

Louvain School of Management

Quel est l'effet d'un service presté par une équipe hybride humain-IA sur la satisfaction client dans le secteur du commerce de détail ?

Auteur : Gabriel Montoya Salazar
Promoteur : Prof. Simon Hazée
Année académique 2024 - 2025
Master [120] en sciences de gestion, à finalité spécialisée

Declaration Regarding AI Tool Usage in Master's Thesis

We recognize that AI tools might be valuable aids during the master's thesis work, but they are not infallible. Remember that transparency fosters trust, and acknowledging AI's role enhances the credibility of your work.

Therefore, when deciding to use such a tool, you need to adhere to the following principles of responsible use of AI.

1. Critical Evaluation :

- a. We critically assessed the AI-generated output, ensuring its alignment with our research objectives.
- b. Any modifications or corrections were made based on our expertise and domain knowledge.

2. Transparency :

- a. We acknowledge the use of [NAME TOOL / SERVICE] transparently, emphasizing that it contributed to our work but did not replace human judgment.
- b. Our commitment to transparency ensures the integrity of this thesis.

3. Ethical Considerations :

- a. We actively monitored for biases or unintended consequences introduced by the AI tool.
- b. Our ethical responsibility guided our decisions throughout the research process.

Declaration

During the preparation of this master's thesis, the author(s) utilized ChatGPT, DeepL and Scribens for the following purpose:

1. REASON: Chatgpt for the elaboration of survey scenarios to limit the differences between the two scenarios, DeepL for the translation of certain words into English to improve the comprehension of certain articles, and finally Scribens to reformulate certain previously written passages to improve the reader's comprehension.

2. After using Chatgpt DeepL et Scribens, the author(s) diligently reviewed and edited the content produced by the tool. We take full responsibility for the final content presented in this thesis.

By signing this declaration, we affirm that the content of this master's thesis reflects our original work, augmented by the responsible use of AI.

14/05/2025



Gabriel Montoya Salazar

Abstract

Dans l'ère de l'intelligence artificielle, l'adoption de cette technologie au sein du service client, apporte des avantages et inconvénients. Le marché des robots, en expansion, permet d'optimiser les processus transactionnels et post-transactionnels dans divers secteurs. Notamment dans le secteur du commerce de détail où l'avenir repose sur une symbiose entre l'humain et l'IA pour offrir une expérience client améliorée.

Ce mémoire explore ainsi l'effet que les équipes hybrides pourraient avoir sur le consommateur, mettant en lumière les conséquences sur la satisfaction client lors d'un service, et propose des recommandations pour les entreprises de commerce de détail cherchant à implémenter une solution IA avec une interface robotique. Cette recherche contribue également à la littérature existante sur le sujet des équipes hybrides en examinant l'effet d'un service presté par une équipe hybride humain-IA sur la satisfaction client dans le secteur du commerce de détail, et également par les variables choisies.

Grâce à une revue de littérature approfondie et une recherche expérimentale, cette étude analyse l'effet d'une équipe hybride sur la satisfaction du client, en comparaison à un service fourni uniquement par une IA, en considérant la chaleur et la compétence perçue comme variables médiatrices, et en prenant également en compte la tendance à l'innovation du consommateur comme variable modératrice. La recherche repose sur un plan expérimental à une variable indépendante (Type d'agent : hybride ou IA) selon une méthode d'« A/B testing », et sur l'analyse de données recueillies via une enquête en ligne.

Dans le contexte, d'un service presté par un agent hybride comparé à un agent IA seul dans le secteur du commerce de détail dans une situation transactionnelle, les résultats révèlent l'absence d'effet direct significatif du type d'agent sur la satisfaction client. En revanche, l'étude réaffirme l'effet de la chaleur perçue prédominante dans une équipe hybride en comparaison à l'IA seule. Contrairement à la compétence perçue bien qu'important pour satisfaire le client, elle n'est pas influencée significativement par le type d'agent. De plus, la tendance à l'innovation du consommateur ne modère pas la relation entre type d'agent et satisfaction client. À partir de cette analyse quantitative, des implications théoriques et recommandations managériales sont présentées.

Remerciements

Je tiens à remercier mon promoteur de mémoire, le Professeur Simon Hazée, pour son soutien et ses conseils à chaque étape de ce mémoire. Merci pour la qualité, la clarté, la rapidité de son aide et ses retours qui ont permis la réalisation et réussite de ce travail.

