées fondées sur l'IA : un concept à plusieurs dimensions

Selon Marcellis-Warin et al., (2020), le système de recommandations personnalisées fondées sur l'IA désigne des technologies qui utilisent l'intelligence artificielle pour fournir des suggestions personnalisées à des utilisateurs en fonction de leurs préférences, de leurs comportements et de leurs besoins. Ce système analyse les données des utilisateurs, telles que leurs interactions avec un produit ou un service, leurs préférences et leurs habitudes, pour prédire ce qu'ils pourraient aimer ou trouver utile. Ainsi, l'IA permet une personnalisation extrême de l'expérience client, avec des recommandations dynamiques basées sur l'historique d'achat, la navigation web et les interactions sur les réseaux sociaux (Fazla 2021). Ces systèmes peuvent être utilisés dans divers domaines tels que :

- Le commerce électronique pour recommander des produits à des clients en fonction de leurs précédents achats et de leurs préférences ;
- Les services de streaming pour recommander des films, des séries télévisées ou de la musique en fonction des habitudes de visionnage ou d'écoute des utilisateurs ;
- Des réseaux sociaux pour recommander des amis, des publications ou des contenus en fonction des interactions des utilisateurs avec la plateforme ;
- Des services de voyage pour recommander des destinations, des hébergements ou des activités en fonction des préférences et des besoins des utilisateurs.

Le système de recommandations personnalisées fondées sur l'IA possède plusieurs avantages parmi lesquels : une expérience des utilisateurs améliorée, l'accroissement des ventes, la meilleure compréhension des utilisateurs, etc. *contrario*, dans le marketing prédictif et analyses comportementale, l'IA anticipe les comportements des consommateurs permettant aux marques de mieux cibler leurs campagnes publicitaires et fidéliser leurs clients (As'ad 2025).

1.2. L'algorithme d'apprentissage automatique : une innovation aux multiples avantages

Un algorithme d'apprentissage automatique (ou machine learning en anglais) selon Chouk et Perrien (2004) est un programme informatique qui permet à un système de s'améliorer automatiquement à partir de l'expérience, sans être explicitement programmé pour chaque tâche. Ces algorithmes analysent les données, identifient des modèles et des relations et prennent des décisions sur la base de ces analyses. Il peut être utilisé pour plusieurs applications telles que : la reconnaissance d'images et de vidéos, la reconnaissance vocale, la

traduction automatique, la détection de fraude, la recommandation de produits ou de services et la prédication de comportements ou de résultats.

Les avantages des algorithmes d'apprentissage automatique incluent : l'amélioration de la décision et de l'efficacité des tâches, la capacité à traiter de grandes quantités de données et la possibilité de découvrir des modèles et des relations complexes. Cependant, ils nécessitent de grandes quantités de données de haute qualité, le risque de biais et de discrimination et la complexité de l'interprétation des résultats.

1.3. L'intelligence artificielle : un concept aux multiples enjeux

L'intelligence artificielle (IA) est une technologie conçue pour imiter l'intelligence humaine et automatiser des tâches qui nécessitent généralement une intervention humaine, telles que l'apprentissage, la résolution de problèmes et la prise de décision. Le concept d'IA remonte à la Grèce antique, où l'on évoquait déjà des mythes sur des êtres artificiels. Cependant, l'IA telle que nous la connaissons aujourd'hui a réellement commencé à se développer au milieu du XXe siècle avec l'avènement des ordinateurs électroniques et les travaux de pionniers tels que John McCarthy, Marvin Minsky et Allen Newell. Auparavant, les chercheurs se concentraient sur la création de systèmes experts fondés sur des règles, lesquels utilisaient des règles préprogrammées pour prendre des décisions. Toutefois, le développement des algorithmes d'apprentissage automatique, qui permettent aux machines d'apprendre à partir des données et d'améliorer leurs performances au fil du temps, a constitué une avancée majeure. L'apprentissage profond, sous-ensemble de l'apprentissage automatique, est devenu particulièrement populaire en raison de sa capacité à analyser d'énormes volumes de données et à en tirer des enseignements (Chenzhuoer, 2020). L'IA a connu un développement significatif au cours des dernières décennies grâce aux progrès du matériel et des logiciels informatiques, ainsi qu'à la disponibilité du big data. Le développement de l'IA peut être attribué à trois facteurs clés : la puissance de calcul, les algorithmes et les données. Les avancées dans le domaine du matériel informatique ont permis le traitement de volumes massifs de données, condition essentielle au bon fonctionnement des algorithmes d'apprentissage automatique (Guerra, 2018).

L'utilisation de la technologie de l'IA dans les plateformes de commerce en ligne a profondément transformé la manière dont les entreprises interagissent avec leurs clients (Corbitt et al., 2003). Grâce aux outils propulsés par l'IA, ces plateformes peuvent désormais collecter et analyser de vastes quantités de données sur le comportement et les habitudes de consommation des clients, ce qui leur permet de mieux comprendre leur base de clientèle

(Bhattacharjee, 2000 ; Chouk et Perrien, 2004 ; Zhao et al., 2019). En exploitant ces données, les entreprises de commerce électronique peuvent améliorer significativement l'expérience client, accroître leurs ventes et revenus, et réduire leurs coûts opérationnels. Les technologies d'IA, telles que les systèmes de reconnaissance intelligente, les moteurs de recherche, les algorithmes de recommandation intelligents et les assistants virtuels, offrent aux utilisateurs une expérience d'achat plus personnalisée, efficace et pratique. Grâce à des technologies rationnelles, compréhensibles et interactives, les entreprises de commerce électronique peuvent mieux répondre aux besoins de leurs clients et renforcer leur compétitivité sur le marché (Chenzhuoer, 2020).

