

L'intelligence artificielle et son impact sur l'engagement des consommateurs

Artificial intelligence and its impact on consumer engagement

Oumaima KHAFIF, (Doctorante)

*Laboratoire de Recherche en Management, Information et Gouvernance
 Faculté des sciences économiques juridiques et sociales AIN SBAA
 Université Hassan II de Casablanca, Maroc*

Bouchra BENNANI, (Enseignant-Chercheur)

*Laboratoire de Recherche en Management, Information et Gouvernance
 Faculté des sciences économiques juridiques et sociales AIN SBAA
 Université Hassan II de Casablanca, Maroc*

Adresse de correspondance :	Faculté des sciences juridiques, économiques et sociales d'Ain Sebâa BP : 2634 •Route des Chaux et Ciments Beausite, Casablanca 20254 05223-43482
Déclaration de divulgation :	Les auteurs n'ont pas connaissance de quelconque financement qui pourrait affecter l'objectivité de cette étude. Ils assument l'entière responsabilité de tout éventuel plagiat, de l'usage de l'intelligence artificielle dans la rédaction, ainsi que des résultats présentés dans cet article.
Conflit d'intérêts :	Les auteurs ne signalent aucun conflit d'intérêts.
Citer cet article	KHAFIF, O., & BENNANI, B. (2025) L'intelligence artificielle et son impact sur l'engagement des consommateurs. <i>International Journal of Accounting, Finance, Auditing, Management and Economics</i> , 6(10), 1–19.
Licence	Cet article est publié en open Access sous licence CC BY-NC-ND

Received: 10/08/2025

Accepted: 14/09/2025

International Journal of Accounting, Finance, Auditing, Management and Economics - IJAFAME

ISSN: 2658-8455

Volume 6, Issue 10 (2025)

L'intelligence Artificielle Et Son Impact Sur l'engagement Des Consommateurs

Résumé :

Dans un marché en perpétuelle mutation, où la concurrence entre les entreprises est intense, l'adoption de l'intelligence artificielle est désormais une exigence incontournable pour assurer la pérennité de toute activité. Pour illustrer les recherches dans ce domaine, nous nous sommes basés sur le modèle d'acceptation technologique (TAM) et la théorie de l'influence sociale comme soubassement théorique de notre article. Dans les contextes étudiés, les technologies d'IA (chatbots, AR/VR) favorisent l'engagement cognitif (attention, traitement) et affectif (intérêt, plaisir), ce qui renforce l'intention d'achat et la fidélité. Sur la base d'un échantillon de 108 répondants, et en mobilisant une approche de modélisation des équations structurelles par moindres carrés partiels (PLS-SEM), la recherche analyse le rôle médiateur de la satisfaction et de l'expérience dans la relation entre l'IA et l'engagement. Les analyses révèlent une influence significative et positive de l'IA sur la satisfaction et l'engagement. L'étude met en avant l'amélioration méthodologique obtenue après la suppression de la variable "Expérience", qui affichait une faible fiabilité. Cette suppression a renforcé la puissance explicative du modèle.

Mots clés : Intelligence Artificielle, Engagement du Consommateur, satisfaction des consommateurs, expérience client, PLS-SEM

JEL Classification : M31

Type du papier : Recherche empirique

Abstract :

In a constantly evolving market, where competition among companies is intense, the adoption of artificial intelligence has become an essential requirement to ensure the sustainability of any business. To illustrate research in this field, we based our study on the Technology Acceptance Model (TAM) and the Social Influence Theory as the theoretical foundation of our article. These frameworks demonstrate how technologies such as virtual reality, augmented reality, and chatbots enhance interactions with consumers. Such technologies increase both emotional and cognitive engagement, thereby promoting purchase intentions and brand loyalty. Based on a sample of 108 respondents and using a Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM) approach, the study analyzes the mediating role of satisfaction and experience in the relationship between AI and engagement. The analyses reveal a significant and positive influence of AI on satisfaction and engagement. The study also highlights the methodological improvement achieved after removing the "Experience" variable, which showed low reliability. This removal strengthened the explanatory power of the model.

Keywords: Artificial Intelligence, Consumer Engagement, Customer Satisfaction, Customer Experience, PLS-SEM.

Classification JEL : M31

Paper type: Empirical Research

1. Introduction

Dans un contexte économique mondial marqué par une concurrence de plus en plus féroce, les entreprises cherchent sans cesse des moyens novateurs pour se démarquer et fidéliser leurs clients, l'utilisation croissante des technologies d'intelligence artificielle permet aux organisations de gérer de grandes quantités de données en temps réel. L'intelligence artificielle peut être largement définie comme une technologie, ou une machine, capable d'exécuter une tâche qui, si elle était réalisée par un humain, nécessiterait de l'intelligence (McCarthy, Minsky, Rochester, & Shannon, 1955). L'adoption de l'intelligence artificielle dans divers processus marketing ouvre de nombreuses opportunités pour les marketeurs et suscite l'intérêt quant à ses différentes applications (Fagella, 2018). En parallèle, les universitaires spécialisés en marketing développent également de plus en plus de travaux dans ce domaine (par exemple, Kumar, Dixit, Javalgi, & Dass, 2016 ; Van Doorn et al., 2017).

Par ailleurs, l'intelligence artificielle ouvre des perspectives inédites pour améliorer l'efficacité opérationnelle et la capacité d'adaptation des entreprises. Dans un environnement marqué par des avancées technologiques rapides et des préférences de consommation en constante évolution, la réactivité et l'adaptabilité constituent des atouts essentiels pour préserver un avantage concurrentiel. L'IA joue un rôle transformateur en rationalisant les processus marketing, en automatisant les tâches répétitives et en facilitant une adaptation agile aux dynamiques changeantes du marché, tout en contribuant à accroître la productivité, à réduire les coûts opérationnels et à répondre rapidement aux tendances et attentes des consommateurs. Les systèmes de traitement de l'information, activés par l'intelligence artificielle, améliorent l'impact des activités marketing. Par exemple, l'intelligence artificielle permet la segmentation des utilisateurs des réseaux sociaux (Culotta, Kumar, & Cutler, 2015), booste les ventes et améliore le processus de vente (Syam & Sharma, 2018). Alors que la majorité de l'intérêt marketing dans ce domaine se concentre sur les réactions des consommateurs face à l'intelligence artificielle, les résultats de cette quatrième révolution industrielle demeurent ouverts à plusieurs possibilités (Syam & Sharma, 2018).

Toutefois, cette intégration soulève des préoccupations éthiques majeures, notamment dans des contextes réglementaires stricts. L'adoption éthique de l'IA suppose donc la mise en place de stratégies rigoureuses visant à limiter les biais algorithmiques, à protéger la vie privée et à instaurer la transparence, condition essentielle pour renforcer la confiance des consommateurs et assurer la durabilité des pratiques d'affaires. En effet, le respect de principes tels que l'équité, la responsabilité et la transparence permet non seulement de réduire les risques liés aux résultats biaisés et à l'exploitation abusive des données, mais également d'accroître la crédibilité et l'efficacité des actions marketing basées sur l'IA.

L'engagement des consommateurs est aujourd'hui reconnu comme un facteur stratégique majeur en marketing, il englobe des dimensions affectives, cognitives et comportementales qui traduisent la profondeur de la relation entre le consommateur et la marque. Dans un environnement fortement digitalisé, l'intelligence artificielle offre aux entreprises de nouvelles opportunités pour renforcer cet engagement à travers la personnalisation des expériences, l'interaction en temps réel et l'anticipation des besoins des consommateurs.