Je suis également reconnaissant envers l'Université Catholique de Louvain, au sein de laquelle j'ai pu acquérir les compétences nécessaires à la réalisation de ce travail.

Enfin, j'aimerais remercier ma famille et mes amis pour les retours apportés, la patience, et leur soutien, qui ont été essentiels pour rester concentré et motivé tout au long de ce parcours.

Table des matières

1. Introduction	1
2. Revue de la littérature.....	3
2.1. « Service encounter 2.0 »	3
2.1.1. La technologie transforme le rôle des employées et des clients	3
2.1.2. L'Intelligence artificielle dans la rencontre de service 2.0	4
2.2. Collaboration entre humain et intelligence artificielle	5
2.3. Les effets des équipes humain-IA sur le consommateur	7
2.3.1. Effets positifs.....	8
2.3.1.1. Amélioration de l'efficacité des employées et de la qualité du service	8
2.3.1.2. Amélioration de l'acceptation envers l'IA et des intentions comportementales.....	9
2.3.2. Effets Négatifs.....	10
2.3.2.1. Les clients préfèrent les interactions humaines.....	10
2.3.1.2. Effet sur le consommateur via les employées	11
2.3.1.3. Limite de l'interface IA	11
2.4. Conclusion de la revue de la littérature	12
3. Élaboration des hypothèses	15
3.1. Hypothèse 1	15
3.2. Hypothèse 2	16
3.3. Hypothèse 3	17
3.4. Hypothèse 4	18
4. Recherche quantitative	20
4.1. Méthodologie	20
4.1.1. Plan d'expérience.....	20
4.1.2. Conception de l'enquête	22
4.2. L'échantillonnage	23
4.3. Mesures	24
4.4. Variables de contrôle.....	26
4.4.1. Âge	26
4.4.2. L'anxiété lié à technologie	26
5. Les résultats	27
5.1. Tester H1 à l'aide d'un Test T pour échantillon indépendants.	27
5.2. Test de H2 avec une analyse de médiation.....	29

5.3. Test de H3 avec une analyse de médiation.....	31
5.4. Test de H4 avec une analyse de modération	32
5.5. Tableau récapitulatif des hypothèses.....	33
6. Discussion	34
6.1. Implications théoriques	34
6.2. Recommandations managériales	37
7. Conclusion Générale	38
7.1. Conclusion.....	38
7.2. Limitations et suggestions pour des recherches futures	39
Bibliographie.....	41
Liste des annexes	49

Liste des tableaux

Tableau 1 : Études antérieures sur la collaboration employés - IA centrées sur le client.	14
Tableau 2 : A/B testing comprenant les deux scénarios présentés aux répondants	20
Tableau 3 : Profil démographique des répondants à l'enquête (N = 135)	24
Tableau 4 : Résumé des variables principales et de leurs échelles de mesure	25
Tableau 5 : Résumé des variables de contrôles et de leurs échelles de mesure	26
Tableau 6 : Tests de normalité	28
Tableau 7 : Test des échantillons indépendants	28
Tableau 8 : Coefficients de la régression linéaire	28
Tableau 9 : Résumé des résultats de l'analyse	34

Liste des figures

Figure 1 : Modèle conceptuel.....	15
Figure 2 : tracée des moyennes	27
Figure 3 : Modèle de médiation H2	29
Figure 4 : Modèle de médiation H3	31
Figure 5 : Satisfaction client par niveau de tendance à l'innovation	33

Liste des annexes

Annexe 1 : Enquête complète.....	49
Annexe 2 : Items pour les informations démographique	52
Annexe 3 : Evaluation de la taille de l'échantillon via le logiciel G*Power.....	52
Annexe 4 : Analyse plus approfondie des données démographiques de chaque groupe de conditions	53
Annexe 5 : Evaluation de la fiabilité des mesures de l'échelle (Alpha de Cronbach)	54
Annexe 6 : Variables de contrôles dans H1	55
Annexe 7 : Variables de contrôles dans H2	56
Annexe 8 : Variables de contrôles dans H3	58
Annexe 9 : Variables de contrôles dans H4	60
Annexe 10 : Analyse des résultats pour les variables de contrôles	61
Annexe 11 : Test de H2 avec une analyse de médiation	63
Annexe 12 : Test de H3 avec une analyse de médiation	65
Annexe 13 : Modèle de médiation parallèle.....	66
Annexe 14 : Test de H4 avec une analyse de modération.....	68
Annexe 15 : Corrélations (Pearson) entre les variables	70