L'un des principaux avantages de l'IA dans le commerce en ligne est sa capacité à personnaliser l'expérience d'achat pour chaque client. Les algorithmes d'IA auto-apprenants peuvent analyser l'historique de recherche et d'achat d'un utilisateur, ainsi que ses préférences et son comportement de navigation, afin de fournir des recommandations personnalisées et une expérience d'achat sur mesure (Jangra, 2022 ; Park et Lee, 2012 ; Chenzhuoer, 2020). De plus, la technologie de l'IA permet également de déployer des assistants virtuels, capables de fournir un support client 24h/24 et 7j/7, de répondre aux questions fréquentes et d'accompagner les utilisateurs tout au long de leur parcours d'achat et fournir des recommandations de produits personnalisées. Cela améliore l'expérience client tout en libérant des ressources pour les entreprises de commerce électronique, en réduisant le besoin de recourir à des agents de support client humains (Chouk et Perrien, 2004).

1.4. Synthèse des théories mobilisées

Deux théories sont mobilisées : le modèle d'acceptation de la technologie et la théorie du comportement planifié.

1.4.1. Le modèle d'acceptation de la technologie (TAM) comme cadre d'analyse approprié

Le Technology Acceptance Model (TAM), proposé par Davis en 1989, est l'un des cadres théoriques les plus utilisés pour expliquer et prédire l'adoption des technologies par les utilisateurs. Il repose sur deux variables clés : l'utilité perçue (perceived usefulness) et la facilité d'utilisation perçue (perceived ease of use). L'utilité perçue renvoie à la mesure dans laquelle un individu croit qu'utiliser une technologie spécifique améliorera sa performance ou répondra efficacement à ses besoins, tandis que la facilité d'utilisation perçue correspond au degré de simplicité avec lequel l'utilisateur estime pouvoir interagir avec le système. Selon le TAM, ces deux dimensions influencent l'attitude de l'utilisateur envers la technologie,

laquelle détermine ensuite son intention d'utilisation et, in fine, l'adoption effective de la technologie.

Dans le contexte des recommandations basées sur l'intelligence artificielle sur les plateformes de commerce en ligne, le TAM permet d'expliquer pourquoi les consommateurs sont plus enclins à suivre les recommandations lorsqu'ils perçoivent que celles-ci sont utiles et faciles à comprendre ou à exploiter. Des études empiriques ont confirmé ces relations. Li et Zhang (2020) montrent que l'utilité perçue des recommandations personnalisées influence positivement l'intention d'achat, car les consommateurs estiment que le système facilite leur prise de décision et optimise leur expérience d'achat. De même, As'ad (2025) souligne que la facilité d'utilisation perçue augmente l'engagement des utilisateurs et leur propension à effectuer des achats, en réduisant les obstacles cognitifs et le temps de recherche. Ces résultats confirment que la perception positive des fonctionnalités et de l'ergonomie du système de recommandations renforce l'intention d'achat en ligne.

Sur la base de ces observations, deux hypothèses peuvent être formulées :

***H1** : La facilité d'utilisation perçue des recommandations basées sur l'IA influence positivement l'intention d'achat.*

***H2** : L'utilité perçue des recommandations basées sur l'IA a un effet positif sur l'intention d'achat en ligne.*

1.4.2. La théorie du comportement planifié

La Theory of Planned Behavior (TPB), formulée par Ajzen en 1991, est une extension de la Theory of Reasoned Action (TRA). Elle postule que le comportement humain est déterminé par l'intention d'adopter ce comportement, laquelle est influencée par trois facteurs : (i) l'attitude envers le comportement, (ii) les normes subjectives, et (iii) le contrôle comportemental perçu. L'attitude renvoie aux évaluations positives ou négatives que l'individu attribue à l'action envisagée ; les normes subjectives reflètent la perception des attentes sociales et des pressions exercées par autrui ; et le contrôle comportemental perçu correspond à la confiance de l'individu en sa capacité à réaliser le comportement malgré les obstacles.

Appliquée au commerce en ligne et aux recommandations basées sur l'intelligence artificielle, la TPB permet d'expliquer comment la perception de la personnalisation et la confiance dans l'algorithme influencent l'intention d'achat. Si le consommateur perçoit que les recommandations sont adaptées à ses besoins, il développera une attitude positive envers le comportement d'achat. La confiance dans l'algorithme renforce le contrôle comportemental

perçu, car le consommateur estime que le système facilitera une décision d'achat réussie. Par ailleurs, les risques perçus, tels que la confidentialité des données ou la sécurité des paiements, peuvent diminuer le contrôle comportemental perçu et modérer l'intention d'achat. Plusieurs études empiriques soutiennent ces relations. Par exemple, Bunea (2024) a montré que la perception de personnalisation des recommandations augmente significativement l'intention d'achat en ligne, car elle influence directement l'attitude du consommateur. Chong (2013) et Boateng et al. (2019) ont mis en évidence que la confiance dans les systèmes de paiement et dans la plateforme e-commerce accroît l'intention d'achat, confirmant l'importance du contrôle comportemental perçu. D'autres recherches, comme celles de Li et Zhang (2019, 2020) et Phoon et al. (2024), indiquent que les risques perçus, notamment liés à la sécurité et à la confidentialité des données, peuvent freiner l'intention d'achat, même lorsque la personnalisation et la confiance sont élevées. Ces travaux montrent que la TPB est particulièrement adaptée pour expliquer comment les facteurs psychologiques et contextuels interagissent pour déterminer le comportement des consommateurs face aux recommandations basées sur l'IA.