La recherche académique en marketing et en comportement du consommateur s'est intensifiée pour approfondir les connaissances scientifiques relatives à ces technologies. Toutefois, les connaissances actuelles demeurent éparpillées à travers diverses disciplines, notamment les sciences sociales, l'informatique et l'ingénierie (Lim et al., 2022 ; Haenlein & Kaplan, 2021), ce qui limite une compréhension unifiée et approfondie de leurs apports pour le domaine du marketing. Il existe un manque notable de recherches spécifiques abordant l'impact de l'intelligence artificielle sur l'engagement des consommateurs, ce qui constitue une lacune importante. Il est essentiel de combler cette lacune pour plusieurs raisons. Premièrement, les

recherches sur ce sujet semblent fragmentées (Lim et al., 2022), étant disséminées à travers différents champs disciplinaires et contextes d'application. La réalisation d'une étude empirique permettrait de dépasser cette fragmentation en apportant des preuves concrètes sur l'impact de l'intelligence artificielle dans un contexte réel, offrant ainsi une meilleure compréhension des mécanismes par lesquels elle influence l'engagement des consommateurs.

Par ailleurs, les recherches existantes restent majoritairement concentrées dans des contextes occidentaux, où les infrastructures technologiques et les comportements de consommation diffèrent de ceux observés dans d'autres régions du monde. Dans les pays en développement, et notamment au Maroc, l'adoption de l'IA dans les pratiques marketing est encore récente et soulève des enjeux particuliers liés à la maturité numérique, à la régulation des données et à la confiance des consommateurs. Cette relative rareté de travaux empiriques contextualisés limite la portée des conclusions disponibles dans la littérature et justifie la nécessité de mener des études approfondies permettant de mieux comprendre l'impact de l'IA sur l'engagement des consommateurs dans des environnements économiques et culturels distincts.

L'objectif de cette étude est donc de répondre à la question de recherche suivante :

Quelle est l'impact de l'intelligence artificielle sur l'engagement des consommateurs ?

La suite de cet article est organisée comme suit : Dans un premier temps nous positionnons notre étude dans la littérature existante en offrant un aperçu synthétique des travaux récents. Dans un deuxième temps nous présentons des informations sur notre méthodologie et la phase de collecte des données. Ensuite, nous exposons les résultats obtenus lors de cette revue, les discutons et proposons des orientations pour des recherches futures.

2. Revue de littérature :

2.1. L'intelligence artificielle : définition et évolution

L'IA est un outil stratégique qui permet aux entreprises d'automatiser et de personnaliser leurs interactions avec les consommateurs. En marketing, l'IA prend des formes diverses telles que les systèmes de recommandation, les chatbots, les assistants virtuels... Ces technologies permettent aux entreprises de mieux comprendre les comportements des consommateurs et d'anticiper leurs besoins, créant ainsi des expériences plus personnalisées et engageantes.

L'intelligence artificielle a été définie de nombreuses manières, ce qui rend difficile de délimiter précisément ses contours. La pertinence même du terme "IA" est sujette à débat et est fréquemment remise en question. Shapiro (1992) propose une définition relativement large, qui considère l'IA comme un domaine de l'ingénierie et de la science axé sur la compréhension du comportement intelligent à l'aide des ordinateurs et sur la création de systèmes artificiels capables de reproduire ce comportement. D'autres définitions mettent davantage l'accent sur l'aspect scientifique de l'IA. Prenant l'exemple de Levesque (2013) considère l'IA comme l'étude du comportement intelligent sous l'angle algorithmique. Nilsson (2005), estime que pour un grand nombre de chercheurs, Le but scientifique de l'IA est la Reproduction mécanique de l'intelligence humaine. Bien que l'humain ait servi de Source primordiale Pour l'évolution des machines intelligentes, d'autres organismes vivants ont fait l'objet d'inspiration pour les chercheurs, tels que les insectes sociaux. Il est important de noter que, même avec une bonne compréhension de l'intelligence artificielle, La création informatique de cette intelligence demeure un but lointain. Certains experts, comme Lecun (2019) et Julia (2019), affirment que les systèmes d'IA actuels ne sont pas aussi "intelligents" qu'on le prétend. Julia (2019) souligne que ce qui caractérise ces systèmes n'est pas leur intelligence, mais plutôt leur habileté à reconnaître grâce au machine learning.

L'émergence de l'intelligence artificielle est datée des années 50, Pendant la conférence Macy , réunissant des chercheurs de divers horizons, voulant explorer la possibilité de reproduire l'apprentissage et l'intelligence humaine à l'aide de systèmes informatiques.

Selon McCarthy, Rochester, Shannon & Minsky (1955) Tous les aspects de l'apprentissage et toutes les caractéristiques de l'intelligence peuvent, en théorie, être décrits avec une telle précision qu'il est possible de développer une machine pour les reproduire.

Deux courants principaux ont dominé et structuré l'intelligence artificielle au cours des années 50 : l'approche symbolique et l'approche connexionniste. La première approche (l'approche connexionniste) qui remonte aux années 40 avec les travaux de McCulloch et Pitts (1943), repose sur l'inspiration de l'IA de la structure et les mécanismes des réseaux neuronaux biologiques. Prenant un des exemples marquants de concrétisation de cette approche qui est le perceptron, un algorithme d'apprentissage supervisé introduit par Frank Rosenblatt en 1958. Il s'agit d'un modèle de réseau de neurones artificiels simple, souvent considéré comme un des premiers modèles de classification binaire, controverses et des critiques vis-à-vis des postulats théoriques sur lesquels l'IA a été fondée. Un autre courant, en lien avec celui développé par Brooks émergeant des critiques formulées, est l'« IA incarnée » (Embodied AI) fondé sur le concept de cognition incarnée, idée qui, s'oppose au dualisme cognitiviste qui traite la cognition comme distincte du corps et de l'environnement.

Le milieu des années 2000 a vu l'intégration de l'apprentissage automatique dans les systèmes de personnalisation. Les algorithmes de machine learning, tels que les machines à vecteurs de support (SVM) et les forêts aléatoires, ont permis de mieux analyser les données des utilisateurs et de fournir des recommandations plus personnalisées. Les travaux de Breese et al. (1998) sur les systèmes de recommandation hybrides combinant filtres collaboratifs et techniques basées sur le contenu ont été particulièrement influents.

L'intelligence artificielle a gagné une forte attention depuis les années 2010, grâce au machine learning et au deep learning qui utilise des réseaux de neurones artificiels comme base (approche connexionniste). De manière générale, le machine learning, également connue sous le nom d'apprentissage statistique, cherche à entraîner une machine pour effectuer des tâches, telles que la détection d'objets dans des images en lui fournissant des données propres au domaine pour l'entraînement. Le deep learning, largement discuté aujourd'hui, est une méthode caractérisée par l'emploi de plusieurs niveaux de neurones artificiels pour traiter successivement des informations spécifiques à partir d'une entrée. Cette technique, souvent perçue comme nouvelle, a en fait été développée à la fin des années 80, notamment grâce aux études sur les réseaux convolutifs menées par Lecun mais a été écartée entre le milieu des années 90 et 2012 en raison des contraintes technologiques des ordinateurs de cette période du fait de leur puissance limitée. L'année 2012 est cruciale, car c'est à ce moment précis que ces réseaux de neurones ont permis d'obtenir des performances sans précédent, notamment en raison de l'augmentation considérable des capacités de calcul des machines et de la disponibilité de volumes de données toujours plus importants (Big Data). Occupant une place majeure en IA, cette technique est de plus en plus intégrée dans le développement d'applications et de produits. (Tel que, les robots, les assistants vocaux, les véhicules autonomes...).

Depuis les années 2012, l'explosion des données et l'augmentation des capacités de calcul ont révolutionné la personnalisation par l'IA. Les techniques d'apprentissage profond, telles que les réseaux convolutifs et les réseaux de neurones récurrents, permettent des recommandations encore plus précises et pertinentes. L'utilisation du big data permet de personnaliser les expériences utilisateur à grande échelle, comme en témoignent les travaux de Covington et al. (2016) sur le système de recommandation de YouTube.

2.2. L'engagement du consommateur

La discipline du marketing a subi depuis le début des années 80 d'importantes transformations conceptuelles, ces évolutions, tant théoriques que pratiques, ont abouti à un élargissement du paradigme dominant. Cependant, chaque type de marketing continue d'exister sans remplacer les autres (Durif, Graf et Ricard, 2009).

