



Interaction consommateur–IA dans la prise de décision d’achat : l’intelligence artificielle peut-elle améliorer la qualité du traitement de l’information publicitaire ?

Ibtissam ZAIDI

Université Moulay Ismail à Meknès

Meknès

Résumé : Cette recherche analyse l’influence de l’utilisation des outils d’intelligence artificielle sur le traitement de l’information publicitaire et la qualité de la prise de décision d’achat. Fondée sur la théorie du traitement de l’information, elle distingue l’amélioration des capacités cognitives du consommateur de l’amélioration effective de ses décisions. Une enquête quantitative a été menée auprès de 404 internautes marocains ayant recours à des outils d’IA dans leurs achats en ligne. Les relations entre l’utilisation de l’IA, la capacité perçue de traitement de l’information et la qualité décisionnelle ont été examinées à l’aide de la modélisation par équations structurelles selon l’approche PLS-SEM. Les résultats montrent que l’utilisation des outils d’IA exerce un effet positif, fort et statistiquement significatif sur la capacité de traitement de l’information. En revanche, son effet direct sur la qualité de la décision d’achat n’est pas significatif. De même, l’amélioration perçue du traitement de l’information ne conduit pas automatiquement à une meilleure qualité décisionnelle. Ces résultats montrent que l’IA facilite principalement l’accès, la compréhension, l’organisation et la comparaison des informations, sans pouvoir se substituer au jugement du consommateur. La transformation de cette assistance informationnelle en décisions de meilleure qualité semble dépendre d’autres facteurs, notamment la confiance envers l’IA, la pertinence des recommandations, l’expertise du consommateur, la nature du produit et la capacité de vérification des informations. L’étude souligne ainsi la nécessité de concevoir des systèmes d’IA transparents et centrés sur l’utilisateur, capables de soutenir la réflexion plutôt que de favoriser une délégation passive de la décision.

Keywords : intelligence artificielle ; comportement du consommateur ; traitement de l’information ; qualité décisionnelle ; décision d’achat

Digital Object Identifier (DOI): <https://doi.org/10.5281/zenodo.21739723>

1 Introduction

L'intelligence artificielle occupe une place croissante dans la gestion des ressources stratégiques de l'entreprise (Sayyadi & Collina, 2023). Son utilisation ne se limite plus à l'automatisation de tâches répétitives, mais s'étend désormais à l'analyse, à l'anticipation et à l'optimisation des décisions (Dhanekula, 2025). En mobilisant de grandes quantités de données, l'IA permet aux organisations de mieux comprendre leur environnement, d'améliorer l'allocation de leurs ressources et de renforcer leur capacité d'adaptation (Mikalef & Gupta, 2021). Elle s'impose ainsi comme un outil transversal qui intervient dans plusieurs fonctions essentielles, notamment la finance, les ressources humaines, la gestion de l'information ainsi que les activités commerciales et marketing.

Dans le domaine financier, l'intelligence artificielle contribue à améliorer la prévision, le contrôle et l'évaluation des risques financiers (Bahoo et al., 2024; Kureljusic & Karger, 2024). Les systèmes intelligents peuvent analyser d'importants volumes de données financières, prévoir les revenus et les flux de trésorerie, estimer les besoins financiers futurs et soutenir les activités de planification et de budgétisation (Wasserbacher & Spindler, 2022). Ils permettent également d'examiner rapidement un grand nombre d'indicateurs afin de détecter les transactions atypiques, les irrégularités comptables et les signes précoces de fraude ou de fragilité financière (Bahoo et al., 2024; Pinto & Sobreiro, 2022). L'IA favorise ainsi une gestion plus proactive et plus réactive des ressources financières en fournissant aux responsables des prévisions et des informations actualisées susceptibles de soutenir leurs décisions (Kureljusic & Karger, 2024; Wasserbacher & Spindler, 2022). Dans la gestion des ressources humaines, l'intelligence artificielle intervient à deux niveaux du parcours des collaborateurs : Au niveau psychologique, elle constitue un remède psychologique qui offre la possibilité de ressentir la performance (Benhmama & Sabiri, 2025a), l'auto efficacité (Benhmama et al., 2026) et la satisfaction (Benhmama & Sabiri, 2025b) et la gestion du stress (Sabiri & Benhmama, 2025). Au niveau technique, elle rend le travail facile à réaliser et plus automatisé notamment en matière de recrutement (Abdelhay et al., 2024) et la formation professionnelle (Benhmama et al., 2025), voir même la gestion des équipes (Ousghir et al., 2024).

L'évolution de l'IA est particulièrement visible dans la gestion des ressources commerciales et marketing. L'intelligence artificielle permet aux entreprises d'analyser les comportements des consommateurs (Gkikas & Theodoridis, 2022), de segmenter les marchés (Tahiri, 2025), de personnaliser les offres (Vashishth et al., 2024), de favoriser l'engagement des clients (Tahiri et al., 2026). L'IA transforme ainsi la manière dont les entreprises observent le marché et interagissent avec les consommateurs, en rendant les actions commerciales plus ciblées, personnalisées et réactives.

L'interaction entre le consommateur et l'intelligence artificielle occupe désormais une place importante dans le traitement de l'information et la formation des décisions d'achat. Dans les environnements numériques, les consommateurs sont exposés à un volume croissant de descriptions de produits, d'avis en ligne et de recommandations personnalisées. Cette abondance élargit les possibilités de comparaison, mais elle peut également provoquer une surcharge informationnelle et accroître la difficulté du choix. Hu & Krishen (2019) montrent notamment que la quantité et la qualité perçue des avis en ligne influencent la surcharge informationnelle, la difficulté décisionnelle et la satisfaction du consommateur.

Les systèmes de recommandation peuvent alors soutenir le traitement de l'information en sélectionnant et en organisant les options susceptibles de correspondre aux préférences de l'utilisateur. À partir d'une expérimentation randomisée menée auprès d'un détaillant en ligne, Li et al. (2022) montrent que les recommandations personnalisées élargissent l'ensemble des produits considérés par les consommateurs et renforcent leur engagement dans l'évaluation des alternatives. Leur présence augmente ainsi la probabilité d'achat, notamment en modifiant la manière dont les individus structurent leur recherche et examinent les possibilités disponibles.

Cependant, l'influence des systèmes de recommandation ne conduit pas nécessairement à une décision objectivement meilleure. Adomavicius et al. (2013) montrent que les évaluations présentées par un système de recommandation peuvent agir comme des points d'ancrage et modifier les préférences exprimées par les consommateurs. Les recommandations ne se limitent donc pas à organiser les informations : elles peuvent également orienter la construction du jugement. Cet effet dépend notamment de la fiabilité perçue du système.

Cette distinction constitue le point de départ de la présente recherche. Elle conduit à différencier deux effets qui sont souvent implicitement associés. Le premier concerne l'influence de l'intelligence artificielle sur la capacité perçue du consommateur à traiter les informations publicitaires. Le second porte sur la transformation effective de cette assistance informationnelle en une décision d'achat de meilleure qualité. Autrement dit, l'IA peut améliorer le processus cognitif sans produire nécessairement une amélioration observable du résultat décisionnel.