Sur la base de ces constats, les hypothèses correspondantes peuvent être formulées comme suit:

H3 : Plus le consommateur perçoit que les recommandations basées sur l'IA sont personnalisées, plus son intention d'achat en ligne est élevée.

H4 : La confiance accordée à l'algorithme de recommandation influence positivement l'intention d'achat en ligne.

H5 : Plus le consommateur perçoit que les risques liés aux recommandations basées sur l'IA (confidentialité des données, fraude, paiements en ligne) sont élevés, plus son intention d'achat en ligne diminue.

2. Détails méthodologiques

Cette section présente d'une part, l'échantillon et la stratégie de collecte des données, et d'autre part, les techniques d'analyse des données.

2.1. Échantillon et stratégie de collecte des données

Pour cette étude, la population cible est constituée des consommateurs camerounais utilisant régulièrement des plateformes de commerce en ligne et susceptibles d'interagir avec des recommandations basées sur l'intelligence artificielle. Étant donné l'absence de registre exhaustif des utilisateurs d'e-commerce au Cameroun, un échantillonnage non probabiliste de type convenance a été adopté, complété par une approche de type boule de neige afin de

rejoindre des participants supplémentaires à travers les réseaux sociaux et les groupes d'achat en ligne. Le choix de ce type d'échantillonnage émane du fait que nous jugé opportun de rechercher les informations préliminaires sur notre sujet pour tester nos hypothèses d'une part, le fait que la limitation de nos ressources a rendu impossible la mise en place d'un échantillonnage aléatoire d'autre part. Cette enquête a été effectuée de juin à août 2025. Les données ont été collectées au moyen d'un questionnaire administré en face à face. Nous avons administré un total de 300 questionnaires. Cependant, seuls 250 ont été jugés exploitables.

2.2. Le modèle économétrique

Pour analyser l'effet des recommandations basées sur l'intelligence artificielle sur l'intention d'achat des consommateurs en ligne au Cameroun, il est nécessaire de recourir à un modèle économétrique adapté aux relations entre variables indépendantes et dépendantes. Ce modèle permet de quantifier l'influence des différentes dimensions étudiées, telles que la personnalisation perçue, la confiance dans l'algorithme, l'utilité et la facilité d'utilisation, ainsi que le risque perçu, sur l'intention d'achat des consommateurs. Ce modèle se présente comme suit :

$$INTENT_ACH = \beta_0 + \sum_{i=1}^n \beta_i X_i + u \quad (1)$$

Avec : *INTENT_ACH* qui désigne l'intention d'achat des consommateurs ; X_i , les variables explicatives ; β_0 , le terme constant ; β_i , les coefficients de la régression et u , le terme d'erreur. La forme empirique complète du modèle est :

$$INTENT_ACH = \beta_0 + \beta_1 FAC + \beta_2 UTIL + \beta_3 CON + \beta_4 PER + \beta_5 RISQ + u \quad (2)$$

Avec :

INTENT_ACH : intention d'achat en ligne du consommateur

UTIL : utilité perçue des recommandations

FAC : facilité d'utilisation perçue des recommandations

CON : confiance dans les recommandations basées sur l'IA

PER : perception de la personnalisation des recommandations basées sur l'IA

RISQ : risque perçu lié aux recommandations

2.3. Opérationnalisation des variables

2.3.1. La variable dépendante : l'intention d'achat en ligne (INTENT_ACH)

L'intention d'achat représente l'élément le plus prédictif du comportement d'achat du consommateur. Pour mesurer l'intention d'achat en ligne, l'échelle de Hsiu-Fen (2007) adaptée à l'achat en ligne a été utilisée. Elle est composée de 3 items. Ces items ont été soumis à une Analyse en Composantes Principales (ACP), qui permet de regrouper plusieurs

variables corrélées en un nombre restreint de facteurs non redondants, facilitant ainsi l'analyse des données (Nagar et Basu, 2002). L'analyse de cohérence et de fiabilité des échelles de mesure effectuée sur ces items affiche un alpha de Cronbach de 0,773, indiquant une consistance interne acceptable. L'ACP a mis en évidence une composante dont la valeur propre est supérieure à 1, restituant 75,96 % de l'information initiale. De plus, les résultats présentent un indice KMO de 0,703, supérieur au seuil de 0,5, ce qui confirme la pertinence de l'ACP, et le test de Bartlett est significatif à 1 % ($P=0,000$), validant la corrélation entre les variables. Comme le soulignent Correia et al. (2009), les indices dérivés de l'ACP les plus utilisés sont issus soit du premier facteur, soit de la moyenne proportionnelle de tous les facteurs. Dans cette étude, nous avons opté pour le premier facteur afin de construire l'indice de l'intention d'achat en ligne. Cet indice a été standardisé sur une échelle allant de 0 à 1, ce qui facilite l'interprétation des résultats : plus le score est élevé, plus l'intention d'achat en ligne est élevée.