La littérature marketing a souvent insisté sur l'importance cruciale de l'engagement en tant que facteur déterminant dans l'établissement de relations durables entre entreprises et entre entreprises et clients (Morgan et Hunt, 1994),

L'engagement a souvent été caractérisé dans la littérature comme une attitude favorable envers la marque ou comme la dimension comportementale de la fidélité à la marque (Abdelmadjid, 1998).

Premièrement, rappelons la notion d'attitude telle qu'elle est perçue en marketing : Allport 1935 a défini l'attitude comme étant un état d'esprit et neuropsychologique prédisposé à répondre, constitué à partir de l'expérience et influençant directement les comportements de l'individu à toutes les situations (Derbaix, Brée, 2003)

Selon Petty, Wheeler et Tormala, 2003 l'attitude constitue Une opinion générale et assez stable que les gens ont concernant des objets, des produits, des idées..., Ces opinions peuvent être positives, négatives ou neutres.

L'engagement s'aligne aussi avec la définition des attitudes, étant donné qu'il s'agit d'une évaluation. En pratique, l'engagement est principalement centré sur l'aspect conatif de l'attitude, il favorise cette attitude, puisqu'elle se manifeste juste avant le rachat du produit ou de la marque.

Selon Garbarino et Johnson (1999), l'engagement est défini comme « une volonté persistante de préserver une relation de valeur » et est aussi considéré comme « le stade le plus élevé de l'engagement relationnel »

Anderson et Weitz (1989) décrivent l'engagement comme la volonté de développer des relations durables et La disposition à consentir à des sacrifices temporaires pour assurer la pérennité de la relation.

2.3. Le développement des hypothèses

- ***L'IA et expérience consommateur :***

Selon (Samara et al., 2020), l'expérience des consommateurs fait référence à la façon dont les clients interagissent avec une entreprise ou une marque ainsi que les sentiments qu'ils ressentent. Cette expérience est décortiquée en plusieurs éléments : cognitifs, sensoriels, émotionnels et physiques. The American Psychological Association considère que parmi les fonctions mentales de l'élément cognitif on trouve la pensée abstraite, la perception, le langage, la mémoire et la résolution de problèmes. Hsiao et Chen (2016) définissent les éléments cognitifs de l'expérience client comme la fonctionnalité, la rapidité et l'accessibilité. Potdar et al. (2018) soulignent les aspects émotionnels complexes du service client. Ces émotions peuvent être positives ou négatives et incluent des sentiments tels que le plaisir, le regret, l'irritation, l'indignation et l'émerveillement (Hsiao et Chen, 2016).

Les expériences physiques et sensorielles des clients diffèrent entre les contextes en ligne et hors ligne. Les expériences hors ligne prennent en compte des éléments tels que les artefacts, l'éclairage, la signalisation et la disposition (Torres et al., 2019), tandis que les expériences en ligne considèrent des interfaces plus faciles à naviguer et des conceptions plus apparentes (Hsiao et Chen, 2016). Enfin, les éléments sociaux, tels que la famille et les amis, se rapportent à l'influence des autres sur l'expérience client (Kao et al., 2016). Ces technologies ne peuvent améliorer l'expérience du client que si ses préférences et ses expériences passées sont bien comprises. Les outils d'IA peuvent accélérer ce processus en utilisant des données et des profils de clients pour déterminer la meilleure manière de communiquer avec eux. Par conséquent, nous proposons l'hypothèse suivante :

H1. L'IA influence positivement l'expérience consommateur.

- ***L'expérience du consommateur et la satisfaction du consommateur***

L'expérience d'un client est l'impression globale qu'il se fait d'une marque ou d'un produit après

avoir interagi avec celle-ci et après avoir appris à la connaître à travers ces interactions (Samara et al., 2020). La réaction à cette expérience peut être positive ou négative, selon les interactions avec un produit, une entreprise ou un département au sein de l'entreprise (Yang, 2016). En résumé, l'expérience client fait référence aux réactions internes et subjectives des consommateurs lors d'interactions directes ou indirectes avec une entreprise ou une marque (Mogaji et al., 2020). Les clients s'attendent à des transactions fluides pour gagner du temps et économiser leurs efforts. La fluidité d'une plateforme améliore le niveau de satisfaction des consommateurs (Yang et al., 2020). Selon Sharma et Singh (2016), les consommateurs sont satisfaits des produits lorsqu'ils en sont pleinement satisfaits.

Ces dernières années, l'interaction homme-ordinateur a augmenté (Baabdullah, 2018), ce qui a suscité de nombreuses recherches sur l'adoption des technologies plus anciennes (Satti et al., 2020). Dans le domaine de l'IA, l'expérience utilisateur est hautement personnelle et nécessite une participation à plusieurs niveaux, y compris rationnel, spirituel, sensoriel, physique et émotionnel (Borges et al., 2021). Comme l'ont identifié Rozzell et al. (2014), interagir avec des outils dotés d'IA implique quatre facteurs : cognitif, émotionnel, physique et social. Il a été démontré que les clients sont plus susceptibles d'être satisfaits lorsqu'ils ont une expérience mémorable et optimiste (Hicks et al., 2012). La littérature a établi une corrélation positive entre la satisfaction des clients vis-à-vis de l'IA et leur expérience (Loureiro et al., 2017 ; Hicks et al., 2012). Par conséquent, les technologies d'IA offrent aux utilisateurs une meilleure expérience et renforcent leur confiance, leur satisfaction et leur compréhension (Kao et al., 2016). Ainsi, nous proposons l'hypothèse suivante :

H2. L'expérience consommateur liée à l'IA influence positivement la satisfaction des consommateurs.

- ***La satisfaction des consommateurs et l'engagement des consommateurs***

La satisfaction fonctionne comme un moteur de l'engagement. Lorsque les consommateurs sont satisfaits de leur expérience avec un produit ou service, ils sont non seulement plus enclins à rester fidèles à la marque, mais aussi à s'impliquer davantage dans les activités de la marque, telles que la promotion par le bouche-à-oreille, la participation à des événements, et l'interaction sur les réseaux sociaux.

H3. La satisfaction des consommateurs a un impact positif significatif sur l'engagement des consommateurs envers la marque.

- ***L'IA et l'engagement du consommateur***

L'IA a un impact considérable sur le comportement des consommateurs. Les entreprises qui utilisent l'IA peuvent offrir aux consommateurs une expérience d'achat plus personnalisée (Sarkar et al., 2020). L'IA permet à ces entreprises de déterminer l'impact de leurs stratégies de marketing en ligne en anticipant le comportement des consommateurs (Samara et al., 2020) et en engageant les consommateurs pour créer des choix analytiques supplémentaires (Jang et al., 2021). Par exemple, l'IA transforme le shopping en ligne en une expérience améliorée en collectant et en prenant en compte les informations sur les produits (Liu et al., 2018) et en comblant le fossé entre les entreprises et les consommateurs. La réponse d'un individu à un environnement externe est influencée par ses réponses psychologiques et comportementales (Pandita et al., 2021). Ainsi, l'IA peut conduire à une augmentation de l'engagement des consommateurs. Sur la base des arguments précédents, cette étude formule l'hypothèse suivante

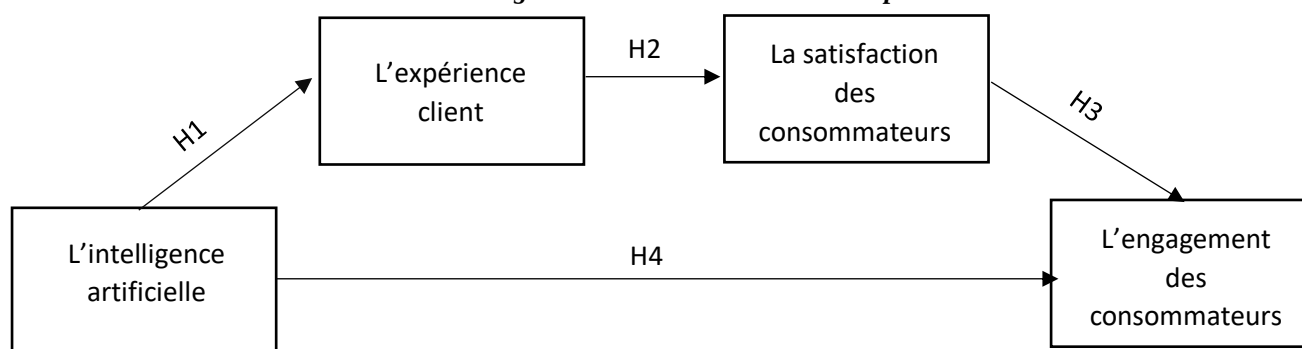
H4. L'IA influence positivement l'engagement des consommateurs.