La problématique centrale de cette étude peut ainsi être formulée de la manière suivante : ***Dans quelle mesure l'interaction avec les outils d'intelligence artificielle améliore-t-elle la capacité des consommateurs à traiter les informations publicitaires, et cette amélioration conduit-elle réellement à une meilleure qualité de la décision d'achat ?***

L'objectif de cette recherche est d'analyser les relations entre l'utilisation des outils d'intelligence artificielle, la capacité perçue de traitement de l'information et la qualité de la décision d'achat. L'étude examine d'abord si le

recours à l'IA permet aux consommateurs de mieux comprendre, organiser et comparer les informations relatives aux produits et aux services. Elle analyse ensuite si l'utilisation de ces outils exerce un effet direct sur la qualité décisionnelle. Enfin, elle cherche à déterminer si l'amélioration de la capacité de traitement de l'information se traduit effectivement par des décisions d'achat plus informées, plus cohérentes et plus satisfaisantes. L'article est structuré comme suit : La première section présente les fondements théoriques de la recherche en mobilisant la théorie du traitement de l'information et les travaux consacrés à la prise de décision du consommateur. Elle conduit au développement des hypothèses relatives aux liens entre l'utilisation des outils d'IA, la capacité perçue de traitement de l'information et la qualité de la décision d'achat. La deuxième section expose la méthodologie. La troisième section présente les résultats. La quatrième section discute les résultats. Enfin, la conclusion synthétise les principales contributions de la recherche.

2 Revue de littérature

2.1 Fondement théorique

La théorie du traitement de l'information trouve ses racines dans la psychologie cognitive (Miller, 1956; Neisser, 2014). Elle repose sur l'idée que l'individu fonctionne comme un système de traitement de l'information, comparable à un ordinateur, capable de recevoir, encoder, stocker et récupérer des informations. Dans cette perspective, le traitement de l'information vise à expliquer comment les individus sélectionnent et interprètent les stimuli issus de leur environnement. Petty & Cacioppo (2012), à travers le modèle de la probabilité d'élaboration, ont enrichi cette théorie en distinguant deux routes de traitement : la route centrale, basée sur une analyse approfondie de l'information, et la route périphérique, reposant sur des indices simples ou heuristiques. L'objectif principal de cette théorie est donc de comprendre comment l'information influence les attitudes et les comportements en fonction des capacités cognitives et de la motivation des individus.

Dans le domaine du marketing, la théorie du traitement de l'information a été largement mobilisée pour analyser la manière dont les consommateurs perçoivent et interprètent les messages publicitaires. Selon Bettman (1979), le consommateur est un « processeur actif d'information » qui utilise des stratégies cognitives pour simplifier la prise de décision face à une surcharge informationnelle. Bettman montre que les individus développent des règles heuristiques afin de réduire l'effort cognitif, ce qui influence directement l'efficacité des messages marketing. Keller (1993) a appliqué la théorie du traitement de l'information à la construction de la mémoire de marque. L'auteur explique que la manière dont l'information est encodée et stockée dans la mémoire influence la perception et la reconnaissance des marques. Il souligne que des associations fortes, uniques et favorables dans la mémoire du consommateur sont essentielles pour guider les décisions d'achat. Jacoby (1984) met en évidence l'impact de la surcharge informationnelle sur la qualité des décisions des consommateurs. Ses recherches démontrent que lorsque les individus sont exposés à un volume excessif d'informations, leur capacité de traitement diminue, ce qui peut conduire à des décisions sous-optimales ou à un désengagement.

Plus récemment, Stephen (2016) souligne que l'environnement digital transforme profondément le traitement de l'information, en raison de l'interactivité et de la personnalisation des contenus, ce qui modifie la manière dont les consommateurs filtrent et évaluent les messages publicitaires. Dans la continuité de ces travaux, De Ruyter et al. (2020) montrent que les technologies numériques immersives, notamment la réalité augmentée, permettent de contextualiser les contenus publicitaires et de présenter aux consommateurs des informations plus étroitement liées à leur environnement et à leur situation de consommation. Dans une perspective plus récente, Grewal et al. (2020) montrent que les technologies émergentes transforment l'environnement du commerce de détail en favorisant des interactions plus contextualisées. Dans le même sens, Davenport et al. (2020) soulignent que l'intelligence artificielle permet d'analyser les données des consommateurs et de personnaliser les offres et les communications marketing en fonction de leurs caractéristiques et de leurs comportements.

2.2 Développement des hypothèses

Les avancées récentes de l'intelligence artificielle ont profondément modifié la manière dont les consommateurs accèdent aux informations et les mobilisent dans leurs décisions d'achat. Les systèmes intelligents peuvent analyser de grandes quantités de données, identifier les préférences individuelles et présenter des recommandations adaptées aux caractéristiques de chaque utilisateur. Vlačić et al. (2021) montrent que l'intelligence artificielle transforme progressivement les pratiques marketing en renforçant l'analyse des données, la personnalisation des interactions et l'accompagnement du consommateur tout au long de son parcours décisionnel. De même, Mustak et al. (2021) soulignent que les applications de l'IA en marketing permettent notamment d'analyser les opinions des consommateurs, d'évaluer leur satisfaction et d'améliorer la gestion des relations avec la clientèle. Ces capacités peuvent rendre les informations plus accessibles et plus pertinentes, tout en réduisant la complexité apparente des environnements numériques.

Les systèmes interactifs d'aide à la décision contribuent également à sélectionner, organiser et comparer les différentes possibilités offertes au consommateur. Häubl & Trifts (2000) montrent empiriquement que les agents de recommandation et les outils de comparaison en ligne facilitent la recherche d'information et réduisent l'effort nécessaire à l'évaluation des alternatives. Dans une perspective plus récente, Song et al. (2021) proposent un système personnalisé d'aide à l'achat qui classe les produits en fonction des aspirations et des attitudes face au risque propres à chaque consommateur. Leur étude montre que la personnalisation des informations peut aider les individus à effectuer de meilleurs choix avec un effort décisionnel plus limité.

L'intelligence artificielle peut ainsi être considérée comme un dispositif d'assistance cognitive qui soutient la sélection, l'organisation et la comparaison des informations relatives aux produits et aux services. Elle ne remplace pas les capacités cognitives du consommateur, mais peut faciliter certaines étapes du traitement informationnel en lui présentant des contenus plus structurés et mieux adaptés à ses préférences. Sur cette base, l'hypothèse suivante est formulée :

H1 : Utilisation des outils IA influence positivement la capacité perçue de traitement des informations

Par ailleurs, plusieurs travaux montrent que les systèmes de recommandation fondés sur l'intelligence artificielle peuvent soutenir la qualité des décisions d'achat en rapprochant les options proposées des préférences individuelles. Song et al. (2021) développent notamment un modèle personnalisé d'aide à la décision qui tient compte des aspirations et des attitudes face au risque des consommateurs. Leur approche vise à classer les produits selon les caractéristiques propres à chaque utilisateur afin de l'aider à effectuer un choix plus adapté avec un effort décisionnel réduit. De même, Zhang et al. (2021) soulignent que les systèmes de recommandation mobilisent les comportements antérieurs des utilisateurs afin de prévoir leurs préférences et de leur fournir une assistance personnalisée. Ces systèmes peuvent ainsi réduire la complexité de la recherche et faciliter l'identification des options les plus pertinentes. Les effets de ces outils ne sont toutefois pas uniformes. Chinchachokchai et al. (2021) montrent que l'évaluation des recommandations fondées sur l'IA dépend notamment du niveau d'expertise du consommateur et du type de système utilisé. Les recommandations personnalisées ne garantissent donc pas automatiquement une meilleure décision, mais elles peuvent améliorer l'adéquation entre les préférences individuelles et les produits proposés lorsque le système est pertinent et correctement adapté au profil de l'utilisateur.

