

L'IA générative dans le parcours d'achat : opportunités et résistances des consommateurs

Generative AI in the Customer Purchase Journey: Opportunities and Consumer Resistance.

Auteur 1 : BENCHERRADA Chaimae,

Auteur 2 : MILI Samira,

**BENCHERRADA Chaimae, Doctorante-chercheuse en Sciences Économiques et de Gestion
Faculté des Sciences Économiques, Juridiques et Sociales, Université Moulay Ismail, Maroc**

**MILI Samira, Enseignante-chercheuse, Encadrante
Faculté des Sciences Économiques, Juridiques et Sociales, Université Moulay Ismail, Maroc, Laboratoire
de recherche en management des organisations**

Déclaration de divulgation : L'auteur n'a pas connaissance de quelconque financement qui pourrait affecter l'objectivité de cette étude.

Conflit d'intérêts : L'auteur ne signale aucun conflit d'intérêts.

Pour citer cet article : BENCHERRADA .CH & MILI .S (2026) « L'IA générative dans le parcours d'achat : opportunités et résistances des consommateurs », African Scientific Journal « Volume 03, Num 37 » pp: 001 – 029.



DOI : 10.5281/zenodo.22672253
Copyright © 2026 – ASJ



Résumé

Les outils d'intelligence artificielle générative, notamment les grands modèles de langage, transforment les pratiques marketing en intervenant à plusieurs étapes du parcours d'achat, de la recherche d'information au service après-vente. Contrairement à l'IA prédictive, qui exploite principalement des données existantes pour classer ou anticiper, l'IA générative produit à chaque interaction des contenus nouveaux, textuels, visuels ou conversationnels. Cette spécificité renouvelle simultanément les possibilités de personnalisation de l'expérience client et les interrogations relatives à l'acceptation de ces dispositifs.

L'objectif de cet article est triple : identifier les opportunités offertes par l'IA générative à chaque étape du parcours d'achat, analyser les fondements des résistances des consommateurs et proposer un modèle conceptuel intérateur assorti d'hypothèses testables.

Sur le plan méthodologique, la recherche adopte une approche conceptuelle et interprétative fondée sur une revue de littérature structurée. La sélection repose sur trois entrées : parcours d'achat et expérience client, acceptation technologique et résistance des consommateurs à l'innovation. Le corpus comprend quarante-deux sources académiques, professionnelles et institutionnelles publiées entre 1970 et 2025, majoritairement issues de revues à comité de lecture ; plus des deux tiers datent de 2019 ou après. Les travaux retenus ont fait l'objet d'une analyse thématique visant à relier opportunités, résistances et facteurs modérateurs.

Les résultats mettent en évidence des bénéfices liés à la personnalisation, à l'interactivité, à l'engagement et à la simplification de la décision, mais également trois registres de résistance : cognitif, émotionnel et éthique. L'articulation du TAM, de l'UTAUT, de la théorie de la résistance à l'innovation et des travaux sur l'aversion algorithmique conduit à un modèle en cinq blocs et neuf hypothèses.

La principale conclusion est que l'acceptation de l'IA générative n'est pas uniforme : elle varie selon l'étape du parcours, la nature hédonique ou utilitaire du produit et la transparence perçue. L'article propose ainsi un continuum allant de l'adoption engagée au rejet, en passant par l'usage hybride homme-IA, et recommande de préserver la complémentarité entre assistance algorithmique et intervention humaine.

Mots clés : Intelligence artificielle générative ; parcours d'achat ; résistance des consommateurs ; expérience client ; marketing digital ; acceptation technologique

Abstract

Generative artificial intelligence tools, particularly large language models, are reshaping marketing practices across several stages of the purchase journey, from information search to after-sales service. Unlike predictive AI, which mainly uses existing data to classify or anticipate outcomes, generative AI produces new textual, visual or conversational content at each interaction. This distinctive feature simultaneously expands opportunities for customer-experience personalization and raises questions about consumer acceptance.

This article has three objectives: to identify the opportunities offered by generative AI at each stage of the purchase journey, to analyze the foundations of consumer resistance, and to propose an integrative conceptual model accompanied by testable hypotheses.

Methodologically, the study adopts a conceptual and interpretive approach based on a structured literature review. Selection follows three entries: the purchase journey and customer experience, technology acceptance, and consumer resistance to innovation. The corpus comprises forty-two academic, professional and institutional sources published between 1970 and 2025, mainly peer-reviewed journal articles; more than two thirds were published in 2019 or later. The selected works were subjected to thematic analysis linking opportunities, resistance and moderating factors.

The findings highlight benefits related to personalization, interactivity, engagement and decision simplification, together with three forms of resistance: cognitive, emotional and ethical. Combining the Technology Acceptance Model, UTAUT, innovation resistance theory and research on algorithm aversion leads to a five-block conceptual model and nine hypotheses.

The main conclusion is that acceptance of generative AI is not uniform: it varies according to the stage of the journey, the hedonic or utilitarian nature of the product and perceived transparency. The article therefore proposes a continuum ranging from engaged adoption to rejection, including hybrid human-AI use, and recommends maintaining complementarity between algorithmic assistance and human intervention.

Keywords: Generative artificial intelligence; purchase journey; consumer resistance; customer experience; digital marketing; technology acceptance

Introduction

L'intelligence artificielle a quitté l'horizon des promesses. Elle fait désormais partie de l'équipement ordinaire du marketing. Depuis la mise à disposition publique de ChatGPT fin 2022, les outils d'IA générative se sont rapidement diffusés dans les pratiques organisationnelles et quotidiennes (Peres, Schreier, Schweidel & Sorescu, 2023 ; Grewal, Saturnino, Davenport & Guha, 2025). Ce qui la sépare de l'IA prédictive, mobilisée depuis longtemps pour le scoring ou la recommandation de produits, n'est pas un degré de sophistication mais la nature même de l'opération : la seconde exploite des données existantes, la première fabrique un contenu inédit, textuel, visuel, sonore ou conversationnel, à partir d'une instruction rédigée en langage courant (Chui, Roberts & Yee, 2022 ; Peres, Schreier, Schweidel & Sorescu, 2023 ; Hermann & Puntoni, 2024). L'intégration croissante des technologies à la stratégie marketing avait déjà été décrite (Kotler, Kartajaya & Setiawan, 2021) ; l'IA générative en constitue l'épisode le plus récent, et le plus rapide.

D'où la question de recherche que nous posons : comment l'IA générative transforme-t-elle le parcours d'achat, et qu'est-ce qui décide un consommateur à l'adopter plutôt qu'à s'en écarter ? Aucun cadre théorique ne suffit à lui seul pour y répondre. Le Technology Acceptance Model (Davis, 1989) et sa version élargie, l'UTAUT (Venkatesh, Morris, Davis & Davis, 2003), donnent accès aux ressorts de l'adoption ; la théorie de la résistance à l'innovation (Ram & Sheth, 1989), prolongée par les travaux sur l'aversion algorithmique, éclaire ceux du refus. Les mobiliser ensemble permet de traiter l'adoption et le rejet comme deux versants d'un même phénomène.

Trois objectifs en découlent. Le premier est descriptif : dresser l'état des opportunités ouvertes par l'IA générative à chaque étape du parcours d'achat, du pré-achat au post-achat. Le deuxième est explicatif : mettre au jour les fondements théoriques de la résistance des consommateurs et identifier les variables qui en modulent l'intensité. Le troisième est prescriptif au sens où il prépare la mesure : formuler un modèle conceptuel intégrateur assorti d'hypothèses, de variables explicatives et d'instruments de mesure identifiés, susceptible d'appuyer de futures investigations empiriques.