3. Méthodologie de recherche

3.1. Mesures des variables

Pour cette étude, plusieurs échelles de mesure ont été utilisées afin de quantifier les variables clés. L'intelligence artificielle a été mesurée à l'aide d'une échelle de 8 items basée sur Bilal et al.(2024). L'engagement des consommateurs a été évalué à l'aide d'une échelle de quatre items inspirée des travaux de Laroche et al. (2012). La satisfaction des consommateurs a été mesurée à l'aide d'une échelle de trois items adaptée d'Oghuma et al. (2016). L'expérience des consommateurs vis-à-vis de l'intelligence artificielle a été quantifiée à l'aide d'une échelle de quatre items basée sur Agarwal et Singh (2018). Ces échelles ont été sélectionnées et adaptées pour correspondre au contexte de l'étude et assurer la pertinence et la fiabilité des mesures dans l'évaluation de l'impact de l'IA sur l'engagement des consommateurs.

Figure 1 : Schéma du modèle conceptuel



Source : Auteurs

3.2. Collecte des données

Pour répondre aux objectifs de cette recherche, un questionnaire a été administré en ligne et en face à face. Nous avons opté pour une méthode d'échantillonnage raisonné (purposive sampling) car elle nous a permis de cibler des répondants spécifiques, en l'occurrence des utilisateurs ayant déjà interagi avec des technologies d'IA, ce qui est essentiel pour la pertinence et la fiabilité des données collectées. Cette approche est justifiée par la nature exploratoire et contextuelle de notre étude, centrée sur le marché marocain. Concernant la taille de l'échantillon, nous avons utilisé le logiciel G*Power pour calculer la taille minimale nécessaire, basée sur un modèle de régression multiple avec trois prédicteurs principaux, une puissance statistique de 0,80 et un niveau de signification (α) de 0,05 ; ce calcul a déterminé qu'un minimum de 77 répondants était requis. Nous avons initialement obtenu 103 réponses, mais après l'élimination de 25 réponses incomplètes, un total de 78 réponses valides a été retenu pour l'analyse, garantissant ainsi des résultats robustes.

3.3. Le profil des répondants

Le questionnaire a été réparti en cinq groupes, le premier groupe de questions est dédié aux caractéristiques sociodémographiques des répondants. Cette étape permet de décrire l'échantillon étudié et d'évaluer sa pertinence par rapport aux objectifs de l'étude. Une analyse descriptive à l'aide du logiciel SPSS a été réalisée et a révélé que 66% des répondants sont des hommes, et 12% sont des femmes, la majorité sont âgés entre 20 et 30 ans et Détiennent un diplôme de master. (**Table 1**)

Table 1 : Profile des répondants

	Eléments de réponse	Fréquence	%
Age	20-30 ans	66	83,5
	31-40 ans	12	15,2
Sexe	Homme	16	20,3
	Femme	62	78,5
Niveau d'éducation	Licence	12	15,5
	Master	39	49,4
	Doctorat	27	34,2
Fréquence d'utilisation d'IA	Rarement	9	11,4
	Parfois	16	20,3
	Souvent	37	46,8
	Très souvent	16	20,3

Source : Auteurs

4. Résultats et discussion

4.1. Analyse Préliminaire des Données

Dans cette étape, nous procédons à l'analyse préliminaire des données afin de vérifier la significativité des relations proposées dans le modèle conceptuel. En particulier, nous utilisons des tests statistiques, notamment les t-values et les valeurs p, pour évaluer la robustesse des liens entre les variables indépendantes, médiatrices et dépendantes. L'objectif est de valider empiriquement les hypothèses de recherche en examinant les **relations directes** entre l'utilité perçue de l'intelligence artificielle et les variables dépendantes telles que l'expérience client, la satisfaction et l'engagement, et les **relations médiées**, où l'expérience client et la satisfaction jouent un rôle d'intermédiaire dans l'impact de l'IA sur l'engagement des consommateurs. (Table 2)

Table 2 : Tableau Synthétique des Résultats des Tests de Régression

Variable dépendante	Variable indépendante	Bêta	t-value	Significativité (p)	Interprétation
Expérience client	Utilité perçue de l'IA	0,310	2,847	0,006	Relation positive et significative. L'IA influence positivement l'expérience client.
Satisfaction	Utilité perçue de l'IA	0,638	7,224	0,000	Relation positive et significative. L'IA contribue fortement à la satisfaction des clients.
Engagement	Utilité perçue de l'IA	0,389	3,684	0,000	Relation positive et significative. L'IA impacte modérément l'engagement des clients.
Satisfaction	Expérience client (moyenne)	0,630	4,937	0,000	Relation positive et significative. Une meilleure expérience client améliore la satisfaction.
Engagement	Satisfaction (moyenne)	0,459	4,499	0,000	Relation positive et significative. Une satisfaction accrue augmente l'engagement des consommateurs.

Source : Auteurs

Les résultats des analyses de régressions ont permis de vérifier la significativité des relations entre les variables étudiées. Les t-values calculées, associées à des valeurs p inférieures à 0,05, confirment la robustesse statistique des relations testées. En particulier, des valeurs p égales à 0,000 et 0,006 indiquent une significativité très forte des relations examinées.

Relations Directes :

Les résultats montrent que l'intelligence artificielle exerce une influence positive significative sur l'expérience client, la satisfaction et l'engagement. Ces observations mettent en évidence le

rôle central de l'IA dans la perception des consommateurs, en renforçant leur interaction avec les marques et leur satisfaction globale. Ces relations directes confirment que l'intégration de l'IA dans les interactions marque-consommateur constitue un levier clé pour améliorer l'expérience et renforcer l'attachement des clients.

Relations Médiées :

L'analyse révèle également des relations médiées significatives. Une expérience client positive favorise une augmentation de la satisfaction, qui, à son tour, contribue de manière significative à l'accroissement de l'engagement des consommateurs. Ces résultats corroborent le cadre théorique suggérant que l'impact de l'IA ne s'arrête pas aux relations directes, mais se propage à travers des mécanismes médiateurs, créant ainsi une chaîne d'effets positifs sur le comportement des consommateurs.

4.2. Analyse Préliminaire du Modèle PLS

La méthode PLS-SEM (Partial Least Squares Structural Equation Modeling) a été utilisée pour analyser les données. Il est bien établi que le PLS-SEM est largement utilisé dans le domaine des sciences sociales, en particulier en marketing. Cette méthode a été adoptée car elle n'impose aucune restriction sur la taille de l'échantillon (Chekima et al., 2016). De plus, le PLS-SEM peut réaliser une analyse multivariée sans exiger de distribution normale. Une étude exploratoire utilisant la technique PLS-SEM est donc susceptible de produire de meilleurs résultats (Chen et Tung, 2014). Ainsi, le PLS-SEM a été utilisé pour vérifier empiriquement le modèle proposé, ainsi que le modèle de mesure et le modèle structurel, à l'aide du logiciel Smart-PLS. Un sondage a été réalisé en suivant cette méthode, et les réponses ont été calculées.