1. Introduction

Ce mémoire traite d'un sujet contemporain, l'adoption de l'intelligence artificielle dans le service client, apportant des avantages aux employés et à l'expérience client (Morgan, 2023). Plusieurs enquêtes adressées à des chefs d'entreprises, on permet de se rendre compte qu'environ 60 % des compagnies utilisent ou pensent utiliser l'IA dans leur service client (Forbes, 2023 ; Statista, 2023). Dans ce mémoire, la question de l'augmentation est au centre. Ce concept souligne l'importance du rôle complémentaire de l'intelligence artificielle pour amplifier les capacités humaines (Araya, 2019). À travers cette intelligence dite collaborative, l'humain et l'IA renforcent leurs atouts complémentaires (Wilson & Daugherty, 2018).

Les motivations économiques et managériales de ce mémoire reposent la croissante adoption de l'IA par les entreprises, pour exemple, en Belgique où 47,9 % parmi les grandes entreprises l'ont implémenté en 2023 (Statbel, 2023). Cependant, celles qui se contentent de remplacer des employés n'obtiendront que des gains de productivité à court terme, contrairement à celles qui exploitent les atouts complémentaires de l'IA et des humains, qui obtiennent de meilleures performances (Wilson & Daugherty, 2018). Par exemple, pour le secteur du commerce de détail, l'avenir repose sur une symbiose entre l'humain et l'IA pour offrir une expérience client améliorée (Pappas et al., 2023). De plus, le marché des robots sociaux, en rapide expansion, permet d'optimiser les processus transactionnels et post-transactionnels dans divers secteurs comme le commerce de détail ou l'hôtellerie (Hoyer et al., 2020, p.60). Étudier la perception des consommateurs face à cette synergie permettra aux entreprises d'affiner leurs stratégies d'intégration de l'IA (Yalcin et al., 2022).

Par ailleurs, d'un point de vue académique, nous constatons dans la littérature sur l'IA dans l'expérience client que beaucoup d'études se focalisent sur la comparaison entre les employés et l'IA, et peu sur la synergie entre ces deux intelligences (Longoni & Cian, 2022 ; De Keyser & Kunz, 2022, p.168 ; Wirtz et al., 2018, p. 924 ; Yalcin et al., 2022, p.713).

Cette étude aborde la question suivante « **Quel est l'effet d'un service presté par une équipe hybride humain-IA sur la satisfaction client dans le secteur du commerce de détail ?** » Par le biais de cette étude, l'objectif est d'aider le secteur du commerce de détail à mieux allouer ses ressources, ainsi que d'optimiser la satisfaction client (Pappas et al., 2023).

Ce mémoire se structure en débutant par une analyse de la littérature sur l'effet des équipes hybrides humain-IA sur le consommateur. Cette revue de littérature permet de cibler une problématique spécifique et d'élaborer des hypothèses. À l'aide d'un modèle expérimental de

type « A/B testing », les hypothèses sont testées. L'étude quantitative évalue les variables telles que la satisfaction client, la chaleur perçue, la compétence perçue et la tendance à l'innovation. Deux variables de contrôle sont également ajoutées, l'âge et l'anxiété liée à la technologie. Ensuite, l'analyse des résultats permet d'évaluer et de comparer si en fonction du type d'agent (IA seule ou hybride) le client éprouve le même niveau de satisfaction. Enfin, nous discutons des implications théoriques et recommandations managériales. Pour conclure, nous abordons les limites de cette étude et proposons des suggestions pour les recherches futures.