Sur le plan théorique, l'analyse s'inscrit à l'intersection de quatre courants complémentaires. Le cadre du parcours client de Lemon et Verhoef (2016) permet de situer les effets de l'IA générative

avant, pendant et après l'achat. Le Technology Acceptance Model de Davis (1989) et l'UTAUT de Venkatesh, Morris, Davis et Davis (2003) éclairent les bénéfices perçus et l'intention d'usage, tandis que la théorie de la résistance à l'innovation de Ram et Sheth (1989) permet d'analyser les barrières fonctionnelles et psychologiques. Enfin, les travaux sur l'aversion algorithmique et la préférence conditionnelle pour l'humain (Dietvorst, Simmons & Massey, 2015 ; Morewedge, 2022) précisent les mécanismes de défiance. L'intérêt de leur articulation est de ne pas réduire le comportement du consommateur à une opposition entre adoption et rejet, mais d'examiner les formes intermédiaires d'usage et les conditions qui les favorisent.

La structure de la recherche répond à ces objectifs en cinq temps. La première section précise le cadre théorique, définit les deux notions centrales et expose la démarche méthodologique de la revue ainsi que la composition du corpus. La deuxième examine les opportunités phase après phase, du pré-achat au post-achat. La troisième traite les résistances, cognitives, émotionnelles et éthiques, puis les facteurs qui en modulent l'intensité. La quatrième déduit de ce double examen le modèle conceptuel intégrateur, ses neuf hypothèses, les sources théoriques de chacune d'elles et les instruments de mesure envisagés. La cinquième et dernière section en tire les implications managériales et les prolongements de recherche, avant la conclusion.

1. Cadre théorique et revue de littérature

Deux notions demandent à être stabilisées avant toute analyse : l'IA générative et le parcours d'achat. La littérature marketing consacrée à l'intelligence artificielle s'est en outre constituée par strates successives, et restituer cet ordre permet de situer précisément ce que les modèles génératifs déplacent.

1.1. L'intelligence artificielle générative : définitions et spécificités

Sous le nom d'IA générative se range une famille de modèles d'apprentissage profond, bâtis le plus souvent sur l'architecture dite Transformer, introduite pour la traduction automatique (Vaswani et al., 2017) et depuis devenue le socle des grands modèles de langage (Peres, Schreier, Schweidel & Sorescu, 2023). Ces modèles apprennent à partir de grands corpus de données et produisent de nouveaux contenus à partir des régularités apprises (Chui, Roberts & Yee, 2022 ; Hermann & Puntoni, 2024). Ce qui les caractérise n'est pas la puissance de calcul : c'est la production d'un contenu nouveau en réponse à une instruction formulée en langage naturel, couramment désignée par le terme de « prompt » (Peres, Schreier, Schweidel & Sorescu, 2023 ;

Hermann & Puntoni, 2024). Une description technique récente précise ce mécanisme : les modèles de fondation génèrent un contenu conditionné par le prompt en échantillonnant, à chaque itération, dans une distribution de probabilité apprise, ce qui explique à la fois la nouveauté et la variabilité des sorties (Cillo & Rubera, 2025).

L'IA discriminative ou prédictive fonctionne autrement, puisqu'elle se borne à classer ou à anticiper à partir de données connues, par exemple pour estimer la probabilité qu'un client résilie son abonnement. La différence n'est pas mince pour le marketing : dès lors qu'un système crée, le champ des applications s'élargit à la rédaction de messages publicitaires, à la génération de visuels de produits, à la conduite d'une conversation ou à la personnalisation de contenus en temps réel. Ce mouvement avait été anticipé, l'automatisation et la personnalisation étant placées au cœur du marketing à venir avant même que les modèles génératifs n'en fournissent les moyens (Rust, 2020).

Trois propriétés intéressent particulièrement les chercheurs en marketing. Le caractère conversationnel d'abord : l'échange se déroule en langage naturel, ce qui rapproche l'achat en ligne d'une interaction interpersonnelle. Ce registre relationnel relève de ce que la littérature nomme la *feeling AI*, encore majoritairement dévolue à l'humain au niveau de développement atteint (Huang & Rust, 2021), position que l'IA générative conduit à réexaminer. La personnalisation dynamique ensuite : les travaux sur l'IA en marketing montrent que ses effets dépendent notamment du niveau d'intelligence mobilisé et du type de tâche confié au système (Davenport, Guha, Grewal & Bressgott, 2020). La troisième propriété est plus embarrassante : les modèles génératifs peuvent produire des sorties variables ou erronées, ce qui ouvre des possibilités créatives mais introduit aussi de l'incertitude dans l'usage (Peres, Schreier, Schweidel & Sorescu, 2023 ; Cillo & Rubera, 2025).

1.2. Le parcours d'achat du consommateur : cadre conceptuel

Longtemps le parcours d'achat, ou *customer journey*, s'est laissé décrire comme une séquence linéaire, sur le modèle AIDA (Attention, Intérêt, Désir, Action). Des représentations plus souples ont pris le relais, mieux ajustées aux allers-retours du comportement réel. Le modèle des « 5A » en donne la mesure (Kotler, Kartajaya & Setiawan, 2017) : prise de conscience (Aware), attraction (Appeal), recherche d'information (Ask), achat (Act), recommandation (Advocate), le tout traversé par les boucles de rétroaction propres aux environnements numériques.

L'expérience client se définit comme l'ensemble des réponses cognitives, émotionnelles, comportementales, sensorielles et sociales qu'une marque suscite au fil du pré-achat, de l'achat et du post-achat (Lemon & Verhoef, 2016). Cette conception multidimensionnelle sert notre objet, car l'IA générative agit sur plusieurs de ces registres en même temps : elle assiste la décision, adopte un ton et une apparence anthropomorphiques, allège le parcours, produit enfin des contenus destinés à circuler. La traiter comme un simple outil d'aide à la décision reviendrait à en manquer l'essentiel.

Pré-achat, achat, post-achat : c'est cette segmentation qui structure l'analyse des opportunités comme celle des résistances.

1.3. IA et marketing : évolution de la littérature

Les modèles génératifs déplacent à nouveau l'attention, cette fois vers l'expérience que fait le consommateur de systèmes capables de produire, et non plus seulement de trier ou de recommander. Une grille précieuse distingue quatre types d'expérience entre consommateur et intelligence artificielle : la capture de données, la classification, la délégation et l'expérience sociale (Puntoni, Reczek, Giesler & Botti, 2021). Chacune se retrouve, à des degrés divers, aux différentes étapes du parcours, ce qui permet de situer les usages génératifs au lieu de les traiter en bloc. Un éclairage complémentaire vient d'une revue systématique conduite par couplage bibliographique, qui cartographie huit ensembles thématiques allant de la logique computationnelle et des réseaux de neurones jusqu'aux processus de décision et aux comportements de consommation, et révèle une littérature encore dispersée entre traditions disciplinaires (Mariani, Perez-Vega & Wirtz, 2022).