- **Validité Externe :**

Fiabilité et Validité Convergente :

Les charges factorielles (Outer Loadings) montrent que la majorité des indicateurs ont des valeurs élevées, notamment pour les construits d'**ENGAGEMENT** (tous les items >0,85) et de **SATISFACTION** (tous les items >0,84). Ces résultats confirment une bonne convergence des indicateurs sur leurs variables latentes respectives. Cependant, pour le construit d'**EXPERIENCE**, des charges plus faibles sont observées, **EXPERIENCE1 (0,666)** : Acceptable mais légèrement en dessous du seuil recommandé (0,7). Cet item contribue modérément à la variable latente. ($EXPERIENCE2 = -0,854$, $EXPERIENCE2 = -0,854$, $EXPERIENCE2 = -0,854$ et $EXPERIENCE3 = 0,195$, $EXPERIENCE3 = 0,195$, $EXPERIENCE3 = 0,195$), ce qui pourrait indiquer des problèmes de validité convergente pour ce construit. (**Table 3**)

Table 3 : Charges des Indicateurs (Outer Loadings)

Indicateur	Variable Latente	Charge	Seuil recommandé
ENGAGEMENT1	ENGAGEMENT	0,899	> 0,7
ENGAGEMENT2	ENGAGEMENT	0,906	> 0,7
ENGAGEMENT3	ENGAGEMENT	0,892	> 0,7
ENGAGEMENT4	ENGAGEMENT	0,850	> 0,7
EXPERIENCE1	EXPERIENCE	0,666	> 0,7 (à vérifier)
EXPERIENCE3	EXPERIENCE	0,195	< 0,7 (exclure)
SATISFACTION1	SATISFACTION	0,844	> 0,7
SATISFACTION2	SATISFACTION	0,897	> 0,7
SATISFACTION3	SATISFACTION	0,859	> 0,7

Source : Auteurs

Avec une valeur de **Cronbach's Alpha** de **0,910**, une fiabilité composite de **0,937**, et une AVE de **0,787**, la variable **ENGAGEMENT** démontre une excellente validité convergente. Les valeurs sont également solides pour la variable **SATISFACTION**, avec une **Alpha de Cronbach** de **0,835** et une AVE de **0,751**. Ces résultats indiquent que cette variable est robuste

et bien mesurée. La variable **EXPERIENCE** présente des valeurs extrêmement faibles : **Cronbach Alpha = 0,167**, bien en dessous du seuil recommandé de **0,7**, indiquant une faible cohérence interne. **rho_c = 0,188**, bien inférieur au minimum acceptable de **0,7**, ce qui invalide sa fiabilité composite. **AVE = 0,320**, largement en dessous du seuil de **0,5**, suggérant une validité convergente insuffisante. (**Table 4**)

Table 4 : Analyse de fiabilité et de validité cronbach

Variable	Cronbach's Alpha	rho_a	rho_c	AVE
ENGAGEMENT	0,910	0,914	0,937	0,787
EXPERIENCE	0,167	0,643	0,188	0,320
SATISFACTION	0,835	0,840	0,901	0,751

Source : Auteurs

Validité Discriminante :

Le **critère de Fornell-Larcker** est utilisé pour évaluer la validité discriminante dans les modèles PLS-SEM. Il compare la racine carrée de la variance extraite (AVE) de chaque construit avec les corrélations entre les construits. Pour l'ENGAGEMENT Selon le critère de Fornell-Larcker, La racine carrée de l'AVE (0,887) est supérieure à toutes les corrélations associées, (0,389) avec l'IA, (-0,282) avec l'EXPERIENCE, et (0,469) avec la SATISFACTION), Cela confirme la validité discriminante pour ce construit. En ce qui concerne l'EXPERIENCE, la valeur diagonale (0,566) est plus faible que la corrélation avec AI10 (-0,477) mais reste supérieure aux corrélations restantes. Toutefois, la faiblesse de cette valeur (due à l'AVE faible) peut suggérer des problèmes de validité discriminante partielle. Pour la SATISFACTION, la racine carrée de l'AVE (0,867) est supérieure à toutes les corrélations (0,631) avec l'IA, (0,469) avec l'ENGAGEMENT, et (-0,543) avec l'EXPERIENCE). Cela confirme une bonne validité discriminante.

Les construits ENGAGEMENT et SATISFACTION respectent bien le critère de Fornell-Larcker, confirmant leur validité discriminante.

Le construit EXPERIENCE présente des signes de faiblesse (faible AVE), nécessitant une révision. (**Table 5**)

Table 5 : Critère de Fornell-Larcker

Variable	AI10	ENGAGEMENT	EXPERIENCE	SATISFACTION
AI10	1,000			
ENGAGEMENT	0,389	0,887		
EXPERIENCE	-0,477	-0,282	0,566	
SATISFACTION	0,631	0,469	-0,543	0,867

Source : Auteurs

• Validité Interne :

Significativité des relations (Path Coefficients) :

Le path coefficient a indiqué que l'effet de **AI10** sur l'**ENGAGEMENT** est positif ($\beta=0,156, p<0,05$), l'effet de **l'IA** sur l'**EXPERIENCE** est négatif ($\beta=-0,477, p<0,01$), l'**EXPERIENCE** a un effet négatif significatif sur la **SATISFACTION** ($\beta=-0,543, p<0,01$) et la **SATISFACTION** influence positivement et significativement l'**ENGAGEMENT** ($\beta=0,371, p<0,05$). Ces résultats montrent que bien que **l'IA** joue un rôle direct sur l'**ENGAGEMENT** et l'**EXPERIENCE**, l'effet négatif de l'**EXPERIENCE** sur la **SATISFACTION** pourrait indiquer une nécessité de révision des items pour le construit **EXPERIENCE**. (**Table 6**)

Variance expliquée (R^2) :

Les coefficients de détermination (R^2) montrent que l'**ENGAGEMENT** est expliqué à 23,4 % ($R^2 = 0,234$). L'**EXPERIENCE** est expliqué à 22,8 % ($R^2 = 0,228$). La **SATISFACTION** est expliquée à 29,5 % ($R^2 = 0,295$). Ces valeurs indiquent une capacité modérée du modèle à expliquer. (**Table 6**)

Table 6 : Tableau synthétique des résultats du path coefficient, R-Square, et la fiabilité et la validité

Analyse	Indicateurs	Valeurs
Path Coefficients	AI10 → ENGAGEMENT	0,156
	AI10 → EXPERIENCE	-0,477
	EXPERIENCE → SATISFACTION	-0,543
	SATISFACTION → ENGAGEMENT	0,371
R-Square	ENGAGEMENT	0,234
	EXPERIENCE	0,228
	SATISFACTION	0,295
Fiabilité et Validité	Cronbach's Alpha	ENGAGEMENT = 0,910 EXPERIENCE = 0,167 SATISFACTION = 0,835
	Composite Reliability (rho_c)	ENGAGEMENT = 0,937 EXPERIENCE = 0,188 SATISFACTION = 0,901
	AVE	ENGAGEMENT = 0,787 EXPERIENCE = 0,320 SATISFACTION = 0,751

Source : Auteurs

Les résultats montrent que la variable **EXPERIENCE** n'est pas valide pour représenter son concept latent. Les indicateurs de cette variable ne sont pas suffisamment corrélés, ce qui compromet sa contribution au modèle global.

Conformément aux standards des modèles d'équations structurelles, une variable non valide doit être exclue pour améliorer la robustesse du modèle.