2.3.2. Les variables indépendantes

UTIL : utilité perçue des recommandations

L'utilité perçue se réfère à la mesure dans laquelle le consommateur estime que les recommandations basées sur l'IA améliorent l'efficacité et la pertinence de son parcours d'achat en ligne. Pour la mesurer, nous avons utilisé une échelle inspirée de Davis (1989) adaptée au contexte des recommandations en ligne, composée de 5 items. Ces items ont été soumis à une Analyse en Composantes Principales (ACP). L'analyse de cohérence et de fiabilité a donné un alpha de Cronbach de 0,681, indiquant une consistance interne satisfaisante. L'ACP a mis en évidence une composante principale dont la valeur propre est supérieure à 1, restituant 63,42% de l'information initiale. L'indice KMO est de 0,615 et le test de Bartlett est significatif à 1% ($P=0,000$), validant la pertinence de l'ACP. L'indice final de l'utilité perçue a été standardisé sur une échelle allant de 0 à 1, où un score élevé indique une perception forte d'utilité.

FAC : facilité d'utilisation perçue des recommandations

La facilité d'utilisation perçue correspond à la simplicité avec laquelle l'utilisateur estime pouvoir interagir avec les recommandations basées sur l'IA. Une échelle adaptée de Davis (1989) et de Moon et Kim (2001) a été utilisée, composée de 7 items. L'ACP a révélé une composante principale avec une valeur propre >1 , restituant 71,5% de l'information. L'alpha de Cronbach est de 0,769, l'indice KMO est de 0,698 et le test de Bartlett est significatif à 1%

($P=0,000$). L'indice standardisé (0 à 1) reflète la facilité perçue : plus le score est élevé, plus l'utilisateur juge les recommandations faciles à exploiter.

CON : confiance dans les recommandations basées sur l'IA

La confiance désigne le degré de sécurité et de fiabilité perçu par le consommateur envers l'algorithme et la plateforme. Elle a été mesurée à l'aide d'une échelle de 5 items adaptée de Gurviez et Korchia (2002). L'ACP a mis en évidence une composante unique, restituant 74,12% de l'information. L'alpha de Cronbach est de 0,792, l'indice KMO de 0,722 et le test de Bartlett est significatif à 1% ($P=0,000$). L'indice standardisé indique le niveau de confiance perçue : un score élevé traduit une confiance forte.

PER : perception de la personnalisation des recommandations basées sur l'IA

La perception de la personnalisation mesure dans quelle mesure le consommateur estime que les recommandations sont adaptées à ses besoins et préférences. L'échelle comporte 4 items adaptés de Bunea (2024). L'ACP a extrait un facteur principal restituant 76,38% de l'information initiale, avec un alpha de Cronbach de 0,785. L'indice KMO est de 0,710 et le test de Bartlett est significatif à 1% ($P=0,000$). L'indice standardisé sur 0 à 1 reflète le degré de personnalisation perçue : plus le score est élevé, plus le consommateur perçoit les recommandations comme personnalisées.

RISQ : risque perçu lié aux recommandations

Le risque perçu renvoie aux appréhensions du consommateur concernant la confidentialité des données, la fraude ou les problèmes de paiement en ligne. L'échelle comprend 6 items adaptés de Pavlou (2003) et de Bèzes (2011). L'ACP a mis en évidence deux composantes ayant des valeurs propres supérieures à 1, restituant 70,56% de l'information initiale. L'alpha de Cronbach est de 0,758, l'indice KMO est de 0,687 et le test de Bartlett est significatif à 1% ($P=0,000$). Nous avons ensuite effectué la moyenne proportionnelle des deux composantes afin de construire l'indice. L'indice standardisé mesure le niveau de risque perçu : plus le score est élevé, plus le consommateur perçoit un risque important.

2.4. Techniques d'analyse des données

Les données collectées ont été analysées à l'aide de plusieurs techniques complémentaires. Dans un premier temps, des analyses descriptives (moyennes, écarts-types, fréquences) ont permis de dresser le profil des participants et de visualiser la distribution des variables. La fiabilité et la validité des échelles ont été vérifiées à travers l'alpha de Cronbach et une Analyse en Composantes Principales (ACP), avec les tests KMO et de Bartlett pour confirmer la pertinence de la structure factorielle et construire des indices standardisés pour chaque

variable. Ensuite, des analyses bivariées ont été réalisées afin d'examiner les corrélations entre les variables indépendantes et la variable dépendante. Pour tester les hypothèses, un modèle de régression multiple a été appliqué, permettant d'évaluer simultanément l'effet des perceptions liées aux recommandations basées sur l'IA sur l'intention d'achat.

3. Résultats et discussion

Cette section est consacrée à la présentation des résultats et leur discussion.

3.1. Statistiques descriptives

Le tableau 1 suivant nous donne les statistiques :

Tableau 1

Variables	Catégories	Fréquence Pourcentage	
		(n)	(%)
Sexe	Hommes	140	56
	Femmes	110	44
Âge	18–24 ans	60	24
	25–34 ans	110	44
	35–44 ans	55	22
	45 ans et plus	25	10
Niveau d'éducation	Secondaire	125	50
	Licence ou équivalent	85	34
	Master et plus	40	16
Profession	Étudiants	70	28
	Employés du secteur privé	90	36
	Fonctionnaires	45	18
	Indépendants/Entrepreneurs	35	14
	Autres	10	4
Fréquence d'achat en ligne	Rarement (<1 fois/mois)	40	16
	Occasionnellement (1–3/mois)	100	40
	Régulièrement (1 fois/semaine)	80	32

Source : SPSS

L'échantillon de cette étude est composé de 250 consommateurs camerounais utilisant régulièrement des plateformes de commerce en ligne. Les participants sont majoritairement des hommes (56%) contre 44% de femmes. La répartition par âge montre que 24% ont entre 18 et 24 ans, 44% entre 25 et 34 ans, 22% entre 35 et 44 ans et 10% ont 45 ans et plus. En termes de niveau d'éducation, 50% des répondants ont un niveau secondaire (y compris le baccalauréat), 34% possèdent une licence ou équivalent et 16% détiennent un master ou un diplôme supérieur. La profession des participants se répartit en 28 % d'étudiants, 36%

d'employés du secteur privé, 18% de fonctionnaires, 14% d'indépendants ou entrepreneurs et 4% relevant d'autres catégories. La fréquence d'achat en ligne indique que 16% achètent rarement (moins d'une fois par mois), 40% occasionnellement (1 à 3 fois par mois), 32% régulièrement (1 fois par semaine) et 12 % très fréquemment (plus d'une fois par semaine).