1.4. Théories mobilisées : acceptation technologique et résistance à l'innovation

Le Technology Acceptance Model rapporte l'adoption d'une technologie à deux perceptions, celle de son utilité et celle de sa facilité d'usage (Davis, 1989). L'UTAUT en élargit la portée : s'y ajoutent l'influence sociale, les conditions facilitatrices et des variables individuelles comme l'âge ou l'expérience (Venkatesh, Morris, Davis & Davis, 2003), dont notre modèle retiendra une partie parmi les modérateurs. Ces deux cadres expliquent bien pourquoi une technologie est adoptée. Ils disent peu de choses des raisons pour lesquelles elle est refusée. Un troisième apport leur est ici associé pour la mesure du risque : la décomposition du risque perçu en facettes de

performance, financière, temporelle, psychologique, sociale et de confidentialité, proposée pour l'adoption des services électroniques (Featherman & Pavlou, 2003).

C'est là qu'intervient la théorie de la résistance à l'innovation (Ram & Sheth, 1989), la plus proche de notre objet. Son apport tient à un déplacement : le refus n'y est pas un défaut d'adoption, mais un phénomène doté de sa propre logique. Cinq barrières sont distinguées, réparties en deux familles, fonctionnelles et psychologiques : la barrière d'usage, lorsque l'innovation heurte des habitudes établies ; la barrière de valeur, lorsque le rapport entre bénéfice et coût perçu reste défavorable ; la barrière de risque, liée à l'incertitude ; la barrière de tradition, qui renvoie aux normes sociales et culturelles ; la barrière d'image, lorsque la catégorie d'innovation souffre elle-même d'une représentation négative.

Des travaux plus récents prolongent ce cadre, qu'il s'agisse de l'aversion algorithmique (Dietvorst, Simmons & Massey, 2015), de la résistance à l'IA dans les décisions engageant la personne (Longoni, Bonezzi & Morewedge, 2019 ; Castelo, Bos & Lehmann, 2019) ou du refus de l'automatisation dans les comportements liés à l'identité (Leung, Paolacci & Puntoni, 2018). Les algorithmes inspirent davantage confiance pour les tâches perçues comme objectives que pour celles qui paraissent subjectives, et cette perception d'objectivité est elle-même malléable (Castelo, Bos & Lehmann, 2019). L'asymétrie explique une part importante des résistances observées à certaines étapes du parcours d'achat. Elle est complétée par un résultat plus directement transposable au champ marchand : la recommandation algorithmique est mieux reçue lorsque l'attribut recherché est utilitaire, et la recommandation humaine lorsqu'il est hédonique, mécanisme désigné sous le nom d'effet word-of-machine (Longoni & Cian, 2022).

1.5. Démarche méthodologique de la revue de littérature

Nous ne produisons pas de données primaires. L'objet est trop récent pour se prêter à une mesure empirique stabilisée, et le travail consiste donc à organiser des travaux existants, dans une perspective théorique et interprétative. La démarche procède en quatre temps : définition des entrées de sélection, constitution du corpus, filtrage selon des critères d'inclusion et d'exclusion explicites, puis analyse thématique.

Trois entrées ont guidé la sélection : le parcours d'achat et l'expérience client, l'acceptation des technologies, la résistance des consommateurs à l'innovation. Les critères d'inclusion retenus sont les suivants : contribution portant sur le comportement du consommateur ou sur la relation

client ; publication dans une revue à comité de lecture, un ouvrage de référence, une publication professionnelle reconnue ou une source réglementaire institutionnelle ; apport théorique ou empirique mobilisable pour l'un des trois axes. Les travaux strictement techniques, consacrés à l'architecture des modèles sans lien avec le comportement du consommateur, ont été écartés ; seule exception, la contribution de Vaswani et al. (2017), indispensable pour caractériser l'architecture sur laquelle reposent ces systèmes.

L'échantillon documentaire ainsi constitué compte quarante-deux sources. Il se compose pour l'essentiel d'articles de revues à comité de lecture en marketing, en recherche sur le consommateur et en psychologie, auxquels s'ajoutent des ouvrages de référence, une publication professionnelle et une source réglementaire institutionnelle. L'amplitude chronologique, de 1970 à 2025, s'explique par la nécessité de conserver les travaux fondateurs sur l'acceptation technologique et la résistance à l'innovation, sans lesquels l'analyse des modèles génératifs resterait sans appui ; plus des deux tiers des références datent cependant de 2019 ou après, et un quart de 2023 ou après, c'est-à-dire de la période qui suit la diffusion publique des modèles génératifs.

L'analyse thématique du corpus a fait apparaître trois axes, qui commandent l'organisation de ce qui suit : les opportunités propres à chaque phase, les registres de résistance, les variables qui les modèrent. Chaque source a en outre été rattachée à l'une des composantes du modèle conceptuel proposé en section 4, de manière à rendre traçable le passage de la littérature aux hypothèses, aux variables explicatives et aux instruments de mesure envisagés (tableaux 2 et 3).

2. Opportunités de l'IA générative dans le parcours d'achat

L'apport de l'IA générative ne se lit pas de la même façon selon le moment du parcours : ce qu'elle change au pré-achat n'a que peu à voir avec ce qu'elle change une fois la transaction conclue.

2.1. Phase de pré-achat : recherche d'information et personnalisation

Dès le pré-achat, la recherche d'information se déplace. Les assistants conversationnels accueillent des demandes complexes et librement formulées, du type « je cherche un cadeau pour ma mère, qui aime le jardinage et le thé, avec un budget de cinquante euros », là où la requête par mots-clés impose au consommateur de traduire son besoin en termes indexables. On peut en

attendre un allègement de la charge cognitive et un sentiment d'accompagnement individualisé ; l'ampleur de ce déplacement et de ses effets reste toutefois à mesurer.

Du côté des marques, la génération automatique de descriptions de produits, de visuels ou de courtes séquences vidéo permet d'étendre les possibilités de personnalisation ; le message peut alors être ajusté au profil, à l'historique et au contexte du destinataire, selon les données disponibles et la tâche confiée au système (Davenport, Guha, Grewal & Bressgott, 2020). Cette montée en personnalisation s'inscrit plus largement dans les usages de l'IA orientés vers l'analyse, la décision et l'adaptation du service au client (Davenport, Guha, Grewal & Bressgott, 2020). Bien maîtrisée, elle accroît la pertinence perçue de l'offre et peut susciter l'engagement dès les premières étapes.

Les résultats disponibles invitent toutefois à ne pas généraliser : l'attitude envers une publicité générée par IA varie selon le type d'argument employé et selon le rôle social prêté à l'algorithme (Chen, Wang, Rao Hill & Li, 2024). L'écart n'est pas nécessairement imputable à la qualité du contenu lui-même : à contenu identique, l'évaluation se dégrade lorsque la production est attribuée à une IA plutôt qu'à un humain, ce qui suggère un biais d'attribution plutôt qu'un déficit de production (Zhang & Gosline, 2023).

2.2. Phase d'achat : aide à la décision et réduction du risque perçu

Au moment de l'achat, deux voies principales. La première passe par les outils de simulation et d'essayage virtuel : vêtement, aménagement intérieur, produit configurable, tous permettent de visualiser le résultat avant la transaction. Ces outils sont présentés dans la littérature sur les technologies marketing comme susceptibles d'enrichir l'expérience et l'information disponibles au moment du choix ; leur effet précis sur l'incertitude ou sur les retours reste toutefois à établir pour les outils génératifs (Grewal, Hulland, Kopalle & Karahanna, 2020). La seconde voie est celle des agents conversationnels : ils comparent les options, répondent aux objections et reprennent, dans une certaine mesure, la fonction autrefois dévolue au vendeur en magasin.