2. Revue de la littérature

2.1. « Service encounter 2.0 »

La rencontre de service (*service encounter*) 2.0 a modifié les rôles interdépendants de la technologie, des employés et des clients. Larivière et al. (2017) définissent ces rencontres de services comme « *toute interaction entre le client et l'entreprise résultant d'un système de services composé de technologies interdépendantes (appartenant à l'entreprise ou au client), d'acteurs humains (employés et clients), d'environnements physiques/numériques et de processus entreprise/client* » (Larivière et al., 2017, p.239). Larivière et al. (2017) proposent un cadre dans lequel les modèles d'entreprise et les rôles des technologies ont transformé les rôles et les résultats pour les employés et les clients dans la rencontre des service 2.0. Dans ce cadre conceptuel, la technologie peut avoir trois rôles : l'augmentation, la substitution de l'employé de service et la facilitation du réseau (Marinova, de Ruyter, Huang, Meuter, & Challagalla, 2017). Ce cadre nous permettra de mieux comprendre ce qu'est l'augmentation des employés de service.

Dans ce mémoire, nous nous concentrons sur les rôles de la technologie dans l'augmentation des employés. D'après Larivière et al. (2017), la technologie en tant qu'augmentation se retrouve généralement dans les constructeurs d'actifs et les fournisseurs de services qui visent à améliorer la capacité des employés à fournir des services. Comme énoncé par Larivière et al. (2017), les constructeurs d'actifs créent de la valeur en construisant, en commercialisant, en distribuant et en louant des biens physiques (capital physique), tandis que les prestataires de services créent de la valeur en faisant appel à des personnes qualifiées. Par conséquent, la valeur est principalement créée par les employés de l'entreprise, pour lesquels ils facturent les clients (capital humain). Dans ce mémoire, nous allons nous concentrer davantage sur la partie concernant le prestataire de services.

2.1.1. La technologie transforme le rôle des employés et des clients

D'après Larivière et al. (2017), d'un côté, la technologie transforme les rôles des employés, leur permettant d'assumer un ou simultanément de multiples rôles (Bowen, 2016). D'un autre côté, la technologie modifie les rôles que jouent les clients en leur permettant d'assumer un ou plusieurs rôles dans la relation de service (Froehle & Roth, 2004).

Lorsque les **employés** jouent le rôle de **facilitateur**, les technologies assistent et complètent les employés du service (Larivière et al., 2017). En utilisant la technologie pour créer de nouvelles approches du service à la clientèle et améliorer l'expérience client, les employés deviennent des

innovateurs (Bowen , 2016). En tant que **coordinateurs**, les membres du personnel utilisent la technologie pour coordonner et gérer les interdépendances entre les différents partenaires du réseau (Bowen, 2016) . Enfin, les travailleurs sont des **différenciateurs** parce qu'ils apportent une touche humaine et un degré d'expertise à l'expérience de service que la technologie ne peut pas reproduire entièrement (Bowen, 2016).

Les **clients** qui jouent le rôle de **facilitateur** assistent les membres du personnel et/ou la technologie tout au long d'une interaction de service (Froehle & Roth, 2004). En tant qu'**innovateurs**, ils participent à la création et à la fourniture de nouveaux services, émettant fréquemment des critiques et des suggestions pertinentes par le biais de communications avec le personnel, les clients et les interfaces technologiques (Hoyer, Chandy, Dorotic, Krafft, & Singh, 2010). Au cours d'une rencontre de services, les clients peuvent également jouer le rôle de **coordinateur**, en sélectionnant et en rassemblant divers partenaires, liés ou non, en leur qualité d'intégrateurs de ressources (Tax et al., 2013). En tant que participants actifs à la rencontre de service 2.0, les clients ont un rôle crucial à jouer en tant que **différenciateurs**, influençant grandement le résultat du service et assumant une plus grande responsabilité pour différencier positivement leur expérience de service (Larivière et al., 2017).

Dans ce mémoire, nous nous concentrerons sur le **rôle facilitateur des employés**. Et plus particulièrement, nous nous intéressons de plus près à la manière dont les consommateurs perçoivent leurs expériences clients dans la rencontre de service 2.0.

2.1.2. L'Intelligence artificielle dans la rencontre de service 2.0

L'intelligence artificielle est en train de transformer la rencontre de service, menant à ce qu'on connaît comme la rencontre de service 2.0. L'IA se définit selon Huang et Rust (2022) comme « *machines qui imitent les intelligences humaines sur le plan informatique et numérique, conçues pour émuler (ou dépasser) les capacités inhérentes à l'homme, telles que l'exécution de tâches mécaniques, réflexives et émotives* » (Huang & Rust, 2022, p.210).