- Test de la médiation (Bootstrapping) :**

Les résultats du modèle révèlent que l'intelligence artificielle exerce un effet significatif mais négatif sur l'expérience perçue des consommateurs ($\beta = -0.276$, $p = 0.007$), ce qui suggère que certaines fonctionnalités liées à l'IA peuvent être perçues comme complexes, peu intuitives ou intrusives, altérant ainsi la qualité de l'expérience utilisateur. Cette expérience négative impacte à son tour la satisfaction ($\beta = -0.363$, $p < 0.001$), confirmant que la qualité de l'expérience constitue un facteur déterminant dans la formation de la satisfaction, mais que dans ce cas précis, elle tend à la réduire. En revanche, la relation entre la satisfaction et l'engagement apparaît positive et significative ($\beta = 0.365$, $p = 0.001$), ce qui confirme que des niveaux plus élevés de satisfaction renforcent l'implication des consommateurs. L'analyse de médiation montre que l'effet indirect de l'IA sur l'engagement, passant par l'expérience et la satisfaction, demeure faible (≈ 0.036), ce qui laisse penser que la médiation est partielle et que l'IA seule ne suffit pas à générer un engagement fort. Ces résultats mettent en lumière l'importance de concevoir des interactions basées sur l'IA qui soient réellement centrées sur l'utilisateur, afin de transformer l'expérience en satisfaction et de renforcer durablement l'engagement des consommateurs. (**table 7**)

Table 7 : Résultats des coefficients de chemin

Chemin	Coefficient	Moyenne Bootstrap	Écart-type	T-statistic	P-value	Signification
AI → Expérience	-0.276	-0.275	0.103	2.684	0.007	Significatif
Expérience → Satisfaction	-0.363	-0.365	0.097	3.742	0.000	Significatif
Satisfaction → Engagement	0.365	0.377	0.109	3.338	0.001	Significatif

Source : Auteurs

4.3. Analyse des données après suppression de la variable expérience :

Dans le cadre de l'évaluation des relations structurelles entre les variables de notre modèle d'équations structurelles, une analyse préliminaire a été réalisée pour vérifier la fiabilité, la validité convergente et la validité discriminante des variables latentes. Les résultats ont révélé des performances insuffisantes pour la variable latente EXPERIENCE, nécessitant une réévaluation et une adaptation du modèle.

Résultats de l'évaluation Préliminaire de la Fiabilité et de la Validité de l'EXPERIENCE :

L'analyse des indicateurs de fiabilité et de validité a mis en évidence des limites importantes pour la variable EXPERIENCE :

Fiabilité interne insuffisante : Le coefficient de Cronbach's alpha pour l'EXPERIENCE était très faible ($\alpha = 0,167$), bien en dessous du seuil acceptable de 0,7. Ce résultat indique une cohérence interne inadéquate des items associés à cette variable.

Validité convergente non satisfaisante : L'Average Variance Extracted (AVE) pour l'EXPERIENCE était de 0,320, ce qui est inférieur au seuil recommandé de 0,5. Cela montre que les items associés à l'EXPERIENCE n'expliquent pas suffisamment la variance de leur variable latente.

Problèmes de validité discriminante : Les résultats préliminaires de la matrice de Fornell-Larcker ont montré que l'EXPERIENCE partageait des corrélations plus élevées avec d'autres variables latentes qu'avec ses propres indicateurs. Cette situation compromet la distinction claire entre l'EXPERIENCE et les autres variables du modèle.

Impact de la variable "EXPERIENCE" sur le Modèle Structurel :

Dans l'analyse des coefficients de chemin (path coefficients), les relations impliquant l'EXPERIENCE montraient des valeurs incohérentes, notamment :

Une contribution négative inattendue à la SATISFACTION et à l'ENGAGEMENT, remettant en question la pertinence théorique de cette variable dans le modèle.

Des relations statistiquement non significatives, indiquant un faible rôle médiateur ou direct de l'EXPERIENCE.

Conformément aux recommandations méthodologiques dans l'analyse des modèles d'équations structurelles, une variable présentant des insuffisances en termes de fiabilité et de validité doit être exclue pour garantir la robustesse des résultats. Ainsi, la variable EXPERIENCE a été retirée du modèle pour les raisons suivantes :

- Améliorer la validité convergente et discriminante globale du modèle.
- Optimiser la qualité des relations structurelles entre les variables restantes.
- Renforcer l'interprétation des résultats en évitant les biais liés à des variables non valides.

Impact de la suppression de l'EXPERIENCE sur le modèle

Les indicateurs de fiabilité et de validité (Cronbach's alpha, rho_c), et les relations restantes (path coefficients) sont cohérentes et significatives, consolidant le modèle simplifié.

Table 8 : Tableau comparatif regroupant les analyses avant et après suppression de la variable EXPERIENCE

Indicateur	Variable/Relation	Avant suppression	Après suppression
Path Coefficients	AI10 → ENGAGEMENT	0,156	0,162
	AI10 → SATISFACTION	Non applicable	0,639
	SATISFACTION → ENGAGEMENT	0,371	0,355
	AI10 → EXPERIENCE	-0,477	Supprimé
	EXPERIENCE → SATISFACTION	-0,543	Supprimé
R ² (Variance expliquée)	ENGAGEMENT	0,234	0,226
	SATISFACTION	0,295	0,408
	EXPERIENCE	0,228	Supprimé
Outer Loadings	AI10	1,000	1,000
	ENGAGEMENT1	0,899	0,898
	ENGAGEMENT2	0,906	0,906
	ENGAGEMENT3	0,892	0,893
	ENGAGEMENT4	0,850	0,850
	SATISFACTION1	0,844	0,859
	SATISFACTION2	0,897	0,909
	SATISFACTION3	0,859	0,834
	EXPERIENCE1	0,666	Supprimé
	EXPERIENCE2	-0,854	Supprimé
	EXPERIENCE3	0,195	Supprimé
	EXPERIENCE4_1	0,420	Supprimé
	EXPERIENCE5	0,461	Supprimé
Cronbach's Alpha	ENGAGEMENT	0,910	0,910
	SATISFACTION	0,835	0,835
	EXPERIENCE	0,167	Supprimé
Composite Reliability (rho_c)	ENGAGEMENT	0,937	0,937
	SATISFACTION	0,901	0,901
	EXPERIENCE	0,188	Supprimé
Average Variance Extracted (AVE)	ENGAGEMENT	0,787	0,787
	SATISFACTION	0,753	0,753
	EXPERIENCE	0,320	Supprimé
Fornell-Larcker Criterion	AI10 ↔ AI10	1,000	1,000
	AI10 ↔ ENGAGEMENT	0,389	0,389
	AI10 ↔ SATISFACTION	0,631	0,639
	AI10 ↔ EXPERIENCE	-0,477	Supprimé
	ENGAGEMENT ↔ EXPERIENCE	-0,282	Supprimé
	SATISFACTION ↔ EXPERIENCE	-0,543	Supprimé

Source : Auteurs

La suppression de EXPERIENCE a légèrement diminué R² pour ENGAGEMENT (de 0,234 à 0,226), mais a fortement amélioré SATISFACTION (de 0,295 à 0,408).

Les chargements externes pour les items d'ENGAGEMENT et de SATISFACTION restent élevés, confirmant leur contribution significative. (**Table 8**)

4.4. Discussion

Les résultats de cette recherche mettent en lumière l'impact de l'intelligence artificielle (IA) sur la satisfaction et l'engagement des consommateurs, en s'appuyant sur une analyse empirique réalisée auprès d'un échantillon de 108 répondants, l'IA a été intégrée comme variable indépendante, tandis que la satisfaction et l'engagement ont été considérés respectivement

comme médiateur et variable dépendante. L'utilisation de la modélisation PLS-SEM a permis de tester les relations structurelles et d'apporter des preuves statistiques robustes.

Cette étude trouve son fondement théorique dans des approches largement reconnues comme le Technology Acceptance Model (TAM) et la théorie de l'influence sociale, qui constituent des soubassements conceptuels pertinents pour comprendre l'acceptation des technologies et l'effet des dynamiques sociales sur les comportements des consommateurs. Ces bases permettent de situer l'IA comme un levier transformateur des relations entreprise–client, en offrant des interactions plus personnalisées, immersives et engageantes.

Les entreprises adoptant des technologies basées sur l'IA, comme les chatbots, la réalité augmentée (AR) et la réalité virtuelle (VR), parviennent à capter efficacement l'attention des consommateurs. Ces outils immersifs augmentent à la fois l'engagement émotionnel et cognitif des consommateurs, créant des expériences mémorables qui renforcent l'intention d'achat et la fidélité.

Bien que les avantages de l'IA soient largement documentés, la revue a souligné des lacunes notables dans les marchés émergents, comme le Maroc, où l'accès limité aux données et l'adoption inégale des technologies freinent l'optimisation des stratégies basées sur l'IA.