H2 : Utilisation des outils IA influence positivement la qualité de la prise de décision du consommateur.

La capacité à sélectionner, organiser et comparer les informations constitue un déterminant important de la qualité des décisions de consommation. Häubl & Trifts (2000) montrent que les aides interactives permettant de filtrer les produits et de comparer leurs attributs réduisent l'effort de recherche, améliorent la qualité des ensembles de considération et favorisent des décisions d'achat de meilleure qualité. Ces résultats indiquent qu'une organisation plus efficace de l'information aide les consommateurs à concentrer leur attention sur les options les plus pertinentes et à procéder à une évaluation plus approfondie des alternatives.

Dans le même sens, Tan et al. (2010) montrent que la performance décisionnelle s'améliore lorsque les ressources cognitives fournies par un système d'aide correspondent aux exigences informationnelles de la tâche. Lorsque le dispositif facilite suffisamment le filtrage et l'évaluation des attributs, les consommateurs peuvent traiter davantage d'informations et prendre de meilleures décisions. Toutefois, les auteurs soulignent également qu'une assistance insuffisante ou excessive peut conduire à l'utilisation de stratégies simplificatrices et détériorer la performance décisionnelle. La relation entre le traitement de l'information et la qualité de la décision demeure donc conditionnelle à la pertinence des informations, à leur mode de présentation et à l'adéquation entre les ressources cognitives du consommateur et la complexité du choix. Néanmoins, lorsque les informations disponibles sont correctement sélectionnées, structurées et intégrées, elles facilitent l'évaluation des alternatives et augmentent la probabilité d'un choix conforme aux préférences et aux objectifs de l'individu. Sur cette base, l'hypothèse suivante est formulée :

H3 : La capacité perçue de traitement des informations influence positivement la qualité de la prise de décision du consommateur.

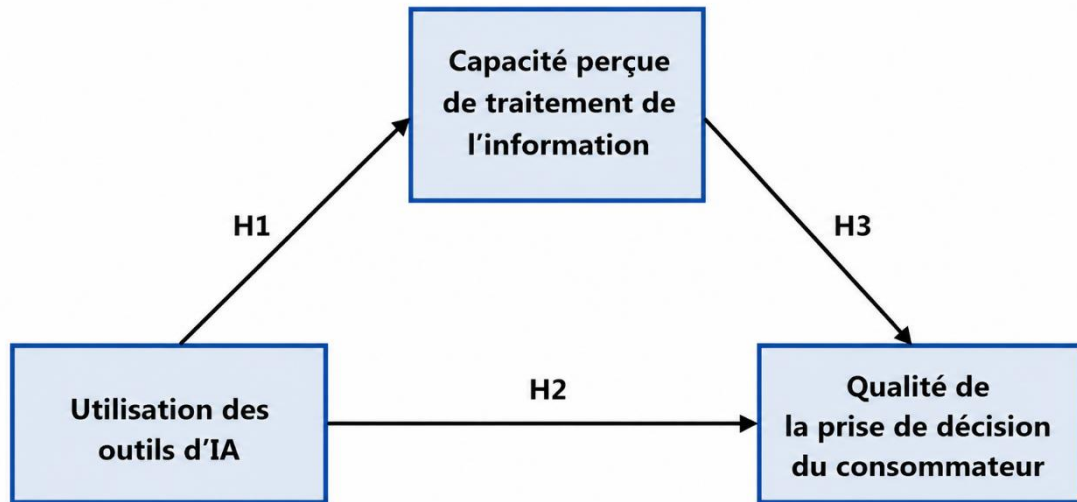


Figure 1. Cadre conceptuel

3 Méthodologie

Dans le but de vérifier les hypothèses, l'étude mobilise la modélisation par équations structurelles selon l'approche PLS-SEM. Cette approche fondée sur la variance se révèle particulièrement pertinente pour l'analyse de modèles conceptuels comportant plusieurs relations simultanées, notamment lorsque les données observées ne satisfont pas strictement aux exigences de normalité multivariée (Hair et al., 2014). Au regard des caractéristiques de cette étude, le choix du PLS-SEM s'est ainsi imposé comme plus pertinent que celui de la modélisation par covariance. Par ailleurs, son usage fréquent dans les travaux en sciences de gestion et en comportement organisationnel conforte sa légitimité méthodologique.

3.1 Le développement des items

Le choix de cinq items pour mesurer chaque construit repose sur les recommandations méthodologiques en recherche en marketing et systèmes d'information, qui suggèrent qu'un nombre compris entre trois et sept items permet d'assurer à la fois la fiabilité et la validité des mesures (Hair et al., 2019). En particulier, l'utilisation de cinq items permet de capturer de manière suffisamment large les différentes dimensions d'un construit latent tout en évitant la redondance excessive et la fatigue du répondant. Le tableau ci-dessous propose la liste des items qui ont été retenue pour l'étude :

Tableau 1. Présentation des items

Variable	Code	Item	Références proposées
Utilisation des outils d'intelligence artificielle	AI1	J'utilise des outils d'intelligence artificielle, tels que les systèmes de recommandation et les agents conversationnels, lors de mes décisions d'achat.	(Gursoy et al., 2019; Kasilingam, 2020; Le, 2023; Li et al., 2022; Puntoni et al., 2021)
	AI2	Les outils d'intelligence artificielle me fournissent des informations utiles pour comparer les produits ou les services.	
	AI3	J'interagis régulièrement avec des systèmes d'intelligence artificielle afin de rechercher des informations avant d'effectuer un achat.	

	AI4	Les outils d'intelligence artificielle facilitent mon accès à des informations pertinentes sur les produits ou les services.	
	AI5	Je fais confiance aux outils d'intelligence artificielle pour m'assister dans mes décisions d'achat.	
Capacité perçue de traitement de l'information	IPC1	Grâce aux outils d'intelligence artificielle, je peux traiter plus facilement les informations relatives aux produits ou aux services.	(Hu & Krishen, 2019; Ludewig et al., 2021; Virdi et al., 2020)
	IPC2	Les outils d'intelligence artificielle m'aident à mieux comprendre les informations complexes.	
	IPC3	Grâce à l'intelligence artificielle, je suis capable d'analyser plus efficacement les différentes options disponibles.	
	IPC4	L'intelligence artificielle améliore ma capacité à comparer les différentes solutions possibles.	
	IPC5	L'utilisation de l'intelligence artificielle réduit l'effort mental nécessaire au traitement des informations.	
Qualité de la prise de décision du consommateur	CDQ1	Les décisions d'achat que je prends avec l'aide de l'intelligence artificielle sont de meilleure qualité.	(Silveira et al., 2019; Song et al., 2021; Zhang et al., 2021)
	CDQ2	L'intelligence artificielle m'aide à sélectionner des produits ou des services qui correspondent davantage à mes besoins.	
	CDQ3	Je suis davantage satisfait(e) de mes décisions lorsque j'utilise des outils d'intelligence artificielle.	
	CDQ4	L'utilisation de l'intelligence artificielle réduit le risque d'erreurs dans mes décisions d'achat.	
	CDQ5	Les décisions que je prends avec l'aide de l'intelligence artificielle sont plus rationnelles et mieux informées.	