Nous faisons ici l'hypothèse qu'un tel accompagnement conversationnel peut réduire la friction décisionnelle, notamment lorsque l'achat exige de comparer de nombreuses informations. Un point d'appui existe : dans un contexte de démarchage téléphonique, les agents conversationnels se révèlent aussi efficaces que des vendeurs expérimentés tant que leur nature machinique n'est pas divulguée, l'efficacité chutant sensiblement dès que la divulgation intervient en amont de

l'échange (Luo, Tong, Fang & Qu, 2019). L'effet net dépend donc autant du dispositif que de son degré de transparence. Cette proposition reste à tester empiriquement dans le parcours d'achat proprement dit.

2.3. Phase post-achat : service client et fidélisation augmentés

Après la transaction, le service après-vente et la fidélisation constituent également des terrains d'application de l'IA générative. Les agents conversationnels peuvent traiter des requêtes formulées en langage naturel et produire des réponses adaptées au contexte de l'échange, ouvrant des possibilités d'automatisation et de personnalisation de la relation client (Peres, Schreier, Schweidel & Sorescu, 2023 ; Grewal, Saturnino, Davenport & Guha, 2025). Ces usages peuvent contribuer à améliorer la satisfaction lorsqu'ils sont perçus comme une amélioration du service plutôt que comme une réduction de coûts, distinction établie à propos des robots de service déployés en hôtellerie et en restauration (Belanche, Casaló & Flavián, 2021) et confirmée pour les agents de service, dont les réactions négatives tiennent pour partie à la motivation de réduction des coûts que les clients leur prêtent (Castelo, Boegershausen, Hildebrand & Henkel, 2023). Le maintien d'un accès à un conseiller humain constitue dès lors une préconisation raisonnable, qui demande elle aussi à être validée empiriquement pour les agents génératifs.

3. Résistances des consommateurs face à l'IA générative

Les opportunités ne suffisent pas à rendre compte des comportements observés. L'IA générative rencontre, dans le parcours d'achat, des résistances de natures différentes, qu'il faut examiner séparément avant de chercher ce qui en module l'intensité. Rien n'indique cependant qu'elles soient irréductibles : dans le champ des services de santé, la résistance des consommateurs à l'IA apparaît susceptible d'être atténuée (Gaczek, Pozharliev, Leszczyński & Zieliński, 2023). Obtenu hors du parcours d'achat, ce résultat invite à envisager les résistances comme des obstacles modulables plutôt que comme des refus arrêtés, sans qu'une telle modulation ait été démontrée pour l'IA générative en contexte marchand.

3.1. Résistances cognitives

La première catégorie relève du cognitif et procède de l'opacité des systèmes génératifs, ce que l'on nomme couramment l'effet « boîte noire ». Rares sont les consommateurs qui possèdent les connaissances techniques nécessaires pour comprendre comment un modèle de langage parvient à ses productions ; il en résulte des croyances erronées sur ce qu'un algorithme sait faire,

documentées pour les tâches perçues comme subjectives (Castelo, Bos & Lehmann, 2019). S'y ajoute le phénomène des « hallucinations », ces contenus erronés que le système présente avec toutes les apparences de la certitude. Ce type de limite est rangé parmi les menaces que la diffusion de l'IA générative fait peser sur la pratique du marketing (Peres, Schreier, Schweidel & Sorescu, 2023) et tient à la nature probabiliste de la génération elle-même (Cillo & Rubera, 2025). Plus généralement, l'observation d'erreurs algorithmiques peut dégrader la confiance et favoriser l'évitement de l'algorithme (Dietvorst, Simmons & Massey, 2015).

3.2. Résistances émotionnelles

La deuxième catégorie est affective. Elle se rattache à l'aversion algorithmique (Dietvorst, Simmons & Massey, 2015) : après une erreur, la confiance se dégrade plus vite envers un algorithme qu'envers un humain, alors même que l'algorithme reste globalement plus performant. Cette aversion n'est cependant pas générale. Pour des tâches d'estimation numérique, le conseil algorithmique est au contraire préféré au conseil humain (Logg, Minson & Moore, 2019), ce qui a conduit à reformuler le phénomène : il s'agirait moins d'une aversion à l'algorithme que d'une préférence pour l'humain, activée dans certains contextes seulement (Morewedge, 2022). Cette reformulation importe pour notre objet, car elle situe la résistance non dans la technologie mais dans la configuration de la tâche.

Un mécanisme voisin est parfois invoqué, celui de la vallée de l'étrange, formulé à l'origine à propos de la ressemblance physique des robots (Mori, 1970/2012) : au-delà d'un certain seuil de similitude, la familiarité cède au malaise. Il a été observé en contexte de service, où l'humanisation des robots accroît le sentiment de menace pour l'identité humaine et déclenche des réponses compensatoires chez le client (Mende, Scott, van Doorn, Grewal & Shanks, 2019). Son extension aux agents conversationnels, dont la ressemblance est comportementale et langagière plutôt que morphologique, demeure une hypothèse de travail.

Reste une dernière dimension affective : le sentiment de perdre la main sur la relation commerciale, particulièrement vif lorsque tout le parcours passe par des systèmes automatisés sans qu'un interlocuteur humain soit joignable. Il est observé à propos des robots de service déployés en hôtellerie et en restauration, où les clients réinterprètent les intentions de l'entreprise (Belanche, Casaló & Flavián, 2021 ; Castelo, Boegershausen, Hildebrand & Henkel, 2023). Le

mécanisme paraît transposable aux agents conversationnels génératifs ; il n'a pas été établi pour eux.

3.3. Résistances éthiques et liées à la confidentialité

Le troisième registre est éthique, et il occupe une place croissante dans les travaux récents. Trois préoccupations s'y distinguent. La première touche aux données personnelles : personnaliser suppose de collecter et d'analyser des volumes considérables de données comportementales, d'où des craintes de surveillance commerciale et d'usage non consenti (Puntoni, Reczek, Giesler & Botti, 2021). Ces craintes se structurent, dans les travaux sur la vie privée, autour de trois dimensions désormais standardisées, la collecte, le contrôle et la conscience des pratiques (Malhotra, Kim & Agarwal, 2004), dont les enjeux proprement marketing ont été systématisés par ailleurs (Martin & Murphy, 2017).

La deuxième a trait à la manipulation. La personnalisation fondée sur les caractéristiques ou vulnérabilités d'un individu peut soulever la question de la frontière entre adaptation du message et influence induite. Cette préoccupation est particulièrement sensible lorsque les systèmes exploitent des vulnérabilités susceptibles d'altérer le comportement des personnes, pratiques auxquelles le cadre européen sur l'intelligence artificielle accorde une attention spécifique (Règlement UE 2024/1689).

3.4. Facteurs modérateurs

Ces résistances ne se distribuent pas uniformément. Quatre variables modératrices sont retenues, chacune adossée à une source identifiée.

L'âge intervient d'abord, l'UTAUT le posant comme modérateur de l'intention d'usage (Venkatesh, Morris, Davis & Davis, 2003). On peut en attendre une moindre réticence chez les consommateurs les plus jeunes, sans qu'un tel résultat ait été établi pour l'IA générative, ce que traduit le statut d'hypothèse accordé à H6a.