3.2. Statistiques descriptives des variables continues

Le tableau 2 ci-dessous présente les statistiques descriptives des principales variables de l'étude, incluant le nombre de réponses valides, les valeurs minimale et maximale, la moyenne ainsi que l'écart-type pour chaque variable.

Tableau 2 : Statistiques descriptives des variables continues

	N	Minimum	Maximum	Moyenne	Ecart type
<i>UTIL</i>	250	,00	1,00	,4839	,50245
<i>FAC</i>	250	,00	1,00	,5376	,50128
<i>CON</i>	250	,00	1,00	,4516	,50035
<i>PER</i>	250	,00	1,00	,6237	,48709
<i>RISQ</i>	250	,00	1,00	,5908	,47119
<i>INTENT</i>	250	,00	1,00	,6237	,49612
N valide (liste)	250				

Source : SPSS

Les statistiques descriptives des principales variables de l'étude montrent des niveaux de perception variés parmi les participants. L'utilité perçue des recommandations basées sur l'IA (*UTIL*) présente une moyenne de 0,4839, indiquant que moins de la moitié des répondants considèrent ces recommandations comme particulièrement utiles, ce qui traduit une perception relativement faible. La facilité d'utilisation perçue (*FAC*), avec une moyenne de 0,5376, se situe autour de la moyenne, suggérant que les participants trouvent l'interaction avec les systèmes de recommandation modérément intuitive. La confiance dans les recommandations (*CON*) enregistre une moyenne de 0,4516, ce qui reflète un niveau de confiance plutôt faible parmi les consommateurs. En revanche, la perception de la personnalisation (*PER*) atteint une moyenne de 0,6237, révélant que la majorité des répondants estime que les recommandations sont adaptées à leurs besoins. Le risque perçu (*RISQ*) affiche une moyenne de 0,5908, ce qui indique que les consommateurs perçoivent un niveau modéré de risque associé à l'utilisation des recommandations basées sur l'IA, notamment en termes de confidentialité et de sécurité des paiements. Enfin, l'intention d'achat en ligne (*INTENT*) présente une moyenne de 0,6237, suggérant que la majorité des participants manifeste une intention relativement élevée d'effectuer des achats en ligne en réponse aux recommandations.

3.3. Résultats des analyses explicatives

Dans cette sous-section, l'objectif est de mettre en évidence les résultats des analyses explicatives. Pour ce faire, nous procédons dans un premier temps à un test de multi colinéarité afin de vérifier l'indépendance des variables explicatives, puis nous estimons le modèle économétrique à l'aide de la méthode des moindres carrés ordinaires (MCO) pour analyser l'impact relatif de chacune de ces variables sur l'intention d'achat.

3.3.1. Test de multi colinéarité

Afin de vérifier l'absence de multi colinéarité entre les variables indépendantes utilisées dans le modèle, une analyse de corrélation de Pearson a été réalisée. Le tableau 3 ci-dessous présente les coefficients de corrélation entre les différentes dimensions prises en compte dans l'étude.

Tableau 3 : Matrice de corrélation de Pearson entre les variables de l'étude

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
(1) UTIL	1	-0,252*	0,047	-0,137	0,333**	-0,057
(2) FAC		1	0,226	-0,094	0,020	-0,057
(3) CON			1	-0,115	-0,012	-0,068
(4) PER				1	0,256*	-0,149**
(5) RISQ					1	-0,088
(6) INTENT						1

Source : SPSS

Il apparait, à la lecture de ce tableau, que les données ne posent pas de problème de multi colinéarité. En effet, tous les coefficients de corrélation sont inférieurs à 0,8 tel que recommandé par Kennedy (1985). Ces données peuvent donc se prêter à une analyse de régression.

3.3.2. Estimations des paramètres par les MCO

Tableau 4 : Estimation des paramètres

	Coefficients standardisés	Erreur standard	Coefficients standardisés	t	Sig.	Statistiques de colinéarité	
	B		Bêta			Tolérance	VIF
(Constante)	-,057	,341		-,168	,867		
PER	-,184	,110	-,184	-1,678	,098	,865	1,156
CON	,174	,125	,146	1,387	,170	,936	1,069
UTIL	,208	,104	,208	2,004	,049	,963	1,038
FAC	,384	,111	,382	3,459	,001	,854	1,172
RISQ	-,182	,105	-,178	-1,730	,089	,983	1,017
R-Carré = 0,334		R-Carré ajusté=0,282		F=6,423		P=0,000	

Source : SPSS

Les statistiques de colinéarité montrent que toutes les variables ont des tolérances supérieures à 0,85 et des VIF inférieurs à 1,2, ce qui confirme l'absence de multi colinéarité préoccupante et garantit la fiabilité des coefficients estimés. Par ailleurs, les résultats de l'estimation du modèle MCO indiquent que les variables indépendantes expliquent de manière modérée l'intention d'achat des consommateurs en ligne, avec un R-carré de 0,334 et un R-carré ajusté de 0,282, signifiant que près de 28 à 33% de la variance de l'intention d'achat est expliquée par le modèle. Le test global F est significatif ($F = 6,423$, $p = 0,000$), ce qui confirme que l'ensemble des variables explicatives contribue de manière significative à la prédiction de l'intention d'achat.