3.2 La sélection de l'échantillon et la collecte des données

Sur cette base, une étude empirique a été conduite en mobilisant la méthode de modélisation par équations structurelles fondée sur les moindres carrés partiels (PLS-SEM), afin d'analyser les relations entre l'utilisation des outils d'intelligence artificielle, la capacité perçue de traitement de l'information et la qualité de la décision d'achat. L'étude cible spécifiquement les internautes marocains intégrant des technologies d'IA dans leur processus de prise de décision en ligne, notamment pour la recherche, le filtrage et l'évaluation des informations publicitaires.

Le choix de l'échantillon repose sur une logique méthodologique rigoureuse. La population cible est constituée des internautes marocains ayant réalisé au moins un achat en ligne au cours de l'année 2024, estimée à environ 9,9 millions d'utilisateurs (Van Gelder, 2026). Parmi cette population, seuls les individus déclarant utiliser des outils d'intelligence artificielle dans leur processus de consommation ont été retenus, garantissant ainsi la pertinence de l'échantillon au regard de l'objet de recherche centré sur l'interaction consommateur-IA.

Afin de déterminer une taille d'échantillon adéquate, la formule de Cochran (1977) a été mobilisée pour une population de grande taille. En considérant un niveau de confiance de 95 %, une proportion estimée $p = 0,5$ et une marge d'erreur de 5 %, la taille initiale de l'échantillon est calculée comme suit :

$$n_0 = \frac{Z^2 \times p(1-p)}{e^2} = \frac{(1,96)^2 \times 0,5 \times 0,5}{(0,05)^2} = 384$$

Avec $Z = 1,96$; $p = 0,5$ et $e = 0,05$, la taille théorique initiale est de 384 répondants, un ajustement de Cochran a été appliqué :

$$n = \frac{n_0}{1 + \frac{n_0 - 1}{N}} = \frac{384}{1 + \frac{383}{9\,900\,000}} \approx 383,99 \approx 384$$

Étant donné la taille très élevée de la population étudiée, l'effet de la correction pour population finie demeure négligeable. Le seuil d'échantillonnage retenu est ainsi jugé statistiquement suffisant pour garantir la représentativité des internautes marocains ayant recours aux technologies d'intelligence artificielle dans leurs processus d'achat en ligne. La collecte des données a été réalisée à l'aide d'une enquête quantitative administrée auprès d'internautes marocains effectuant des achats réguliers sur des plateformes de commerce en ligne. Les données ont été recueillies via un questionnaire structuré diffusé en ligne sur une période de neuf mois, s'étendant de juin 2025 à février 2026. L'échantillonnage a reposé sur une approche probabiliste, permettant d'assurer une meilleure représentativité de la population cible.

À l'issue de la phase de collecte, un total de 404 questionnaires a été obtenu. Après un processus rigoureux de nettoyage des données, l'ensemble des observations a été jugé valide et retenu pour l'analyse. Les critères d'inclusion exigeaient que les répondants disposent d'une expérience effective dans l'utilisation d'outils d'intelligence artificielle dans leur processus d'achat en ligne, garantissant ainsi l'adéquation entre l'échantillon et les objectifs de l'étude.

3.3 L'analyse des données

Conformément aux recommandations de Anderson & Gerbing (1988), l'analyse a été menée selon une démarche en deux étapes. La première étape a consisté à évaluer le modèle de mesure afin de vérifier la fiabilité et la validité des construits. La seconde étape a porté sur l'évaluation du modèle structurel et le test des relations hypothétiques entre les variables latentes. L'analyse des données a été réalisée à l'aide de la méthode de modélisation par équations structurelles fondée sur les moindres carrés partiels, en mobilisant le logiciel ADANCO (Henseler, 2017). Cette approche est particulièrement appropriée pour les recherches à visée prédictive et exploratoire, notamment dans le contexte des technologies émergentes telles que l'intelligence artificielle, où les modèles théoriques sont encore en cours de développement.

4 Résultats

4.1 Présentation de l'échantillon

L'échantillon se caractérise par une répartition relativement équilibrée selon le genre, avec 212 hommes (52,5 %) et 192 femmes (47,5 %). Sur le plan de l'âge, la majorité des répondants appartient à la tranche des 25–35 ans, représentant 262 individus (64,9 %), suivie par les 36–45 ans avec 58 participants (14,4 %). Les répondants de moins de 25 ans et ceux âgés de 46 à 55 ans comptent chacun 37 individus (9,2 %), tandis que les participants de plus de 55 ans constituent une minorité de 10 individus (2,5 %). Concernant la fréquence d'achat en ligne, les comportements sont dominés par une pratique trimestrielle (126 répondants, 31,2 %) et semestrielle (102 répondants, 25,2 %). Les achats hebdomadaires concernent 67 individus (16,6 %), les achats mensuels 58 individus (14,4 %), et enfin 51 répondants (12,6 %) déclarent acheter en ligne à une fréquence supérieure à six mois. Dans l'ensemble, cette distribution met en évidence un échantillon majoritairement composé de jeunes adultes, présentant une expérience d'achat en ligne modérée à régulière, ce qui correspond aux profils les plus actifs dans les environnements numériques intégrant des outils d'intelligence artificielle.

4.2 Évaluation du modèle de mesure

Tableau 2. Ratio Heterotrait–Monotrait

Construit	Utilisation des outils d'IA	Traitement de l'information	Qualité de la prise de décision
Utilisation des outils d'IA	—		
Traitement de l'information	0,6043	—	
Qualité de la prise de décision	0,5350	0,5275	—

L'évaluation de la validité discriminante a été réalisée à l'aide du ratio Heterotrait–Monotrait (HTMT), conformément aux recommandations de Henseler et al. (2015). Les résultats montrent que toutes les valeurs du HTMT sont largement inférieures au seuil conservateur de 0,85, ce qui fournit des preuves solides de la validité discriminante entre les construits intégrés au modèle. Plus précisément, la valeur HTMT la plus élevée observée, soit 0,6043, correspond à la relation entre l'utilisation des outils d'intelligence artificielle et la capacité de traitement de l'information. Cette valeur demeure nettement inférieure au seuil critique, ce qui indique que ces deux construits, bien qu'ils soient conceptuellement liés, restent empiriquement distincts. Par ailleurs, les valeurs HTMT associées à la qualité de la prise de décision, soit 0,5350 et 0,5275, sont encore plus faibles. Ce résultat renforce l'idée selon laquelle ce construit représente un domaine conceptuel distinct. Ces résultats montrent ainsi que les répondants ont clairement distingué l'utilisation des outils d'intelligence artificielle, la capacité de traitement de l'information et la qualité de la prise de décision qui en résulte. Dans l'ensemble, les résultats confirment que le modèle de mesure satisfait aux exigences de validité discriminante. Chaque construit latent est donc mesuré de manière spécifique par les indicateurs qui lui sont associés, sans chevauchement significatif avec les autres construits. Cette conclusion renforce la cohérence interne et la clarté conceptuelle du modèle, tout en fournissant une base solide pour l'analyse ultérieure du modèle structurel.