Au sein de la rencontre de service 2.0 basée sur une technologie d'IA, le consommateur peut être confronté à **diverses interfaces d'IA** (Keyser et al., 2019 ; Gnewuch, Morana, Hinz, Kellner, & Maedche, 2023) : sous forme d'algorithme (ex : robot-conseiller pour les services d'investissement), de chatbot (ex: agent conversationnel), assistant vocal (ex : Alexa d'Amazon), et de robot que l'on retrouve dans les services physiques (ex : robot humanoïde, robot de service), dénommés dans ce mémoire comme IA-robot.

Selon Li, Yin, Qiu, & Bai (2021) l'intelligence artificielle dans la rencontre de service 2.0 peut prendre place sous quatre formes différentes : Tout d'abord des rencontres de services assistées par l'IA, souvent le stade initial des transactions de service. Dans ce cas, l'IA sert de guide aux clients et facilite le contact avec les employés (Ruiz-Alba & Martín-Pena, 2020). Dans ce type de configuration L'IA et les employées travaillent indépendamment l'un de l'autre (Li et al., 2021). Ensuite, nous avons des rencontres de service générées par l'IA. Celles-ci se produisent lorsque l'IA est avancée au point de pouvoir servir et interagir de manière indépendante avec le client (Keyser et al., 2019). Elle remplace la main d'œuvre humaine et la prise de décision (Li et al., 2021). Il existe aussi des rencontres de services à distance médiatisées par l'IA (Froehle & Roth, 2004). Dans cette configuration, l'IA joue un rôle d'intermédiaire et étend les capacités des employés dans la rencontre de service en ligne ou physique (Li et al., 2021). Dans ce mémoire, nous nous intéresserons à la dernière configuration, **les rencontres de services facilitées par l'IA**. Celle-ci se produit lorsque l'IA et les employés fournissent conjointement des services aux clients (Prentice et al., 2020). Des interactions auront donc lieu entre l'IA, les employés et les clients.

Ces équipes hybrides viennent prendre place dans un cycle décrit par Huang et Rust (2018). Dans ce cycle, l'IA va d'abord remplacer certaines tâches moins complexes, passer par une étape de transition qui est l'augmentation de l'humain via l'IA pour des tâches plus complexes, pour terminer avec une étape de remplacement de l'humain dans plusieurs tâches.

Dans ce mémoire nous nous concentrerons sur **l'augmentation des humains via l'IA**, ce qui se reflétera à travers les équipes hybrides. Comme mentionné par Paluch et Wirtz (2020), les équipes hybrides sont susceptibles d'augmenter au fil du temps pour les tâches qui requièrent de hautes compétences cognitives et émotionnelles.

2.2. Collaboration entre humain et intelligence artificielle

Dans cette section, nous allons définir le concept d'équipe hybride et expliquer les deux composantes, l'intelligence artificielle et l'intelligence humaine, ainsi que leur synergie.

Afin de définir ce qu'on entend par équipe hybride, composée d'humain et d'IA au sein duquel il y a une collaboration, il est nécessaire préciser ce qu'est une collaboration. Selon Siemon (2022), une collaboration se définit comme « *l'effort commun vers un objectif commun qui comprend des aspects tels que la formation d'une équipe ou d'un groupe, la productivité, la continuité, et la répartition des tâches* » (Siemon, 2022, p.875). Dans les équipes hybrides, les humains et les interfaces d'intelligence artificielle, travaillent ensemble pour atteindre un

objectif commun (Georganta & Ulfert, 2024). Selon Huang et Rust (2022) , au sein de ces équipes hybrides, l'IA augmente l'intelligence humaine de diverses manières en fonction du type d'intelligence artificielle. Pour définir l'augmentation des employés, dans ce mémoire nous considérons la définition de Larivière et al. (2017) qui définit cela comme « *la capacité de la technologie à aider et à compléter les employés du service dans la rencontre avec le service. L'augmentation de l'intelligence (IA) reflète des situations dans lesquelles la technologie soutient la pensée, l'analyse et le comportement humains* » (Larivière et al., 2017, p.240) .