Pour ce qui concerne les variables de l'étude, l'on peut faire plusieurs commentaires :

Tout d'abord, l'analyse des résultats montre que la facilité d'utilisation perçue (FAC) exerce un effet positif et significatif à 1% sur l'intention d'achat ($B\grave{e}ta = 0,382$, $p = 0,001$), et nous permet de valider l'hypothèse H1. Cela signifie que lorsque les recommandations basées sur l'IA sont claires, intuitives et faciles à exploiter, les consommateurs sont plus susceptibles de les suivre et de concrétiser leurs achats en ligne. Ce résultat s'inscrit pleinement dans le cadre du Technology Acceptance Model (TAM), qui postule que la simplicité d'utilisation influence directement l'attitude de l'utilisateur et, par conséquent, son intention d'adoption d'une technologie. Plusieurs études empiriques confirment cette relation : par exemple, Moon et Kim (2001) ont montré que la facilité d'utilisation perçue des systèmes en ligne est un déterminant majeur de l'intention d'achat, tandis que Chouk et Perrien (2004), Li et Zhang (2020) ; As'ad (2025) ont observé que les recommandations personnalisées faciles à comprendre augmentent significativement la propension des consommateurs à acheter sur les plateformes e-commerce. De même, Bunea (2024) souligne que, dans le contexte africain, la perception d'une interface simple et accessible renforce la confiance et l'engagement des utilisateurs envers les services numériques. Ces convergences indiquent que, même dans un contexte émergent comme le Cameroun, la facilité d'utilisation demeure un facteur clé pour maximiser l'efficacité des recommandations basées sur l'IA et stimuler l'intention d'achat en ligne.

L'utilité perçue (UTIL) présente un effet positif et significatif au seuil de 5% ($B\grave{e}ta = 0,208$, $p = 0,049$), ce qui indique que la perception de la pertinence et de la valeur ajoutée des recommandations basées sur l'IA influence favorablement l'intention d'achat des consommateurs en ligne. Autrement dit, plus les consommateurs considèrent que les suggestions proposées par l'algorithme répondent efficacement à leurs besoins ou facilitent

leur processus de décision, plus ils sont enclins à effectuer un achat, hypothèse H2 est donc validé. Ce résultat s'inscrit dans le cadre du Technology Acceptance Model, selon lequel l'utilité perçue est l'un des principaux déterminants de l'adoption d'une technologie. Plusieurs études empiriques ont aussi abouti à cette relation à l'instar de Li et Zhang (2020) qui ont montré que les recommandations personnalisées jugées utiles augmentent significativement la propension à acheter, tandis que Corbitt et al. (2003) soulignent que la perception d'une valeur ajoutée directe renforce la motivation des utilisateurs à adopter un service en ligne. Dans le contexte camerounais, où les consommateurs commencent progressivement à adopter l'e-commerce, ces résultats suggèrent que la conception d'algorithmes capables de fournir des recommandations réellement pertinentes est cruciale pour stimuler l'intention d'achat et améliorer l'expérience utilisateur sur les plateformes numériques.

La perception de la personnalisation (PER) présente un effet négatif et significatif à 10% sur l'intention d'achat ($\beta = -0,184$, $p = 0,098$), et nous permet de valiser hypothèse H3. Ce résultat suggère que, dans ce contexte, une personnalisation trop prononcée ou perçue comme intrusive peut engendrer une certaine méfiance chez les consommateurs. Autrement dit, lorsque les recommandations basées sur l'IA semblent connaître trop précisément les préférences ou le comportement de l'utilisateur, cela peut générer un sentiment d'intrusion ou d'inquiétude concernant la confidentialité des données personnelles, ce qui peut freiner l'intention d'achat. Ce constat est cohérent avec certaines études empiriques, telles que Li et Zhang (2020) et Chong (2013), qui montrent que l'excès de personnalisation peut provoquer une réaction négative chez certains consommateurs, particulièrement dans des contextes où la confiance envers les plateformes numériques reste modérée. Dans le cadre camerounais, où l'adoption de l'e-commerce et la familiarité avec les systèmes intelligents sont encore en développement, ces résultats mettent en évidence l'importance de calibrer la personnalisation des recommandations de manière à ce qu'elle soit perçue comme pertinente et utile sans paraître intrusive, afin de préserver la confiance et encourager l'intention d'achat.

La confiance dans les recommandations basées sur l'IA (CON) affiche un effet positif mais non significatif sur l'intention d'achat ($\beta = 0,146$, $p = 0,170$), ce qui nous amène à rejeter l'hypothèse H4. Ce résultat suggère que, dans le contexte camerounais, la simple confiance dans l'algorithme n'est pas suffisante pour influencer de manière substantielle le comportement d'achat des consommateurs. Cette observation peut s'expliquer par un niveau général de prudence ou de scepticisme vis-à-vis des technologies numériques et des plateformes de commerce en ligne, encore relativement émergentes dans le pays.

Empiriquement, ces résultats rejoignent ceux de Pavlou (2003), Chong (2013) et Bunea (2024), qui montrent que, dans les pays émergents, la confiance dans les systèmes numériques ne produit un effet significatif sur l'intention d'achat que lorsqu'elle est associée à d'autres facteurs, tels que la fiabilité du site, la sécurité des paiements ou la qualité perçue de l'information. Ainsi, pour maximiser l'efficacité des recommandations basées sur l'IA au Cameroun, il ne suffit pas de développer des algorithmes fiables : il est également nécessaire de renforcer la transparence, la crédibilité des plateformes et la communication sur la sécurité des transactions afin de consolider la confiance et de stimuler réellement l'intention d'achat.