Tableau 3. Évaluation de la fiabilité, de la validité convergente et de la colinéarité du modèle de mesure

Variable latente	Item	Charges factorielles	VIF	ρ_A	ρ_c	α	AVE
Utilisation des outils d'IA	AI1	0,4730	1,1729	0,7738	0,7402	0,7366	0,3753
	AI2	0,5625	1,4297				
	AI3	0,4317	1,2677				
	AI4	0,7744	1,5999				
	AI5	0,7418	1,5660				
Capacité de traitement de l'information	IPC1	0,8162	2,2450	0,8898	0,8889	0,8891	0,6156
	IPC2	0,8053	2,3164				
	IPC3	0,7412	2,1641				
	IPC4	0,7625	2,5054				
	IPC5	0,7953	2,2057				
Qualité de la prise de décision	CDQ1	0,5949	1,9226	0,8847	0,8509	0,8662	0,5436
	CDQ2	0,5700	2,8011				
	CDQ3	0,7205	2,4004				
	CDQ4	0,7324	2,9428				
	CDQ5	0,9917	1,4432				

L'évaluation du modèle de mesure révèle des résultats contrastés selon les variables latentes. La colinéarité entre les indicateurs ne semble pas poser de problème majeur, puisque toutes les valeurs du facteur d'inflation de la variance sont inférieures au seuil de 3,3, avec des valeurs comprises entre 1,1729 et 2,9428. Ces résultats indiquent que les indicateurs ne présentent pas de redondance excessive et qu'ils contribuent de manière suffisamment distincte à la mesure de leurs construits respectifs.

La variable « Utilisation des outils d'IA » présente toutefois une validité convergente insuffisante. Bien que les coefficients de fiabilité $\rho_A = 0,7738$, $\rho_c = 0,7402$ et $\alpha = 0,7366$ dépassent le seuil généralement admis de 0,70, la variance moyenne extraite s'établit à seulement 0,3753. Cette valeur, nettement inférieure au seuil recommandé de 0,50, signifie que le construit explique moins de la moitié de la variance de ses indicateurs. Cette faiblesse

s'explique principalement par les faibles charges factorielles des items AI1 = 0,4730, AI2 = 0,5625 et AI3 = 0,4317. En revanche, les items AI4 = 0,7744 et AI5 = 0,7418 présentent des charges satisfaisantes. Il serait donc pertinent d'examiner la suppression progressive des indicateurs AI3, AI1 et éventuellement AI2, tout en vérifiant l'incidence de leur retrait sur la fiabilité, la validité convergente et la validité de contenu du construit. La suppression ne devrait cependant pas être fondée uniquement sur des critères statistiques, car les items doivent également couvrir adéquatement les différentes dimensions conceptuelles de l'utilisation de l'IA.

La variable « Capacité de traitement de l'information » présente les propriétés psychométriques les plus satisfaisantes. Les charges factorielles de ses cinq indicateurs sont comprises entre 0,7412 et 0,8162 et dépassent ainsi le niveau recommandé d'environ 0,708. Les coefficients de fiabilité sont également élevés, avec $\rho_A = 0,8898$, $\rho_C = 0,8889$ et $\alpha = 0,8891$. De plus, l'AVE de 0,6156 indique que le construit explique environ 61,56 % de la variance de ses indicateurs. Ces résultats confirment ainsi une cohérence interne satisfaisante et une bonne validité convergente.

La variable « Qualité de la prise de décision » présente également une fiabilité interne satisfaisante, comme le montrent les valeurs de $\rho_A = 0,8847$, $\rho_C = 0,8509$ et $\alpha = 0,8662$. Son AVE de 0,5436 dépasse le seuil minimal de 0,50 et confirme donc globalement sa validité convergente. Les indicateurs CDQ3 = 0,7205, CDQ4 = 0,7324 et CDQ5 = 0,9917 affichent des charges factorielles satisfaisantes. En revanche, les charges de CDQ1 = 0,5949 et CDQ2 = 0,5700 restent relativement faibles. Ces deux indicateurs peuvent néanmoins être conservés lorsque leur suppression ne produit pas d'amélioration substantielle de la fiabilité ou de l'AVE et lorsqu'ils jouent un rôle important dans la couverture conceptuelle de la qualité décisionnelle.

Dans l'ensemble, les résultats valident les mesures de la capacité de traitement de l'information et de la qualité de la prise de décision. En revanche, la mesure de l'utilisation des outils d'IA nécessite une révision avant l'évaluation définitive du modèle structurel. Une nouvelle estimation du modèle après l'examen des items AI1, AI2 et AI3 est recommandée afin d'obtenir une AVE supérieure à 0,50, sans compromettre la signification théorique du construit.

4.3 Évaluation du modèle de mesure et du modèle structurel

Tableau 4. Coefficients de détermination, coefficients de trajectoire et tailles d'effet

Variable endogène	R ²	Relation structurelle	Coefficient de trajectoire	Taille de l'effet (f ²)
Traitement de l'information	0,8401	Utilisation des outils d'IA → Traitement de l'information	0,9166	5,2558
Qualité de la prise de décision	0,3111	Utilisation des outils d'IA → Qualité de la prise de décision	0,2052	0,0098
		Traitement de l'information → Qualité de la prise de décision	0,3637	0,0307

L'évaluation du modèle structurel montre que l'utilisation des outils d'intelligence artificielle explique une proportion très élevée de la variance du traitement de l'information. En effet, la valeur de $R^2 = 0,8401$ indique que 84,01 % de la variance de cette variable est expliquée par l'utilisation des outils d'IA. Le coefficient de trajectoire associé à cette relation est positif et particulièrement élevé, avec $\beta = 0,9166$. Ce résultat suggère que l'utilisation accrue des outils d'IA est fortement associée à une amélioration de la capacité des consommateurs à traiter les informations relatives aux produits et aux services.

La taille de l'effet correspondant à cette relation est également très importante, avec $f^2 = 5,2558$. Cette valeur dépasse largement le seuil de 0,35 habituellement associé à un effet élevé. L'utilisation des outils d'IA constitue ainsi le principal déterminant du traitement de l'information dans le modèle étudié. Elle contribue substantiellement à la capacité des consommateurs à accéder aux informations, à les comprendre et à comparer les différentes possibilités disponibles.

Concernant la qualité de la prise de décision, le modèle présente une valeur de $R^2 = 0,3111$. L'utilisation des outils d'IA et le traitement de l'information expliquent donc conjointement 31,11 % de la variance de la qualité décisionnelle. Ce niveau indique que le modèle possède un pouvoir explicatif appréciable, mais qu'une part importante de la qualité des décisions dépend probablement d'autres facteurs non intégrés au modèle.

L'effet direct de l'utilisation des outils d'IA sur la qualité de la prise de décision est positif, mais relativement limité, avec $\beta = 0,2052$. Sa taille d'effet, $f^2 = 0,0098$, se situe en dessous du seuil de 0,02 et peut donc être considérée comme négligeable. Bien que l'utilisation de l'IA soit positivement associée à la qualité décisionnelle, sa contribution propre devient faible lorsque la capacité de traitement de l'information est simultanément prise en compte.

En revanche, le traitement de l'information exerce un effet positif plus important sur la qualité de la prise de décision, avec $\beta = 0,3637$. La taille de cet effet demeure toutefois faible, avec $f^2 = 0,0307$. Ce résultat montre que la capacité à traiter efficacement les informations contribue davantage à la qualité décisionnelle que la simple utilisation des outils d'IA. L'IA ne semble donc pas améliorer automatiquement les décisions des consommateurs. Son efficacité dépend plutôt de sa capacité à faciliter la compréhension, l'analyse et la comparaison des informations disponibles.