On supposerait volontiers un effet comparable de la littératie numérique, mieux comprendre le fonctionnement d'un système réduisant l'incertitude perçue et, avec elle, la résistance cognitive. Les travaux récents contredisent cette intuition. Sur une série d'études menées dans plusieurs pays, les individus les moins compétents en matière d'IA figurent souvent parmi les plus réceptifs, l'outil leur apparaissant comme une prouesse difficilement explicable (Tully, Longoni

& Appel, 2025). Le lien entre littératie et acceptation reste donc ambivalent, et nous le traitons comme une hypothèse à tester plutôt que comme un acquis (H6b).

Le type de produit compte également. Les catégories utilitaires se prêtent mieux à l'intervention de l'IA que les catégories hédoniques ou fortement liées à l'identité : l'effet word-of-machine établit que la recommandation algorithmique est préférée pour les attributs utilitaires et la recommandation humaine pour les attributs hédoniques (Longoni & Cian, 2022), résultat convergent avec le refus de l'automatisation dans les comportements identitaires (Leung, Paolacci & Puntoni, 2018) et avec le mécanisme d'uniqueness neglect établi en contexte médical (Longoni, Bonezzi & Morewedge, 2019). La mesure du caractère hédonique ou utilitaire d'une catégorie de produits dispose par ailleurs d'une échelle validée (Voss, Spangenberg & Grohmann, 2003), ce qui rend l'hypothèse H6c directement testable.

Reste la transparence. La perception d'objectivité d'une tâche est malléable, et agir sur elle modifie la confiance accordée à l'algorithme (Castelo, Bos & Lehmann, 2019). Les résultats sur la divulgation vont dans un sens plus nuancé : révéler la nature machinique d'un agent conversationnel avant l'échange réduit sensiblement son efficacité, alors qu'une divulgation postérieure à l'engagement du client atténue cet effet (Luo, Tong, Fang & Qu, 2019). Transparence et acceptation n'évoluent donc pas nécessairement dans le même sens, ce dont la formulation de l'hypothèse H6d doit tenir compte : nous postulons qu'une transparence perçue plus élevée réduit les résistances cognitives et éthiques, sans exclure qu'elle en accroisse d'autres.

4. Proposition d'un modèle conceptuel intégrateur

Ce double examen appelle un modèle. Celui que nous proposons rassemble dans un même cadre les éléments dégagés jusqu'ici : antécédents technologiques, perceptions du consommateur, facteurs modérateurs, et comportement final d'adoption ou d'évitement.

Représenté dans la figure 1, il s'organise en cinq blocs que relient des relations directes et modératrices ; le tableau 1 en récapitule les composantes et les fondements théoriques.

Tableau N°1 : Composantes du modèle conceptuel intégrateur

Bloc conceptuel	Composantes	Fondement théorique mobilisé
1. Antécédents technologiques	Personnalisation dynamique ; interactivité conversationnelle ; capacité générative (nouveau du contenu)	Rust (2020) ; Huang & Rust (2021) ; Cillo & Rubera (2025)
2. Perceptions du consommateur	Bénéfices perçus (utilité, gain de temps, pertinence) ; risques perçus (opacité, perte de contrôle, atteinte à la vie privée)	TAM, Davis (1989) ; UTAUT, Venkatesh et al. (2003) ; Featherman & Pavlou (2003)
3. Résistances	Résistance cognitive (boîte noire, hallucinations) ; résistance émotionnelle (aversion algorithmique, vallée de l'étrange) ; résistance éthique (données, manipulation, biais)	Ram & Sheth (1989) ; Dietvorst et al. (2015) ; Mori (1970/2012) ; Longoni et al. (2019) ; Castelo et al. (2019) ; Mende et al. (2019) ; Malhotra et al. (2004)
4. Facteurs modérateurs	Âge / génération ; littératie en IA ; type de produit (hédonique vs utilitaire) ; transparence perçue de l'IA	Venkatesh et al. (2003) ; Tully et al. (2025) ; Longoni & Cian (2022) ; Voss et al. (2003) ; Luo et al. (2019)
5. Comportement résultant	Adoption et engagement ; adoption partielle (usage hybride homme-IA) ; évitement / rejet	Continuum proposé par les auteurs, à partir de Puntoni et al. (2021) et Venkatesh et al. (2003)

Source : élaboré par les auteures sur la base de la revue de littérature (2026).

Un ensemble de variables individuelles et contextuelles (bloc 4) module cette chaîne : l'âge, la littératie en IA, la nature hédonique ou utilitaire du produit, la transparence perçue de l'IA. Selon la configuration, elles renforcent ou atténuent sensiblement les résistances observées.

Le comportement final (bloc 5) n'est pas ramené à une alternative entre acceptation et refus. Nous lui préférons un continuum : de l'adoption pleine à l'usage hybride, où le consommateur accepte l'assistance générative tout en gardant la possibilité de s'adresser à un humain, jusqu'au rejet. C'est l'apport principal du modèle. Réduire la question à un choix binaire ferait disparaître le recours sélectif, dont la part parmi les postures observées reste à établir.

4.1. Hypothèses de recherche et leurs sources

Neuf hypothèses découlent du modèle et explicitent les relations postulées entre les cinq blocs. Elles sont formulées en vue d'une validation empirique ultérieure. Conformément à l'exigence de traçabilité, chacune est rattachée ci-après au travail dont elle est déduite, puis récapitulée dans le tableau 2.

H1. Les antécédents technologiques de l'IA générative, personnalisation dynamique, interactivité conversationnelle et capacité générative, influencent positivement les bénéfices perçus par le consommateur.

H2. Ces mêmes antécédents technologiques influencent positivement les risques perçus par le consommateur.

H3. Les bénéfices perçus influencent négativement l'intensité des résistances, qu'elles soient cognitives, émotionnelles ou éthiques.

H4. Les risques perçus influencent positivement l'intensité de ces mêmes résistances.

H5. L'intensité des résistances influence négativement l'adoption de l'IA générative dans le parcours d'achat et favorise soit un usage hybride homme-IA, soit un évitement.

H6a. L'âge modère la relation entre perceptions et résistances : la résistance décroît à mesure que l'âge diminue, l'effet étant supposé le plus marqué chez les consommateurs de la génération Z.

H6b. La littératie en IA modère la relation entre perceptions et résistances : un niveau de littératie plus élevé réduit la résistance cognitive.

H6c. Le type de produit modère la relation entre perceptions et résistances : la résistance est plus marquée pour les catégories de produits hédoniques que pour les catégories utilitaires.

H6d. La transparence perçue de l'IA modère la relation entre perceptions et résistances : une transparence perçue plus élevée réduit les résistances cognitives et éthiques.