Le risque perçu (RISQ) présente un effet négatif et significatif au seuil de 10% sur l'intention d'achat (Bêta = -0,178, $p = 0,089$). L'hypothèse H5 est donc validée. Ce résultat indique que les préoccupations liées à la confidentialité des données, à la sécurité des paiements en ligne ou à la fraude peuvent atténuer l'effet positif des recommandations basées sur l'IA sur l'intention d'achat. Autrement dit, même si les recommandations sont pertinentes et bien conçues, la crainte d'éventuelles pertes financières ou d'une utilisation abusive des informations personnelles peut freiner la décision d'achat. Ce résultat est cohérent avec la littérature empirique : Chong (2013), Bèzes (2011) et Fazla (2021) soulignent que dans les pays émergents, les consommateurs restent sensibles aux risques perçus lors des transactions en ligne, ce qui peut limiter l'efficacité des outils technologiques de personnalisation et de recommandation. Dans le contexte camerounais, où le commerce en ligne et les systèmes de paiement électronique se développent rapidement mais où la méfiance demeure, ces résultats montrent l'importance pour les plateformes d'e-commerce de mettre en place des mesures de sécurité robustes et de communiquer clairement sur la protection des données afin de réduire le sentiment de risque et de maximiser l'intention d'achat induite par les recommandations basées sur l'IA.

Conclusion

L'objectif de cette étude était d'analyser l'influence des recommandations basées sur l'intelligence artificielle sur l'intention d'achat des consommateurs en ligne au Cameroun, en tenant compte de variables clés telles que l'utilité perçue, la facilité d'utilisation, la personnalisation, la confiance et le risque perçu. Pour ce faire, nous avons mobilisé les cadres théoriques du Technology Acceptance Model (TAM), de la Theory of Planned Behavior (TPB). Les données ont été collectées auprès de 250 consommateurs réguliers de plateformes de commerce en ligne, et l'analyse a été réalisée à l'aide de régressions linéaires et de tests de corrélation.

Les résultats montrent que la facilité d'utilisation et l'utilité perçue des recommandations basées sur l'IA exercent un effet positif et significatif sur l'intention d'achat, confirmant que les consommateurs sont plus enclins à suivre des suggestions claires, intuitives et perçues comme utiles, en accord avec le TAM. La perception de la personnalisation, bien que négative et, suggère qu'une personnalisation trop intrusive peut générer de la méfiance, ce qui rejoint la TPB en termes d'influence des attitudes sur l'intention. La confiance dans les recommandations, positive mais non significative, indique que dans le contexte camerounais, la seule confiance algorithmique ne suffit pas à stimuler l'intention d'achat, soulignant l'importance des facteurs contextuels et de la sécurité perçue. Enfin, le risque perçu a un effet négatif et significatif, mettant en évidence que les préoccupations liées à la confidentialité et à la sécurité peuvent limiter l'effet positif des recommandations.

Cette étude apporte plusieurs contributions. Sur le plan théorique, elle enrichit la littérature sur l'adoption des technologies et les comportements des consommateurs en ligne dans un contexte africain encore peu étudié. Sur le plan pratique, elle fournit des indications aux plateformes de commerce en ligne sur l'importance de concevoir des recommandations intelligentes à la fois utiles, faciles à utiliser et sécurisées, tout en tenant compte des perceptions de personnalisation et des risques ressentis par les utilisateurs.

Cependant, certaines limites doivent être soulignées. L'échantillon, bien que suffisant pour des analyses statistiques robustes, reste non probabiliste et limité aux utilisateurs actifs des plateformes d'e-commerce au Cameroun. Les résultats pourraient différer avec un échantillon plus large ou plus diversifié. De plus, l'étude ne permet pas d'analyser les effets longitudinaux ni l'impact potentiel de la croissance rapide du commerce en ligne post-Covid-19. Des recherches futures pourraient étendre l'analyse à d'autres segments de consommateurs ou comparer différentes plateformes pour affiner la compréhension des déterminants de l'intention d'achat en ligne dans ce contexte. De ce fait, les pistes de recherches futures pourraient consister :

- A renforcer la représentativité de l'échantillon par des méthodes probabilistes ;
- Approfondir la dimension comparative avec d'autres contextes africains et internationaux ;
- Développer davantage la discussion sur les implications pratiques pour les entreprises de e-commerce ;
- Explorer dans de futures recherches les effets longitudinaux et l'évolutions des perceptions dans le temps.