Dans l'ensemble, les résultats suggèrent que le traitement de l'information pourrait jouer un rôle médiateur dans la relation entre l'utilisation des outils d'IA et la qualité de la prise de décision. L'utilisation de l'IA exerce un effet très fort sur le traitement de l'information, alors que son effet direct sur la qualité décisionnelle reste limité. Cette configuration laisse supposer que l'IA améliore principalement la qualité des décisions en renforçant les capacités informationnelles des consommateurs. Cette médiation doit néanmoins être confirmée par l'estimation de l'effet indirect et par une procédure de bootstrap.

Tableau 5. Estimation des relations structurelles et résultats du test des hypothèses

Effet	Coefficient original	Valeur moyenne	Erreur standard	Valeur <i>t</i>	Valeur <i>p</i>	Décision
Utilisation des outils d'IA → Traitement de l'information	0,9166	0,9168	0,0416	22,0084	0,0000	Hypothèse 1 confirmée
Utilisation des outils d'IA → Qualité de la prise de décision	0,2052	0,2734	0,8959	0,2290	0,8189	Hypothèse 2 rejetée
Traitement de l'information → Qualité de la prise de décision	0,3637	0,2946	0,8920	0,4077	0,6836	Hypothèse 3 rejetée

Les résultats du bootstrap montrent que l'utilisation des outils d'intelligence artificielle exerce un effet positif et statistiquement significatif sur le traitement de l'information. Le coefficient de trajectoire est particulièrement élevé, avec $\beta = 0,9166$, tandis que la valeur $t = 22,0084$ dépasse largement le seuil critique de 1,96. La valeur p étant inférieure à 0,001, l'hypothèse selon laquelle l'utilisation des outils d'IA améliore la capacité de traitement de l'information est confirmée. Ce résultat indique que les outils d'IA facilitent fortement l'accès, l'analyse, la compréhension et la comparaison des informations mobilisées par les consommateurs lors de leurs décisions d'achat. En revanche, l'effet direct de l'utilisation des outils d'IA sur la qualité de la prise de décision n'est pas statistiquement significatif. Bien que le coefficient soit positif, avec $\beta = 0,2052$, la valeur $t = 0,2290$ reste très inférieure au seuil de 1,96 et la valeur $p = 0,8189$ est largement supérieure au seuil de 0,05. L'hypothèse correspondante est donc rejetée. Ce résultat suggère que la simple utilisation des outils d'IA ne suffit pas à améliorer directement la qualité des décisions prises par les consommateurs. De même, l'effet du traitement de l'information sur la qualité de la prise de décision n'est pas statistiquement significatif. Le coefficient de trajectoire est positif, avec $\beta = 0,3637$, mais la valeur $t = 0,4077$ et la valeur $p = 0,6836$ ne permettent pas de confirmer cette relation. L'hypothèse selon laquelle une meilleure capacité de traitement de l'information améliore la qualité des décisions est donc également rejetée.

Dans l'ensemble, les résultats montrent que l'intelligence artificielle améliore fortement le processus de traitement de l'information, sans que cette amélioration se traduise nécessairement par une meilleure qualité décisionnelle. Cette absence d'effet significatif peut signifier que la qualité des décisions dépend d'autres facteurs, tels que la confiance dans les recommandations, l'expérience du consommateur, la pertinence des informations fournies, la complexité du choix ou la capacité de l'utilisateur à vérifier les résultats proposés par l'IA. Ces résultats ne permettent pas non plus de confirmer un rôle médiateur du traitement de l'information entre l'utilisation des outils d'IA et la qualité de la prise de décision. Pour établir une médiation, l'effet indirect doit être testé directement par bootstrap. Toutefois, puisque la relation entre le traitement de l'information et la qualité décisionnelle n'est pas significative, la probabilité d'une médiation significative apparaît faible.

5 Discussion

Ces résultats montrent que l'amélioration du traitement de l'information ne conduit pas automatiquement à une meilleure qualité décisionnelle. Les outils d'intelligence artificielle peuvent faciliter l'accès aux données, réduire le temps de recherche et organiser les alternatives disponibles, mais la décision finale dépend toujours de la

capacité du consommateur à confronter les recommandations aux préférences, aux objectifs et aux expériences qui lui sont propres. Cette relation est également influencée par le niveau de confiance accordé au système. Une confiance insuffisante peut conduire au rejet de recommandations pertinentes, tandis qu'une confiance excessive peut favoriser leur acceptation sans vérification. La nature de la tâche joue aussi un rôle important, les consommateurs étant généralement plus réceptifs aux recommandations algorithmiques pour les décisions objectives et analytiques que pour les choix subjectifs liés aux goûts, à l'identité ou aux attentes personnelles.

L'absence d'un effet significatif sur la qualité décisionnelle peut également s'expliquer par la qualité variable des informations produites, la surcharge informationnelle et la manière dont l'utilisateur mobilise l'IA. Une information clairement présentée peut rester incomplète, biaisée ou insuffisamment adaptée au contexte, tandis qu'un grand nombre de recommandations peut dépasser les capacités attentionnelles du consommateur. De plus, lorsque l'IA est utilisée comme un substitut au jugement personnel plutôt que comme un outil d'assistance, elle peut encourager la passivité cognitive et réduire l'effort d'évaluation. L'intelligence artificielle agit donc principalement comme une infrastructure cognitive facilitant la recherche, la comparaison et l'organisation des informations. La qualité de la décision résulte néanmoins de l'interaction entre les performances du système, la pertinence des informations proposées et les compétences critiques de l'utilisateur.

Sur le plan théorique, ces résultats invitent à ne pas considérer le traitement de l'information comme un mécanisme suffisant pour expliquer les effets de l'IA sur les décisions de consommation. D'autres variables pourraient intervenir entre la capacité informationnelle et la qualité décisionnelle. La confiance dans l'IA, l'expertise du consommateur, la transparence des recommandations, la pertinence perçue des résultats et le degré de personnalisation pourraient notamment déterminer si l'information traitée est effectivement transformée en un choix de meilleure qualité. L'intégration de ces variables permettrait de mieux comprendre les conditions dans lesquelles l'IA devient une véritable ressource décisionnelle.

Sur le plan managérial, les résultats suggèrent que les entreprises ne devraient pas limiter le développement de leurs outils d'IA à l'augmentation du volume ou de la rapidité des informations fournies. Elles devraient également veiller à la pertinence des recommandations, à la clarté de leur justification et à leur adaptation aux besoins spécifiques du consommateur. Un système capable d'expliquer les principaux critères à l'origine d'une recommandation peut aider l'utilisateur à évaluer sa cohérence plutôt qu'à l'accepter passivement. Le maintien d'un certain contrôle humain sur la décision apparaît ainsi essentiel pour transformer les bénéfices informationnels de l'IA en amélioration réelle de la qualité des choix.

Enfin, l'absence de relations significatives avec la qualité décisionnelle doit être interprétée avec prudence. Elle ne signifie pas que l'intelligence artificielle est dépourvue d'utilité dans les décisions de consommation. Elle indique plutôt que son influence s'exerce principalement sur une étape intermédiaire du processus, celle du traitement de l'information. Des recherches futures pourraient tester des modèles plus complets intégrant les conditions psychologiques et contextuelles qui permettent à cette amélioration informationnelle de produire des décisions plus satisfaisantes, plus rationnelles et davantage conformes aux besoins du consommateur.