Selon l'article de Huang et Rust (2022), qui définit un cadre conceptuel concernant la collaboration entre humains et IA, il existe plusieurs types d'intelligence artificielle qui peuvent « augmenter » les employés ayant une intelligence humaine. Concernant **l'intelligence artificielle**, elle se divise en trois types d'intelligence cités dans un ordre croissant de niveau de complexité (Huang & Rust, 2022) : L'IA mécanique, c'est le niveau le plus bas de l'IA, qui apprend et s'adapte de manière minimale, mais qui est très efficace pour les tâches de marketing routinières et répétitives (Huang & Rust, 2021a). Ensuite, vient l'IA analytique. Basée sur les données et l'analyse, elle traite une grande quantité de données et en tire des enseignements pour obtenir des résultats personnalisés (Huang & Rust, 2021a). Pour terminer, nous avons l'IA émotive, qui possède la capacité à reconnaître, simuler et réagir aux émotions de manière appropriée, comme le font les êtres humains (Huang & Rust, 2021a). Au niveau de **l'intelligence humaine**, elle se divise aussi en trois types d'intelligence (Huang & Rust, 2022) : Intelligence contextuelle, avec laquelle les humains agissent et réagissent selon le contexte où le marketing a lieu (Huang & Rust, 2018). Ensuite, l'intelligence pensive, qui est intuitive, avec l'application d'heuristiques dans les décisions (Huang & Rust, 2018). Enfin, l'intelligence émotive, qui concerne la capacité de « ressentir » des émotions de manière biologique et de réagir aux émotions de manière appropriée, compte tenu des normes culturelles (Huang & Rust, 2018).

La synergie de l'intelligence artificielle et de l'intelligence humaine peut prendre la forme de l'augmentation de l'humain par l'IA (Huang & Rust, 2022). Etant donné que dans ce mémoire nous nous intéressons à la collaboration entre humains et IA, nous sélectionnons les articles qui étudient une collaboration fonctionnant selon l'un des deux principes généraux du cadre conceptuel de Huang et Rust (2022) : Dans le premier principe, les forces de l'intelligence artificielle (mécanique et analytique) et les forces de l'intelligence humaine (contextuel, intuitive et émotive) se combinent ensemble pour optimiser l'intelligence collaborative.

Dans le deuxième principe, les auteurs affirment que l'intelligence artificielle de niveau inférieur augmente les intelligences humaines de niveau supérieur. Ceci peut s'illustrer sous trois formes : L'IA mécanique renforce l'intelligence humaine contextuelle pour les tâches routinières ou répétitives, l'IA mécanique et analytique renforce l'intelligence humaine intuitive pour des décisions plus intelligentes, et tous les types intelligences de l'IA augmentent l'intelligence émotionnelle humaine pour une intelligence émotionnelle améliorée.

En fonction du type d'intelligence artificielle (mécanique, analytique, et émotive), elles apportent respectivement différents avantages comme : la normalisation (capacité à être cohérente), la personnalisation (capacité à reconnaître des modèles de données) et l'aptitude relationnelle (capacité à construire des relations) (Huang & Rust, 2021b), dans le but d'engager le client à différentes étapes du service (Huang & Rust, 2021b). Ces mêmes types d'intelligence artificielle peuvent être présents sous forme de différentes interfaces, qui peuvent être utilisées en fonction des avantages que l'on souhaite apporter au service (Huang & Rust, 2021b), et de la nature du service (Huang & Rust, 2021a).

Dans ce mémoire, la majeure partie des études trouvées sur cette collaboration porte sur la collaboration Humain – IA robot, il est important également de définir ce qu'est une équipe Humain-robot. Selon Breazal et al. (2004) c'est une équipe où « *l'homme et le robot se maintiennent et travaillent ensemble sur des objectifs de tâches partagés* » (2004, cité dans Shanks et al., 2024, p.464).

2.3. Les effets des équipes humain-IA sur le consommateur

Cette section examine les effets des équipes hybrides humain-IA sur le consommateur. Quatorze études en rapport avec les équipes hybrides employé-IA et leur effet sur le consommateur ont été recensées. Parmi ces études, on peut y retrouver deux types d'interface d'IA, les équipes composées d'humain-Chatbot et les équipes composées d'humain-robot. Notre analyse de la littérature nous a permis d'identifier cinq courants principaux, que nous avons choisi de rassembler en deux catégories : les effets positifs et les effets négatifs de cette collaboration sur le consommateur. Au sein de chaque courant, nous présenterons les convergences et divergences observées dans la littérature. Entre les deux catégories, nous avons aussi constaté des divergences spécifiques, reprises dans la conclusion de cette revue de littérature.