Tableau N°2 : Hypothèses, relations postulées et sources théoriques

Hyp.	Relation postulée	Source(s) dont l'hypothèse est déduite
H1	Antécédents technologiques → bénéfices perçus (+)	Davis (1989), utilité perçue ; Rust (2020) ; Davenport, Guha, Grewal & Bressgott (2020) ; Huang & Rust (2021)
H2	Antécédents technologiques → risques perçus (+)	Puntoni, Reczek, Giesler & Botti (2021), expériences de capture et de classification ; Featherman & Pavlou (2003) ; Martin & Murphy (2017)
H3	Bénéfices perçus → résistances (-)	Ram & Sheth (1989), barrière de valeur ; Davis (1989) ; Venkatesh et al. (2003)
H4	Risques perçus → résistances (+)	Ram & Sheth (1989), barrière de risque ; Featherman & Pavlou (2003) ; Malhotra, Kim & Agarwal (2004)
H5	Résistances → adoption (-), usage hybride ou évitement	Ram & Sheth (1989) ; Dietvorst, Simmons & Massey (2015) ; Puntoni et al. (2021) ; Morewedge (2022)
H6a	Âge modérateur	Venkatesh, Morris, Davis & Davis (2003), l'âge y est modérateur de l'intention d'usage
H6b	Littératie en IA modératrice	Venkatesh et al. (2003) ; Tully, Longoni & Appel (2025), relation négative entre littératie en IA et réceptivité
H6c	Type de produit (hédonique vs utilitaire) modérateur	Longoni, Bonezzi & Morewedge (2019), uniqueness neglect ; Leung, Paolacci &

Hyp.	Relation postulée	Source(s) dont l'hypothèse est déduite
		Puntoni (2018) ; Longoni & Cian (2022), effet word-of-machine
H6d	Transparence perçue modératrice	Castelo, Bos & Lehmann (2019), malléabilité de la perception d'objectivité ; Luo, Tong, Fang & Qu (2019), effets de la divulgation ; Règlement UE 2024/1689

Source : élaboré par les auteures sur la base de la revue de littérature (2026).

4.2. Variables explicatives et instruments de mesure envisagés

Le modèle n'ayant pas encore été soumis à un test empirique, les variables et les items qui suivent sont proposés à titre d'opérationnalisation prospective. Ils sont présentés ici afin de rendre explicite le passage de la revue de littérature aux instruments de mesure, et de permettre au lecteur d'en apprécier la filiation. Le tableau 3 en récapitule la définition, la nature et les sources de mesure retenues ; les échelles seront de type Likert à sept points, à l'exception du différentiel sémantique employé pour le caractère hédonique ou utilitaire du produit.

Tableau N°3 : Variables, items indicatifs et sources de mesure envisagées

Variable	Définition retenue	Item indicatif proposé	Source de mesure envisagée
Personnalisation dynamique	Degré d'ajustement perçu des contenus au profil et au contexte du client	« Les contenus que cet outil me propose sont adaptés à ma situation »	Adapté de Davenport et al. (2020) ; Rust (2020)
Interactivité conversationnelle	Fluidité perçue de l'échange en langage naturel	« Échanger avec cet outil ressemble à une conversation »	Adapté de Huang & Rust (2021)
Capacité générative	Perception que le système produit un	« Cet outil crée des contenus qui	Élaboré par les auteures à partir

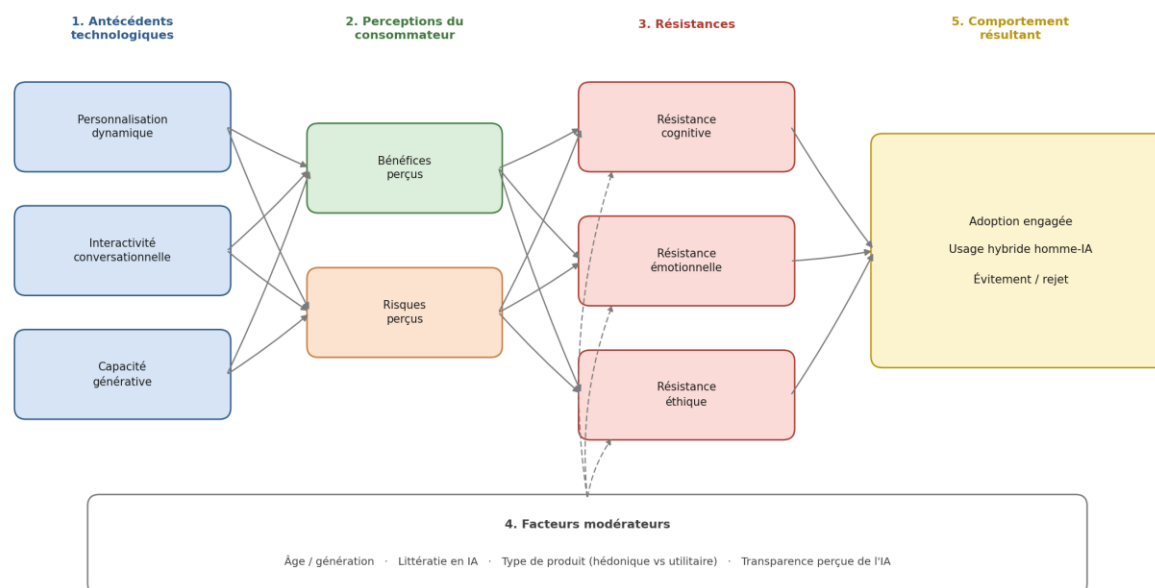
Variable	Définition retenue	Item indicatif proposé	Source de mesure envisagée
	contenu nouveau plutôt qu'il ne sélectionne	n'existaient pas avant ma demande »	de Peres et al. (2023) ; Cillo & Rubera (2025)
Bénéfices perçus	Utilité, gain de temps et pertinence attribués à l'usage	« Utiliser cet outil me ferait gagner du temps dans mes achats »	Davis (1989) ; Venkatesh et al. (2003)
Risques perçus	Risques de performance, de perte de contrôle et d'atteinte à la vie privée	« Je crains que les informations fournies par cet outil soient inexactes »	Featherman & Pavlou (2003) ; Malhotra, Kim & Agarwal (2004)
Résistance cognitive	Rejet fondé sur l'opacité du système et la difficulté à en évaluer les productions	« Je ne comprends pas comment cet outil parvient à ses réponses »	Ram & Sheth (1989) ; Castelo et al. (2019) ; Jakesch et al. (2023)
Résistance émotionnelle	Malaise, défiance après erreur et sentiment de non-prise en compte de sa singularité	« Cet outil ne peut pas tenir compte de ce que ma situation a de particulier »	Dietvorst et al. (2015) ; Longoni et al. (2019) ; Mende et al. (2019)
Résistance éthique	Préoccupations de surveillance, de	« Mes données personnelles pourraient être	Malhotra et al. (2004) ; Puntoni et al. (2021) ;

Variable	Définition retenue	Item indicatif proposé	Source de mesure envisagée
	manipulation et de biais	utilisées à mon insu »	Martin & Murphy (2017)
Âge / génération	Variable sociodémographique, en classes générationnelles	Année de naissance, recodée en classes	Venkatesh et al. (2003)
Littératie en IA	Niveau de compréhension du fonctionnement des systèmes d'IA	« Je sais expliquer comment un outil comme celui-ci produit ses réponses »	Tully, Longoni & Appel (2025)
Type de produit	Caractère hédonique ou utilitaire de la catégorie de produits	Différentiel sémantique : « inutile / utile », « ennuyeux / amusant »	Voss, Spangenberg & Grohmann (2003) ; Longoni & Cian (2022)
Transparence perçue	Perception que le recours à l'IA et son rôle sont clairement signalés	« Il m'a été clairement indiqué que je m'adressais à une intelligence artificielle »	Luo et al. (2019) ; Castelo et al. (2019) ; Règlement UE 2024/1689
Comportement résultant	Position sur le continuum adoption / usage hybride / évitement	« J'utiliserais cet outil, mais je vérifierais auprès	Venkatesh et al. (2003) ; continuum proposé par les

Variable	Définition retenue	Item indicatif	Source de mesure envisagée
		d'un conseiller humain »	auteurs à partir de Puntoni et al. (2021)

Source : élaboré par les auteures sur la base de la revue de littérature (2026).