6 Conclusion

Cette recherche visait à analyser le rôle de l'intelligence artificielle dans le processus de décision du consommateur, en particulier son influence sur la capacité de traitement de l'information et la qualité de la décision d'achat. Les résultats mettent en évidence un effet positif et significatif de l'utilisation des outils d'IA sur la capacité perçue de traitement de l'information, confirmant ainsi le rôle de l'IA en tant qu'outil d'augmentation cognitive. Toutefois, cette amélioration ne se traduit pas par une meilleure qualité des décisions, ce qui suggère que la relation entre cognition et décision est plus complexe qu'anticipé. En mobilisant les apports de l'économie comportementale et de la neuroéconomie, cette étude montre que la qualité décisionnelle dépend de multiples facteurs, incluant les biais cognitifs, les émotions et les mécanismes neuronaux, au-delà du simple traitement de l'information.

Sur le plan managérial, ces résultats offrent plusieurs implications importantes. Premièrement, les entreprises ne doivent pas considérer l'intelligence artificielle uniquement comme un outil d'optimisation informationnelle, mais comme un levier nécessitant une intégration plus large dans l'expérience utilisateur. Il apparaît essentiel de concevoir des systèmes d'IA capables non seulement de fournir des informations pertinentes, mais aussi d'accompagner le consommateur dans son processus décisionnel en tenant compte de ses limites cognitives et comportementales. Deuxièmement, les managers doivent être conscients que l'amélioration de l'accès à l'information ne garantit pas une meilleure prise de décision. Enfin, ces résultats invitent les entreprises à renforcer la confiance envers les systèmes d'IA, notamment en améliorant la transparence des recommandations et en réduisant les perceptions de risque associées à leur utilisation.

Malgré ses contributions, cette recherche présente certaines limites qui ouvrent des perspectives pour de futurs travaux. Tout d'abord, l'étude repose sur des mesures perceptuelles, ce qui peut introduire des biais liés à l'auto-déclaration des répondants. Des recherches futures pourraient mobiliser des données comportementales réelles afin de mieux capturer la qualité effective des décisions. Ensuite, l'étude a été menée dans un contexte spécifique,

celui des internautes marocains, ce qui peut limiter la généralisation des résultats à d'autres contextes culturels ou technologiques. Par ailleurs, la non-significativité de certaines relations suggère la présence de variables médiatrices ou modératrices non intégrées dans le modèle, telles que la confiance envers l'IA, l'implication du consommateur ou encore la nature du produit. Enfin, des recherches futures pourraient approfondir l'analyse en mobilisant des approches issues de la neuroéconomie ou des méthodes expérimentales afin de mieux comprendre les mécanismes sous-jacents à la prise de décision assistée par l'intelligence artificielle.

REFERENCES

- 1) Abdelhay, S., Haider, S., Hazaimah, H. M., El-Bannany, M., & Marie, A. (2024). The Impact of Generative AI (ChatGPT) on the HR Functions Related Hiring Process. In N. Mansour & L. M. Bujosa Vadell (Éds.), *Artificial Intelligence, Digitalization and Regulation* (p. 369-383). Springer Nature Switzerland. https://doi.org/10.1007/978-3-031-67531-7_31
- 2) Adomavicius, G., Bockstedt, J. C., Curley, S. P., & Zhang, J. (2013). Do Recommender Systems Manipulate Consumer Preferences? A Study of Anchoring Effects. *Information Systems Research*, 24(4), 956-975. <https://doi.org/10.1287/isre.2013.0497>
- 3) Anderson, J. C., & Gerbing, D. W. (1988). Structural equation modeling in practice: A review and recommended two-step approach. *Psychological bulletin*, 103(3), 411.
- 4) Bahoo, S., Cucculelli, M., Goga, X., & Mondolo, J. (2024). Artificial intelligence in Finance: A comprehensive review through bibliometric and content analysis. *SN Business & Economics*, 4(2), 23. <https://doi.org/10.1007/s43546-023-00618-x>
- 5) Benhmama, A., Bennis, Y. B., & Sabiri, B. (2025). The Impact of AI on Professional Training in Moroccan Companies. *Proceedings of Sustainability, Entrepreneurship, Equity and Digital Strategies (SEEDS 2024)*, 107-117. https://doi.org/10.2991/978-94-6463-714-4_8
- 6) Benhmama, A., & Sabiri, B. (2025a). Can AI improve individual employee performance? 2025 *International Conference on Innovation in Artificial Intelligence and Internet of Things (AIIT)*, 1-6. <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/11082834/>
- 7) Benhmama, A., & Sabiri, B. (2025b). Enhancing HR Managers' Job Satisfaction through the Integration of AI. *Journal of Information & Knowledge Management*, 2550061. <https://doi.org/10.1142/S0219649225500613>
- 8) Benhmama, A., Sabiri, B., & Bennis, Y. B. (2026). Can AI Enhance Self-Efficacy in Workplace? Analysis of Perceived Self-Efficacy of Moroccan Employees. In R. K. Hamdan (Éd.), *Integrating Big Data and IoT for Enhanced Decision-Making Systems in Business: Volume 1* (p. 525-532). Springer Nature Switzerland. https://doi.org/10.1007/978-3-031-97609-4_45
- 9) Bettman, J. R. (1979). An information processing theory of consumer choice. (No Title). <https://cir.nii.ac.jp/crid/1970586434850844575>
- 10) Chinchanchokchai, S., Thontirawong, P., & Chinchanchokchai, P. (2021). A tale of two recommender systems: The moderating role of consumer expertise on artificial intelligence based product recommendations. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 61, 102528.
- 11) Cochran, W. G. (1977). *Sampling techniques*. John Wiley & sons.
- 12) Davenport, T., Guha, A., Grewal, D., & Bressgott, T. (2020). How artificial intelligence will change the future of marketing. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 48(1), 24-42. <https://doi.org/10.1007/s11747-019-00696-0>
- 13) De Ruyter, K., Heller, J., Hilken, T., Chylinski, M., Keeling, D. I., & Mahr, D. (2020). Seeing with the Customer's Eye: Exploring the Challenges and Opportunities of AR Advertising. *Journal of Advertising*, 49(2), 109-124. <https://doi.org/10.1080/00913367.2020.1740123>
- 14) Dhaneekula, A. (2025). AI-Driven Business Intelligence Framework for Predictive Decision-Making and Strategic Resource Optimization. *International Journal of Business and Economics Insights*, 5(3), 1238-1270.
- 15) Gkikas, D. C., & Theodoridis, P. K. (2022). AI in Consumer Behavior. In M. Virvou, G. A. Tsihrantzis, L. H. Tsoukalas, & L. C. Jain (Éds.), *Advances in Artificial Intelligence-based Technologies* (Vol. 22, p. 147-176). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-030-80571-5_10
- 16) Grewal, D., Hulland, J., Kopalle, P. K., & Karahanna, E. (2020). The future of technology and marketing: A multidisciplinary perspective. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 48(1), 1-8. <https://doi.org/10.1007/s11747-019-00711-4>
- 17) Gursoy, D., Chi, O. H., Lu, L., & Nunkoo, R. (2019). Consumers acceptance of artificially intelligent (AI) device use in service delivery. *International journal of information management*, 49, 157-169.
- 18) Hair, J. F., Risher, J. J., Sarstedt, M., & Ringle, C. M. (2019). When to use and how to report the results of PLS-SEM. *European business review*, 31(1), 2-24.