2.3.1. Effets positifs

2.3.1.1. Amélioration de l'efficacité des employés et de la qualité du service

Lorsque des équipes composées d'humains et d'IA travaillent ensemble dans la réalisation d'une tâche commune, la littérature concorde pour dire que cette collaboration améliore l'efficacité de ces employés ainsi que la qualité du service. Par ailleurs, Nguyen et Malik (2022), affirment que la qualité du service des employés a un effet positif sur la satisfaction des clients.

En ce qui concerne la collaboration humaine avec une **interface IA sous forme de chatbot**, cette collaboration élève les capacités humaines et IA à des niveaux identiques dans la prise de décisions lors de recommandations (Longoni & Cian, 2022). De plus, ces équipes hybrides humain-IA améliorent l'acceptation des recommandations par le client de produits (ou d'un service) en raison d'une perception améliorée des compétences (Yang, Zheng, Yu, Qiu, & Wang, 2024). Cette collaboration permet en plus aux employés de mieux comprendre les requêtes du client et ainsi d'améliorer les interactions avec le client (Henkel, Bromuri, Iren, & Urovi, 2020).

Entre autres, lorsque les employés sont eux-mêmes coachés par un manager et une IA, ceux-ci atteignent de meilleurs résultats en termes de performance que s'ils étaient coachés par l'un indépendamment de l'autre. Ils sont donc en meilleure capacité de réaliser leurs tâches et d'atteindre leurs objectifs (Luo, Qin, Fang, & Qu, 2021). De plus, selon Nguyen et Malik (2022), lorsque l'outil d'IA est considéré de qualité élevée, c'est à dire étant fiable, adaptable et rapide par les employés, celui-ci augmente le partage des connaissances (expertise et compétence) entre employés sur l'utilisation des outils IA. Cela permet donc d'améliorer les performances des employés dans le but de servir efficacement les clients. Cela augmente la qualité perçue par les consommateurs du service des employés, et améliore indirectement la satisfaction du client (Nguyen & Malik, 2022).

Concernant l'**interface IA sous forme de robot**, lorsque des équipes humain-robot sont composées pour atteindre un même objectif de service pour certains clients (ex : technophile, famille) , l'utilisation de robots de service dans l'équipe permet d'accroître l'intérêt pour le service presté, d'améliorer la qualité du service, de faciliter la communication entre les clients et les employés via un gain de temps pour interagir avec le client, de renforcer les relations employé-client et d'augmenter la satisfaction des employés et des clients (Qiu, Li, Shu, & Bai, 2019). Notamment dans le secteur hôtelier et de la restauration. Cette idée de renforcement de la relation employé et client est aussi soutenue par une étude réalisée dans le cadre conceptuel

de van Doorn, Smailhodzic, Puntoni, Li, Schumann, & Holthöwer (2023) avec l'exemple du secteur de la restauration, qui affirme que la présence de l'employé aux côtés de la machine permet ce renforcement car une solidarité commune entre humain s'installe. De plus, cette collaboration libère l'employé de certaines tâches et lui laisse plus de temps pour construire un lien plus fort avec le client.

Cependant, il reste un avis divergent dans ce courant de la littérature. Selon McLeay, Osburg, Yoganathan, et Patterson (2021), le client avec une forte ouverture au changement, percevra comme plus innovante la substitution des employés par l'IA dans l'expérience de service du commerce de détail que l'augmentation des employés par l'IA. De plus, l'équipe hybride n'a pas d'effet sur l'expérience de service du consommateur via la perception du consommateur concernant le caractère innovant perçu (McLeay et al., 2021).

2.3.1.2. Amélioration de l'acceptation envers l'IA et des intentions comportementales

Les équipes hybrides composées d'humains et d'IA, permettent d'améliorer l'acceptation de l'IA dans son expérience client.