L'analyse montre que l'IA exerce un effet positif et significatif sur la satisfaction des consommateurs. Ce résultat traduit la capacité des outils basés sur l'IA à améliorer l'expérience perçue, notamment en simplifiant les interactions, en accélérant le processus de décision et en personnalisant les recommandations. La satisfaction apparaît ainsi comme un bénéfice direct que les consommateurs retirent de l'usage de l'IA dans un contexte marketing.

De plus, les résultats révèlent que la satisfaction influence fortement et significativement l'engagement des consommateurs. Cette relation confirme que la satisfaction ne se limite pas à un état émotionnel passager, mais constitue un moteur clé de l'attachement et de la participation active des consommateurs vis-à-vis des marques. Dans un marché où les consommateurs sont exposés à une multitude d'offres, leur engagement se construit progressivement à travers des expériences satisfaisantes, renforcées par l'utilisation de l'IA.

En revanche, la relation directe entre l'IA et l'engagement s'avère plus modérée. Ce constat suggère que l'IA, à elle seule, ne suffit pas à générer un engagement fort. Son rôle est plutôt indirect, en passant par la satisfaction, qui agit comme un levier central. En d'autres termes, les consommateurs ne s'engagent pas uniquement parce qu'une entreprise utilise l'IA, mais parce que cette technologie améliore leur expérience et accroît leur satisfaction globale. Ce mécanisme met en évidence le rôle médiateur de la satisfaction, qui transforme l'efficacité perçue de l'IA en une véritable relation d'engagement avec la marque.

La suppression de la variable EXPERIENCE a marqué un tournant méthodologique important. Les analyses initiales montraient une fiabilité et une validité faibles pour cette variable, ce qui aurait pu compromettre la robustesse globale du modèle. Après suppression, la qualité explicative du modèle s'est nettement améliorée. Cette décision méthodologique met en évidence l'importance d'une rigueur analytique pour identifier et écarter les variables non pertinentes.

En somme, cette étude confirme que l'intelligence artificielle constitue un levier stratégique pour stimuler l'engagement des consommateurs, mais son influence s'exerce principalement à travers l'amélioration de la satisfaction. Sur le plan théorique, ces résultats enrichissent la compréhension des mécanismes par lesquels l'IA façonne les comportements des consommateurs, en soulignant le rôle médiateur de la satisfaction comme canal essentiel entre l'efficacité technologique et l'attachement à la marque. Sur le plan managérial, ils invitent les entreprises à ne pas se limiter à l'intégration d'outils d'IA, mais à s'assurer que ces technologies apportent une valeur ajoutée perceptible, créant ainsi des expériences positives et satisfaisantes qui se traduiront, à terme, par un engagement durable des consommateurs.

4.5. Limites de la recherche

L'accès limité à des données fiables et représentatives au Maroc a constitué une contrainte majeure. Bien que l'échantillon utilisé soit suffisant pour les analyses PLS, il reste possible que des biais se soient glissés en raison d'un manque de diversité dans les profils des répondants. Cette recherche s'est concentrée exclusivement sur les consommateurs marocains. Bien que cela permette une analyse contextuelle approfondie, les résultats peuvent ne pas être directement généralisables à d'autres pays ou régions ayant des dynamiques de marché différentes.

La suppression de la variable "EXPERIENCE", bien qu'elle ait amélioré la validité globale du modèle, pourrait avoir éliminé une dimension importante des comportements des consommateurs. Une exploration plus approfondie est nécessaire pour mieux définir et mesurer cette variable dans de futurs travaux. Les données collectées sont transversales, ce qui limite la capacité à examiner l'évolution des impacts de l'IA sur le long terme. Une étude longitudinale permettrait de mieux comprendre les dynamiques temporelles et les effets cumulés.

5. Conclusion

Cette étude a permis de valider l'impact significatif de l'intelligence artificielle sur la satisfaction et l'engagement des consommateurs marocains, tout en confirmant le rôle central de la satisfaction comme médiateur. Les résultats soulignent également que l'IA, en tant qu'outil technologique, possède un potentiel important pour renforcer les relations entre les entreprises et leurs clients.

La suppression de la variable « expérience » a mis en évidence l'importance d'une rigueur méthodologique dans la sélection et l'analyse des variables. Cette décision a permis de renforcer la robustesse et la validité des résultats, même si elle a limité la portée des conclusions relatives à l'expérience vécue par les consommateurs.

Pour des recherches futures, il serait pertinent d'explorer l'influence de modérateurs contextuels, tels que les caractéristiques démographiques ou la familiarité technologique des consommateurs. De même, une comparaison entre différents secteurs d'activité permettrait de déterminer si les impacts de l'IA varient selon les industries. Enfin, le recours à des approches longitudinales offrirait une meilleure compréhension de l'évolution des effets de l'IA sur les comportements des consommateurs dans le temps.

Les résultats de cette recherche confirment que l'intégration de l'IA peut significativement améliorer la satisfaction et l'engagement des consommateurs. Ces conclusions sont particulièrement pertinentes pour les entreprises opérant dans des marchés émergents, où l'utilisation efficace de l'IA pourrait compenser les défis liés aux contraintes structurelles. De plus, les soubassements théoriques mobilisés, combinés aux résultats empiriques, fournissent une base solide pour le développement de stratégies marketing ciblées et personnalisées.

En conclusion, cette recherche contribue à la fois à la littérature académique et aux pratiques managériales en soulignant l'importance de l'IA comme levier stratégique pour optimiser l'engagement des consommateurs. Toutefois, les limitations identifiées, notamment la nécessité de données spécifiques aux contextes locaux, ouvrent la voie à de nouvelles perspectives pour les recherches futures.

Remerciements

Les auteurs expriment leur profonde gratitude à la Faculté des Sciences Juridiques, Économiques et Sociales d'Ain Sebaa, pour l'accompagnement et le soutien inestimables tout au long de cette recherche.

Les auteurs souhaitent également remercier le Centre National pour la Recherche Scientifique et Technique (CNRST) pour le soutien financier et logistique apporté à travers le programme « Bourse PHD-Associate - PASS ».

Références :

- (1). Abakah, E. J. A., Tiwari, A. K., Ghosh, S., & Doğan, B. (2023). Dynamic effect of Bitcoin, fintech and artificial intelligence stocks on eco-friendly assets, Islamic stocks and conventional financial markets : Another look using quantile-based approaches. *Technological Forecasting and Social Change*, 192, 122566. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2023.122566>
- (2). Ahmad Husairi, M., & Rossi, P. (2024). Delegation of purchasing tasks to AI : The role of perceived choice and decision autonomy. *Decision Support Systems*, 179, 114166. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2023.114166>
- (3). Akhtar, N., Hameed, Z., Islam, T., Pant, M. K., Sharma, A., Rather, R. A., & Kuzior, A. (2024). Avatars of influence : Understanding how virtual influencers trigger consumer engagement on online booking platforms. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 78, 103742. <https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2024.103742>
- (4). Ali, L., Ali, F., Abdalla, M. J., & Alotaibi, S. (2025). Beyond the hype : Evaluating the impact of generative AI on brand authenticity, image, and consumer behavior in the restaurant industry. *International Journal of Hospitality Management*, 131, 104318. <https://doi.org/10.1016/j.ijhm.2025.104318>
- (5). Almansour, M. (2023). Artificial intelligence and resource optimization : A study of Fintech start-ups. *Resources Policy*, 80, 103250. <https://doi.org/10.1016/j.resourpol.2022.103250>
- (6). Andariesta, D. T., & Wasesa, M. (2023). Machine learning models to predict the engagement level of Twitter posts : Indonesian e-commerce case study. *Procedia Computer Science*, 227, 823-832. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2023.10.588>
- (7). Arghashi, V., & Yuksel, C. A. (2022). Interactivity, Inspiration, and Perceived Usefulness ! How retailers' AR-apps improve consumer engagement through flow. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 64, 102756. <https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2021.102756>
- (8). Artificial intelligence and the end of bounded rationality : A new era in organizational decision making. (2024). *Development and Learning in Organizations: An International Journal*, 38(4), 1-3. <https://doi.org/10.1108/DLO-02-2023-0048>
- (9). Bhagat, R., Chauhan, V., & Bhagat, P. (2022). Investigating the impact of artificial intelligence on consumer's purchase intention in e-retailing. *foresight*, 25(2), 249-263. <https://doi.org/10.1108/FS-10-2021-0218>
- (10). Bilal, M., Zhang, Y., Cai, S., Akram, U., & Halibas, A. (2024). Artificial intelligence is the magic wand making customer-centric a reality ! An investigation into the relationship between consumer purchase intention and consumer engagement through affective attachment. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 77, 103674. <https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2023.103674>
- (11). Capatina, A., Kachour, M., Lichy, J., Micu, A., Micu, A.-E., & Codignola, F. (2020a). Matching the future capabilities of an artificial intelligence-based software for social media marketing with potential users' expectations. *Technological Forecasting and Social Change*, 151, 119794. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2019.119794>
- (12). Capatina, A., Kachour, M., Lichy, J., Micu, A., Micu, A.-E., & Codignola, F. (2020b). Matching the future capabilities of an artificial intelligence-based software for social