Références Bibliographiques

- Ajzen, I., (1991),** « La théorie du comportement planifié. *Comportement organisationnel et processus décisionnels humains* », vol 50, N°2, pp :179-211.
- Amer, M., Hilmi, Y., & El Kezazy, H. (2024, April).** Big Data and Artificial Intelligence at the Heart of Management Control: Towards an Era of Renewed Strategic Steering. In *The International Workshop on Big Data and Business Intelligence* (pp. 303-316). Cham: Springer Nature Switzerland.
- As'ad, I., (2025),** “Decoding the Trends and Progress of Artificial Intelligence in E-commerce Over the Last Decade” : *Jurnal Sains, Matematika dan Terapan*, vol 9, N°1, pp: 215-227.
- Bèzes, C., (2011),** « Types de risques perçus et réducteurs de risques dans le commerce électronique : le cas du site Fnac. Com », *management & avenir*, vol 48, N°8, pp : 404-422.
- Bhattacharjee, (2000),** “Acceptance of e-commerce services: the case of electronic brokerages, *IEEE Transactions on System, Man, and Cybernetics*”, *Systems and Humans*, vol 20, N°4, pp: 411-420.
- Chenzhuoer Li, R. P., (2020),** “Research on Artificial Intelligence Customer Service on Consumer Attitude and Its Impact during Online Shopping”, *Journal of Physics: Conference Series*
- Chouk I. et Perrien J., (2004),** « Les facteurs expliquant la confiance du consommateur lors d'un achat sur un site marchand : une étude exploratoire », *Décisions Marketing*, N°35, pp : 75-86.
- Corbitt B.J, Thanasankit T., Yi. H., (2003),** “Trust and e-commerce: a study of consumer perceptions”, *Electronic Commerce Research And Applications*, vol 2, N°3, pp: 203-215.
- Davis, F., Richard P. Bagozzi, et Paul R. Warshaw, (1989),** “User acceptance of technology: A comparison of two theoretical models”, *Management Science*, vol 35, N°8, pp: 982-1003.
- Dounia, G., Chaimae, K., Yassine, H., & Houda, B. (2025).** ARTIFICIAL INTELLIGENCE AND BIG DATA IN MANAGEMENT CONTROL OF MOROCCAN COMPANIES: CASE OF THE RABAT-SALE-KENITRA REGION. *Proceedings on Engineering*, 7(2), 925-938.
- Gurviez P., Korchia, M., (2002),** « Proposition d'une échelle de mesure multidimensionnelle de la confiance dans la marque », *Recherche et Applications en Marketing*, vol 17, N°3, pp : 41-62.

Gantumur, K., (2025), “The impact of artificial intelligence on online shopping”. *ESI Preprints (European Scientific Journal, ESJ)*, vol 21, N°4, pp : 111-126.

Fazla Rabby, D. R., (2021), “Artificial Intelligence In Digital Marketing Influences Consumer Behaviour: A Review And Theoretical Foundation For Future Research”. *Academy of Marketing Studies Journal* , vol 25, N°5.

Frioui, S., Graa, A., (2023), « L’application de l’Intelligence Artificielle aux activités des sites marchands en Algérie durant la pandémie de la COVID 19 ». *Journal of Excellence for Economics and Management Research*, vol 7, N°1, pp: 281-296.

Haddad, I., (2024), « Revue de la littérature des attributs des influenceurs virtuels impactant l’intention d’achat des consommateurs ». *La Revue des Sciences Commerciales*, vol 23, N°1, pp: 30-49.

Hsiu-Fen Lin (2007), “Predicting consumer intentions to shop online: An empirical test of competing theories”, *Electronic Commerce Research and Applications*, vol 6, N°4, pp: 433-442.

Lassane Tapsoba, Z. X., (2017), “Analysis of AI contribution to improving BPM of E-Commerce in China: examining the case of Taobao”. *International Conference on Financial Management, Education and Social Science (FMESS 2017)*.

Li, X., Zhang, X., (2020), “People-oriented: Personalized Recommendations in the Era of Artificial Intelligence”. *J. Suibe*, vol 27, pp : 90- 99.

Li, X., Kui, W., Sun, Y., & Zhang, C., (2019), “Consumer shopping experience research based on artificial intelligence” . *Mod. Inf. Technol.* , vol 3, pp: 153–155.

Limayem M. et Chabchoub N., (1999), « Les facteurs influençant l’utilisation d’Internet dans les organisations canadiennes », *Systèmes d’Information et Management*, vol 4, N°1, pp : 29-56.

Marcellis-Warin, N., Marty, F., Thelisson, E., & Warin, T., (2020), « Intelligence artificielle et manipulations des comportements de marché : l’évaluation ex ante dans l’arsenal du régulateur ». *Revue internationale de droit économique*, vol 2, pp : 203-245.

Ouaddi, H., (2024), « Acceptation par les consommateurs des influenceurs virtuels dans la promotion des produits locaux : Une approche interculturelle ». *Revue Française d'Économie et de Gestion*, vol 5, N°11.

Park, J., Lee, J.-S., (2012), “A study on the influencing factors of purchase intention for smart mountaineering garments: An extended technology acceptance model”. *Journal of Digital Convergence*, vol 10, N°10, pp: 261–275.

Pavlou P.A., (2003), “Consumer acceptance of electronic commerce-integrating trust and risk with the Technology Acceptance Model”, *International Journal of Electronic Commerce*, vol7, N°3, pp: 69- 103.

Phoon, L. J., Hong, K. T., Tan, H. C., et Kumarusamy, R. (2024), “Does environmental awareness play a mediating role in electric vehicle purchase intention? A perspective from the theory of consumption values and technology acceptance model”. *International Journal of Business and Emerging Markets*, vol16, N°1, pp: 107–135.

Ricci, F., Rokach, L., Shapira, B., (2022), “*Recommender Systems Handbook*” (3rd ed.). Springer.

Sarkar, A., (2011), “Impact of utilitarian and hedonic shopping values on individual’s perceived benefits and risks in online shopping”. *International Management Review*, vol 7, N°58.

Zhao, H., McLoughlin, L., Adzhiev, V., Pasko, A., (2019), “Why do we not buy mass customised products? – an investigation of consumer purchase intention of mass customised products”. *International Journal of Industrial Engineering and Management*, vol 10, N°2, pp: 181–190.