- 19) Häubl, G., & Trifts, V. (2000). Consumer Decision Making in Online Shopping Environments : The Effects of Interactive Decision Aids. *Marketing Science*, 19(1), 4-21. <https://doi.org/10.1287/mksc.19.1.4.15178>
- 20) Henseler, J. (2017). ADANCO 2.0. 1. *9th International Conference on PLS and Related Methods, PLS 2017*. <https://research.utwente.nl/en/publications/adanco-201>
- 21) Henseler, J., Ringle, C. M., & Sarstedt, M. (2015). A new criterion for assessing discriminant validity in variance-based structural equation modeling. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 43(1), 115-135. <https://doi.org/10.1007/s11747-014-0403-8>
- 22) Hu, H., & Krishen, A. S. (2019). When is enough, enough? Investigating product reviews and information overload from a consumer empowerment perspective. *Journal of Business Research*, 100, 27-37.
- 23) Jacoby, J. (1984). Perspectives on Information Overload. *Journal of Consumer Research*, 10(4), 432-435.
- 24) Kasilingam, D. L. (2020). Understanding the attitude and intention to use smartphone chatbots for shopping. *Technology in society*, 62, 101280.
- 25) Keller, K. L. (1993). Conceptualizing, Measuring, and Managing Customer-Based Brand Equity. *Journal of Marketing*, 57(1), 1-22. <https://doi.org/10.1177/002224299305700101>
- 26) Kureljusic, M., & Karger, E. (2024). Forecasting in financial accounting with artificial intelligence—A systematic literature review and future research agenda. *Journal of Applied Accounting Research*, 25(1), 81-104.
- 27) Le, X. C. (2023). Inducing AI-powered chatbot use for customer purchase : The role of information value and innovative technology. *Journal of Systems and Information Technology*, 25(2), 219-241.
- 28) Li, X., Grahl, J., & Hinz, O. (2022). How Do Recommender Systems Lead to Consumer Purchases? A Causal Mediation Analysis of a Field Experiment. *Information Systems Research*, 33(2), 620-637. <https://doi.org/10.1287/isre.2021.1074>
- 29) Ludewig, M., Mauro, N., Latifi, S., & Jannach, D. (2021). Empirical analysis of session-based recommendation algorithms : A comparison of neural and non-neural approaches. *User Modeling and User-Adapted Interaction*, 31(1), 149-181. <https://doi.org/10.1007/s11257-020-09277-1>
- 30) Mikalef, P., & Gupta, M. (2021). Artificial intelligence capability : Conceptualization, measurement calibration, and empirical study on its impact on organizational creativity and firm performance. *Information & Management*, 58(3), 103434. <https://doi.org/10.1016/j.im.2021.103434>
- 31) Miller, G. A. (1956). The magical number seven, plus or minus two : Some limits on our capacity for processing information. *Psychological review*, 63(2), 81.
- 32) Mustak, M., Salminen, J., Plé, L., & Wirtz, J. (2021). Artificial intelligence in marketing : Topic modeling, scientometric analysis, and research agenda. *Journal of Business Research*, 124, 389-404.
- 33) Neisser, U. (2014). *Cognitive psychology : Classic edition*. Psychology press.
- 34) Ousghir, S., Benhmama, A., & Sabiri, B. (2024). HR Team Performance in the Realm of AI-HRM : A Case Study of Moroccan Small and Medium Companies. *International Conference on Digital Technologies and Applications*, 202-211. https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-031-68650-4_20
- 35) Petty, R. E., & Cacioppo, J. T. (2012). *Communication and persuasion : Central and peripheral routes to attitude change*. Springer Science & Business Media.
- 36) Pinto, S. O., & Sobreiro, V. A. (2022). Literature review : Anomaly detection approaches on digital business financial systems. *Digital Business*, 2(2), 100038.
- 37) Puntoni, S., Reczek, R. W., Giesler, M., & Botti, S. (2021). Consumers and Artificial Intelligence : An Experiential Perspective. *Journal of Marketing*, 85(1), 131-151. <https://doi.org/10.1177/0022242920953847>
- 38) Sabiri, B., & Benhmama, A. (2025). IoT Application by HR for Employee Health Monitoring : An Analysis Enhanced by Behavioral Economics Practices. *2025 3rd International Conference on Business Analytics for Technology and Security (ICBATS)*, 1-4. <https://doi.org/10.1109/ICBATS66542.2025.11258416>
- 39) Sayyadi, M., & Collina, L. (2023). How to adapt to AI in strategic management. *California Management Review Insights*. <https://cmr.berkeley.edu/2023/06/how-to-adapt-to-ai-in-strategic-management/>
- 40) Silveira, T., Zhang, M., Lin, X., Liu, Y., & Ma, S. (2019). How good your recommender system is? A survey on evaluations in recommendation. *International Journal of Machine Learning and Cybernetics*, 10(5), 813-831. <https://doi.org/10.1007/s13042-017-0762-9>
- 41) Song, Y., Li, G., Li, T., & Li, Y. (2021). A purchase decision support model considering consumer personalization about aspirations and risk attitudes. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 63, 102728.
- 42) Stephen, A. T. (2016). The role of digital and social media marketing in consumer behavior. *Current opinion in Psychology*, 10, 17-21.

- 43) Tahiri, A. (2025). Marketing stratégique et intelligence artificielle : Vers un nouveau paradigme algorithmique. *Revue Française d'Economie et de Gestion*, 6(9). <https://www.revuefreg.fr/index.php/home/article/view/2341>
- 44) Tahiri, A., Benyahya, Z., & Sabiri, B. (2026). Orchestrating Engagement With AI : Persona Matching, Personalization, and Post-Purchase. In *Impacts of Human-Centered Interactive Technologies on Consumer Engagement* (p. 103-136). IGI Global Scientific Publishing. <https://www.igi-global.com/chapter/orchestrating-engagement-with-ai/403388>
- 45) Tan, C.-H., Teo, H.-H., & Benbasat, I. (2010). Assessing Screening and Evaluation Decision Support Systems : A Resource-Matching Approach. *Information Systems Research*, 21(2), 305-326. <https://doi.org/10.1287/isre.1080.0232>
- 46) Van Gelder, K. (2026, février 3). *Number of users of e-commerce in Morocco from 2017 to 2029*. Statista. <https://www.statista.com/forecasts/1306025/morocco-users-in-the-e-commerce-market/>
- 47) Vashishth, T. K., Sharma, K. K., Kumar, B., Chaudhary, S., & Panwar, R. (2024). Enhancing customer experience through AI-enabled content personalization in e-commerce marketing. *Advances in digital marketing in the era of artificial intelligence*, 7-32.
- 48) Viridi, P., Kalro, A. D., & Sharma, D. (2020). Online decision aids : The role of decision-making styles and decision-making stages. *International Journal of Retail & Distribution Management*, 48(6), 555-574.
- 49) Vlačić, B., Corbo, L., e Silva, S. C., & Dabić, M. (2021). The evolving role of artificial intelligence in marketing : A review and research agenda. *Journal of business research*, 128, 187-203.
- 50) Wasserbacher, H., & Spindler, M. (2022). Machine learning for financial forecasting, planning and analysis : Recent developments and pitfalls. *Digital Finance*, 4(1), 63-88. <https://doi.org/10.1007/s42521-021-00046-2>
- 51) Zhang, Q., Lu, J., & Jin, Y. (2021). Artificial intelligence in recommender systems. *Complex & Intelligent Systems*, 7(1), 439-457. <https://doi.org/10.1007/s40747-020-00212-w>