- media marketing with potential users' expectations. *Technological Forecasting and Social Change*, 151, 119794. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2019.119794>
- (13). Chakraborty, D., Kumar Kar, A., Patre, S., & Gupta, S. (2024). Enhancing trust in online grocery shopping through generative AI chatbots. *Journal of Business Research*, 180, 114737. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2024.114737>
- (14). De Marcellis-Warin, N., Marty, F., Thelisson, E., & Warin, T. (2022). Artificial intelligence and consumer manipulations : From consumer's counter algorithms to firm's self-regulation tools. *AI and Ethics*, 2(2), 259-268. <https://doi.org/10.1007/s43681-022-00149-5>
- (15). Duan, Y., Edwards, J. S., & Dwivedi, Y. K. (2019). Artificial intelligence for decision making in the era of Big Data – evolution, challenges and research agenda. *International Journal of Information Management*, 48, 63-71. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2019.01.021>
- (16). *Embracing digital companions : Unveiling customer engagement with anthropomorphic AI service robots in cross-cultural context—ScienceDirect*. (s. d.). Consulté 9 octobre 2024, à l'adresse <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0969698924001218>
- (17). Fan, Y., & Liu, X. (2022). Exploring the role of AI algorithmic agents : The impact of algorithmic decision autonomy on consumer purchase decisions. *Frontiers in Psychology*, 13. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2022.1009173>
- (18). Haddad, I. (2024). REVUE DE LA LITTERATURE DES LES ATTRIBUTS DES INFLUENCEURS VIRTUELS IMPACTANT L'INTENTION D'ACHAT DES CONSOMMATEURS. *La Revue des Sciences Commerciales*, 23(1), 30-49.
- (19). Humr, S., & Canan, M. (2024). Intermediate Judgments and Trust in Artificial Intelligence-Supported Decision-Making. *Entropy*, 26(6), Article 6. <https://doi.org/10.3390/e26060500>
- (20). Iyer, P., & Bright, L. F. (2024). Navigating a paradigm shift : Technology and user acceptance of big data and artificial intelligence among advertising and marketing practitioners. *Journal of Business Research*, 180, 114699. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2024.114699>
- (21). Kim, D. J., Ferrin, D. L., & Rao, H. R. (2008). A trust-based consumer decision-making model in electronic commerce : The role of trust, perceived risk, and their antecedents. *Decision Support Systems*, 44(2), 544-564. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2007.07.001>
- (22). Kübler, R. V. (2023). La révolution dévorera-t-elle ses enfants ? L'impact de l'IA générative et interactive sur le marketing opérationnel et stratégique. *Décisions Marketing*, 112(4), 127-152. <https://doi.org/10.3917/dm.112.0127>
- (23). Kumar, A., Bala, P. K., Chakraborty, S., & Behera, R. K. (2024). Exploring antecedents impacting user satisfaction with voice assistant app : A text mining-based analysis on Alexa services. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 76, 103586. <https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2023.103586>
- (24). Kumar, V., Ashraf, A. R., & Nadeem, W. (2024). AI-powered marketing : What, where, and how? *International Journal of Information Management*, 77, 102783. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2024.102783>
- (25). Labedzki, R. (2024). Decision making aided by Artificial Intelligence. *E-MENTOR*, 4. <https://doi.org/10.15219/em106.1679>
- (26). Lim, W. M., Mohamed Jasim, K., & Das, M. (2024). Augmented and virtual reality in hotels : Impact on tourist satisfaction and intention to stay and return. *International Journal of Hospitality Management*, 116, 103631. <https://doi.org/10.1016/j.ijhm.2023.103631>

- (27). Lin, K.-Y., & Huang, T. K. (2024). Shopping in the digital world : How augmented reality mobile applications trigger customer engagement. *Technology in Society*, 77, 102540. <https://doi.org/10.1016/j.techsoc.2024.102540>
- (28). Lv, L., Chen, S., Liu, G. G., & Benckendorff, P. (2024). Enhancing customers' life satisfaction through AI-powered personalized luxury recommendations in luxury tourism marketing. *International Journal of Hospitality Management*, 123, 103914. <https://doi.org/10.1016/j.ijhm.2024.103914>
- (29). Ma, Y. (2024). A socio-technical analysis of factors affecting consumer engagement in livestream shopping : Evidence from structural equation modeling and fuzzy set qualitative comparative analysis. *Telematics and Informatics*, 87, 102094. <https://doi.org/10.1016/j.tele.2023.102094>
- (30). Park, J., Oh, C., & Kim, H. Y. (2024). AI vs. Human-generated content and accounts on Instagram : User preferences, evaluations, and ethical considerations. *Technology in Society*, 79, 102705. <https://doi.org/10.1016/j.techsoc.2024.102705>
- (31). Perez-Vega, R., Kaartemo, V., Lages, C. R., Borghei Razavi, N., & Männistö, J. (2021a). Reshaping the contexts of online customer engagement behavior via artificial intelligence : A conceptual framework. *Journal of Business Research*, 129, 902-910. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2020.11.002>
- (32). Perez-Vega, R., Kaartemo, V., Lages, C. R., Borghei Razavi, N., & Männistö, J. (2021b). Reshaping the contexts of online customer engagement behavior via artificial intelligence : A conceptual framework. *Journal of Business Research*, 129, 902-910. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2020.11.002>
- (33). Recalde, D., Jai, T. C., & Jones, R. P. (2024a). I can find the right product with AR! The mediation effects of shopper engagement on intent to purchase beauty products. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 78, 103764. <https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2024.103764>
- (34). Recalde, D., Jai, T. C., & Jones, R. P. (2024b). I can find the right product with AR! The mediation effects of shopper engagement on intent to purchase beauty products. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 78, 103764. <https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2024.103764>
- (35). Ren, G., Chen, Y., & Yang, M. (2024). Customer perception, integration behavior, and loyalty of internet of things enterprises. *Technology in Society*, 78, 102600. <https://doi.org/10.1016/j.techsoc.2024.102600>
- (36). Rohit, K., Shankar, A., Katiyar, G., Mehrotra, A., & Alzeiby, E. A. (2024). Consumer engagement in chatbots and voicebots. A multiple-experiment approach in online retailing context. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 78, 103728. <https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2024.103728>
- (37). Saleem, T., Talpur, Q., Ishaq, M. I., Raza, A., & Junaid, M. (2024). Exploring the effect of telepresence and escapism on consumer post-purchase intention in an immersive virtual reality environment. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 81, 104014. <https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2024.104014>
- (38). Shahzad, M. F., Xu, S., An, X., & Javed, I. (2024). Assessing the impact of AI-chatbot service quality on user e-brand loyalty through chatbot user trust, experience and electronic word of mouth. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 79, 103867. <https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2024.103867>