Figure N°1 : Représentation schématique du modèle conceptuel intégrateur



Source : élaboré par les auteures (2026).

5. Discussion et implications

Reste à en tirer les conséquences, pour les praticiens comme pour la recherche.

5.1. Implications managériales

Trois recommandations. La première tient à l'articulation entre intervention humaine et intelligence artificielle : confier à l'IA générative les tâches procédurales et objectives, recherche d'information, suivi de commande, assistance technique de premier niveau, et garantir un accès rapide à un interlocuteur humain dès que la décision engage l'émotion ou l'identité. On tire ainsi parti des gains d'efficacité sans réveiller les résistances affectives. Cette orientation rejoint une

conclusion déjà formulée pour l'IA en général, selon laquelle la technologie produit davantage d'effet lorsqu'elle augmente le jugement humain plutôt qu'elle ne le remplace (Davenport, Guha, Grewal & Bressgott, 2020), et elle est cohérente avec le refus de l'automatisation observé dans les comportements liés à l'identité (Leung, Paolacci & Puntoni, 2018).

La troisième invite à différencier la stratégie selon la catégorie de produits. Les catégories utilitaires paraissent se prêter à une automatisation plus poussée que les catégories hédoniques ou fortement liées à l'identité, pour lesquelles le maintien d'une présence humaine perçue demeure préférable, quand bien même celle-ci s'appuierait en amont sur des dispositifs génératifs. Cette différenciation prolonge l'asymétrie observée entre tâches perçues comme objectives et tâches perçues comme subjectives (Castelo, Bos & Lehmann, 2019) ainsi que l'effet word-of-machine (Longoni & Cian, 2022), sans avoir été testée pour l'IA générative dans le parcours d'achat.

5.2. Voies de recherche future

Le premier prolongement consiste à soumettre les neuf hypothèses à un test statistique, par exemple au moyen d'une enquête quantitative traitée par équations structurelles, en mobilisant les instruments de mesure recensés au tableau 3, afin d'apprécier l'effet des variables modératrices, âge, littératie en IA, type de produit, transparence perçue, sur la relation entre perceptions et résistances.

Une troisième piste, qualitative, passerait par des entretiens approfondis ou par l'observation de parcours d'achat numériques. Il s'agirait de saisir comment les consommateurs négocient concrètement leur rapport à l'IA générative, entre contournement, vérification croisée et usage sélectif.

Une quatrième piste, expérimentale, découle directement des résultats contradictoires relevés sur la transparence. Un plan factoriel croisant le moment de la divulgation, son motif et le caractère hédonique ou utilitaire du produit permettrait de départager les effets attendus de H6c et de H6d, que la littérature existante ne permet pas encore d'ordonner.

Conclusion

Ces opportunités s'accompagnent de résistances dont l'intensité varie selon l'âge, la littératie en IA, le type de produit et la transparence attribuée à l'algorithme. En articulant acceptation technologique et résistance à l'innovation, nous avons proposé un modèle conceptuel et neuf hypothèses qui dépassent l'opposition entre acceptation et rejet pour restituer un continuum allant de l'adoption engagée à l'évitement, en passant par des usages hybrides. Les sources théoriques de chaque hypothèse, les variables explicatives et les instruments de mesure envisagés ont été explicités, de manière à rendre le modèle directement testable.

Quarante-deux sources composent la revue sur laquelle repose ce résultat ; leur lecture thématique a permis de faire dialoguer les travaux fondateurs sur l'acceptation technologique et les recherches consacrées depuis 2023 aux modèles génératifs. Nous ne produisons pas de données primaires, mais nous organisons les résultats empiriques disponibles. Ceux-ci s'accordent sur la sensibilité de l'acceptation au type de tâche et à la perception qu'a le consommateur d'être ou non traité comme un cas singulier ; les résultats récents sur la littératie en IA peuvent contredire l'intuition selon laquelle une meilleure compréhension accroîtrait nécessairement la réceptivité, ce qui justifie le statut d'hypothèse accordé à cette variable (Tully, Longoni & Appel, 2025). Plusieurs des mécanismes retenus ayant été établis hors du parcours d'achat, leur portée reste à confirmer dans un contexte marchand.

Le travail n'est pas sans limites. Il demeure conceptuel, faute d'un recul suffisant sur des usages encore récents, et appelle donc une validation empirique. Une partie des résultats mobilisés provient par ailleurs de terrains voisins mais distincts, l'intelligence artificielle médicale ou les robots de service en hôtellerie, dont la transposition au parcours d'achat numérique reste une hypothèse de travail. Les items proposés au tableau 3, enfin, n'ont pas encore été soumis à une validation psychométrique dans ce contexte précis. La littérature retenue est majoritairement nord-américaine et européenne, ce qui restreint la portée des conclusions ailleurs, en Afrique notamment, où le rapport à la technologie et à la confiance algorithmique peut obéir à d'autres logiques.

Sur le plan théorique, le rapprochement entre les modèles d'acceptation technologique et la théorie de la résistance à l'innovation montre que les bénéfices et les risques perçus doivent être étudiés simultanément. Sur le plan méthodologique, la revue structurée de quarante-deux sources

et leur analyse thématique ont permis de relier les propriétés de l'IA générative aux perceptions, aux résistances, aux variables modératrices et aux comportements résultants. Sur le plan des résultats conceptuels, cette mise en relation conduit à distinguer trois registres de résistance et quatre modérateurs, puis à formuler neuf hypothèses susceptibles d'être testées empiriquement. La contribution proposée tient ainsi moins à l'affirmation d'un effet universel de l'IA qu'à l'identification des conditions dans lesquelles le consommateur accepte, combine ou évite l'assistance générative.

BIBLIOGRAPHIE

Belanche, D., Casaló, L. V., & Flavián, C. (2021). Frontline robots in tourism and hospitality: Service enhancement or cost reduction? *Electronic Markets*, 31(3), 477-492.

<https://doi.org/10.1007/s12525-020-00432-5>

Castelo, N., Boegershausen, J., Hildebrand, C., & Henkel, A. P. (2023). Understanding and improving consumer reactions to service bots. *Journal of Consumer Research*, 50(4), 848-863.

Castelo, N., Bos, M. W., & Lehmann, D. R. (2019). Task-dependent algorithm aversion. *Journal of Marketing Research*, 56(5), 809-825.

<https://doi.org/10.1177/0022243719851788>

Chen, Y., Wang, H., Rao Hill, S., & Li, B. (2024). Consumer attitudes toward AI-generated ads: Appeal types, self-efficacy and AI's social role. *Journal of Business Research*, 185, 114867.

<https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2024.114867>

Chui, M., Roberts, R., & Yee, L. (2022). Generative AI is here: How tools like ChatGPT could change your business. McKinsey & Company, McKinsey Digital.

<https://www.mckinsey.com/capabilities/quantumblack/our-insights/generative-ai-is-here-how-tools-like-chatgpt-could-change-your-business>

Cillo, P., & Rubera, G. (2025). Generative AI in innovation and marketing processes: A roadmap of research opportunities. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 53(3), 684-701.

<https://doi.org/10.1007/s11747-024-01044-7>

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>

Davis, F. D. (1989). Perceived usefulness, perceived ease of use, and user acceptance of information technology. *MIS Quarterly*, 13(3), 319-340.

<https://doi.org/10.2307/249008>

Dietvorst, B. J., Simmons, J. P., & Massey, C. (2015). Algorithm aversion: People erroneously avoid algorithms after seeing them err. *Journal of Experimental Psychology: General*, 144(1), 114-126.

<https://doi.org/10.1037/xge0000033>

- Featherman, M. S., & Pavlou, P. A. (2003). Predicting e-services adoption: A perceived risk facets perspective. *International Journal of Human-Computer Studies*, 59(4), 451-474.
- Gaczek, P., Pozharliev, R., Leszczyński, G., & Zieliński, M. (2023). Overcoming consumer resistance to AI in general health care. *Journal of Interactive Marketing*, 58(2-3), 321-338.
<https://doi.org/10.1177/10949968221151061>
- 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>
- Grewal, D., Satornino, C. B., Davenport, T., & Guha, A. (2025). How generative AI is shaping the future of marketing. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 53(3), 702-722.
<https://doi.org/10.1007/s11747-024-01064-3>
- Hermann, E., & Puntoni, S. (2024). Artificial intelligence and consumer behavior: From predictive to generative AI. *Journal of Business Research*, 180, 114720.
<https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2024.114720>
- Huang, M.-H., & Rust, R. T. (2021). Engaged to a robot? The role of AI in service. *Journal of Service Research*, 24(1), 30-41.
<https://doi.org/10.1177/1094670520902266>
- Jakesch, M., Hancock, J. T., & Naaman, M. (2023). Human heuristics for AI-generated language are flawed. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 120(11), e2208839120.
<https://doi.org/10.1073/pnas.2208839120>
- Kotler, P., Kartajaya, H., & Setiawan, I. (2017). *Marketing 4.0: Moving from traditional to digital*. John Wiley & Sons. ISBN 978-1-119-34120-8.
- Kotler, P., Kartajaya, H., & Setiawan, I. (2021). *Marketing 5.0: Technology for humanity*. John Wiley & Sons. ISBN 978-1-119-66851-4.
- Lemon, K. N., & Verhoef, P. C. (2016). Understanding customer experience throughout the customer journey. *Journal of Marketing*, 80(6), 69-96.
<https://doi.org/10.1509/jm.15.0420>
- Leung, E., Paolacci, G., & Puntoni, S. (2018). Man versus machine: Resisting automation in identity-based consumer behavior. *Journal of Marketing Research*, 55(6), 818-831.

- Logg, J. M., Minson, J. A., & Moore, D. A. (2019). Algorithm appreciation: People prefer algorithmic to human judgment. *Organizational Behavior and Human Decision Processes*, 151, 90-103.
- Longoni, C., Bonezzi, A., & Morewedge, C. K. (2019). Resistance to medical artificial intelligence. *Journal of Consumer Research*, 46(4), 629-650.
<https://doi.org/10.1093/jcr/ucz013>
- Longoni, C., & Cian, L. (2022). Artificial intelligence in utilitarian vs. hedonic contexts: The word-of-machine effect. *Journal of Marketing*, 86(1), 91-108.
- Luo, X., Tong, S., Fang, Z., & Qu, Z. (2019). Frontiers: Machines vs. humans: The impact of artificial intelligence chatbot disclosure on customer purchases. *Marketing Science*, 38(6), 937-947.
- Malhotra, N. K., Kim, S. S., & Agarwal, J. (2004). Internet users' information privacy concerns (IUIPC): The construct, the scale, and a causal model. *Information Systems Research*, 15(4), 336-355.
- Mariani, M. M., Perez-Vega, R., & Wirtz, J. (2022). AI in marketing, consumer research and psychology: A systematic literature review and research agenda. *Psychology & Marketing*, 39(4), 755-776.
<https://doi.org/10.1002/mar.21619>
- Martin, K. D., & Murphy, P. E. (2017). The role of data privacy in marketing. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 45(2), 135-155.
- Mende, M., Scott, M. L., van Doorn, J., Grewal, D., & Shanks, I. (2019). Service robots rising: How humanoid robots influence service experiences and elicit compensatory consumer responses. *Journal of Marketing Research*, 56(4), 535-556.
- Mogaji, E., & Jain, V. (2024). How generative AI is (will) change consumer behaviour: Postulating the potential impact and implications for research, practice, and policy. *Journal of Consumer Behaviour*, 23(5), 2379-2389.
<https://doi.org/10.1002/cb.2345>
- Morewedge, C. K. (2022). Preference for human, not algorithm aversion. *Trends in Cognitive Sciences*, 26(10), 824-826.

Mori, M. (1970/2012). The uncanny valley (K. F. MacDorman & N. Kageki, Trans.). IEEE Robotics & Automation Magazine, 19(2), 98-100. (Original work published in Energy, 7(4), 33-35.)

<https://doi.org/10.1109/MRA.2012.2192811>

Peres, R., Schreier, M., Schweidel, D., & Sorescu, A. (2023). On ChatGPT and beyond: How generative artificial intelligence may affect research, teaching, and practice. International Journal of Research in Marketing, 40(2), 269-275.

<https://doi.org/10.1016/j.ijresmar.2023.03.001>

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>

Ram, S., & Sheth, J. N. (1989). Consumer resistance to innovations: The marketing problem and its solutions. Journal of Consumer Marketing, 6(2), 5-14.

<https://doi.org/10.1108/EUM0000000002542>

Règlement (UE) 2024/1689 du Parlement européen et du Conseil du 13 juin 2024 établissant des règles harmonisées concernant l'intelligence artificielle (règlement sur l'intelligence artificielle). Journal officiel de l'Union européenne, L 2024/1689, 12 juillet 2024.

<http://data.europa.eu/eli/reg/2024/1689/oj>

Rust, R. T. (2020). The future of marketing. International Journal of Research in Marketing, 37(1), 15-26.

<https://doi.org/10.1016/j.ijresmar.2019.08.002>

Rust, R. T., & Huang, M.-H. (2014). The service revolution and the transformation of marketing science. Marketing Science, 33(2), 206-221.

<https://doi.org/10.1287/mksc.2013.0836>

Tully, S. M., Longoni, C., & Appel, G. (2025). Lower artificial intelligence literacy predicts greater AI receptivity. Journal of Marketing, 89(5), 1-20.

<https://doi.org/10.1177/00222429251314491>

Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., Uszkoreit, J., Jones, L., Gomez, A. N., Kaiser, L., & Polosukhin, I. (2017). Attention is all you need. Advances in Neural Information Processing Systems, 30.

<https://arxiv.org/abs/1706.03762>

Venkatesh, V., Morris, M. G., Davis, G. B., & Davis, F. D. (2003). User acceptance of information technology: Toward a unified view. *MIS Quarterly*, 27(3), 425-478.

<https://doi.org/10.2307/30036540>

Voss, K. E., Spangenberg, E. R., & Grohmann, B. (2003). Measuring the hedonic and utilitarian dimensions of consumer attitude. *Journal of Marketing Research*, 40(3), 310-320.

<https://doi.org/10.1509/jmkr.40.3.310.19238>

Zhang, Y., & Gosline, R. (2023). Human favoritism, not AI aversion: People's perceptions (and bias) toward generative AI, human experts, and human-GAI collaboration in persuasive content generation. *Judgment and Decision Making*, 18, e41.