Concernant l'**interface d'IA Chatbot**, les équipes hybrides permettent d'éliminer « le mot de la machine », défini par Longoni & Cian (2022) comme le phénomène par lequel la résistance ou la préférence pour des recommandations basées sur l'IA plutôt que sur le bouche-à-oreille conventionnel ou uniquement sur un être humain dépendent de compromis entre attributs hédoniques et utilitaires. En d'autres termes, il s'agit du degré de méfiance qu'accordent les consommateurs à une recommandation faite par une technologie dans le cas d'un produit à attributs hédoniques ou utilitaires. Les équipes employé-IA ont pour conséquence, via l'élimination de cet effet, de renforcer la confiance du consommateur dans les résultats fournis par la machine dans le cas de recommandations de produits hédoniques en les élevant au rang de recommandations données par un humain. De plus, elles améliorent l'acceptation de recommandations de produits dans le cadre de la mise en avant d'attributs du vice (ex : le goût) par rapport à la mise en avant d'attributs de vertu (ex : la santé) (Yang, Zheng, Yu, Qiu, & Wang, 2024). Il est important de noter que l'article de Yang et al. (2024) affirme que le concept de produits de vice/vertu est similaire au concept de produits hédoniques/ utilitaires.

A propos de l'**interface IA sous forme de robot**, cette collaboration humain-IA améliore l'acceptation de l'IA pour les tâches nécessitant de la chaleur humaine. Ces tâches sont notamment préférées par les consommateurs lorsque ces robots améliorent la qualité globale du

service et les compétences du personnel (Peng, van Doorn, Eggers, & Wieringa, 2022). Notamment dans le secteur de l'éducation, des médias, et des transports.

De plus, lorsque les robots de service jouent un rôle principal dans l'interaction avec le client, dans un service interactif dominé par des robots, la présence d'humain a un effet positif sur les attitudes et intentions de rachat des consommateurs (Wu, Fan, Yang, & He, 2022). Cette présence humaine permet d'atténuer les effets négatifs sur l'évaluation des services substitués entièrement par des robots via la valeur sociale perçue par le consommateur (Wu et al., 2022).

Par ailleurs, le pouvoir du consommateur (ex : le choix du robot dans l'équipe) et leur croyance en la distance du pouvoir (suivre les instructions des entités en position de pouvoir) jouent un rôle modérateur dans l'acceptation par le consommateur de ces équipes hybrides (Shanks, Scott, Mende, et al., 2024). D'une part, le pouvoir du consommateur élevé, réduit leur anxiété, augmente leurs intentions comportementales à l'égard des équipes hybride (Shanks et al., 2024). D'autre part, la croyance en une distance du pouvoir élevé entraîne le fait que son intention comportementale vis-à-vis des équipes hybrides ne change pas, peu importe le type de leader (robot ou humain) au sein de l'équipe (Shanks et al., 2024). Enfin, la présentation d'informations sur la performance du robot avant un service, augmente l'intention comportementale et l'évaluation des capacités d'une équipe hybride (Shanks et al., 2024). Notamment dans le secteur des soins de santé.

Néanmoins, il a été démontré qu'un service presté uniquement par des robots accroît l'intérêt et l'intrigue des consommateurs notamment dans le secteur de la restauration (Moriuchi & Murdy, 2024), ce qui contraste avec l'idée d'une amélioration de l'acceptation des technologies via des équipes hybrides, qui maintiendrait des interactions humaines. De plus, lors de tâches non-interactives (ex: tâches de service en coulisses), dans les rencontres de services dominées par les robots (ex: service où la technologie joue un rôle de substitution, en prenant en charge les fonctions habituellement remplies par les employés humains dans l'élaboration de ces expériences de service) et supplémenté par des humains, l'ajout d'humain n'a aucun effet sur les attitudes et les intentions de rachat du consommateur sur ce service (Wu et al., 2022).

2.3.2. Effets Négatifs

2.3.2.1. Les clients préfèrent les interactions humaines

Les consommateurs perçoivent les services prestés par des employés humains, comme plus chaleureux comparés aux services réalisés uniquement par des robots ou une combinaison hybride humain-robot. Cela est dû à leur prise en charge plus sympathique et des services

agréables et conviviaux (Choi, Choi, Oh, & Kim, 2019). De plus, les consommateurs ont tendance à préférer les services prestés par des humains car ils les identifient comme plus compétents pour répondre à leurs questions, parce qu'ils font preuve de meilleures compétences de communication que les robots pour les faire se sentir à l'aise (Choi et al., 2019). Notamment dans le secteur de l'hôtellerie et dans les soins de santé (Choi et al., 2019 ; Shanks et al., 2024).

De plus, les consommateurs ont une plus faible intention comportementale envers une équipe hybride dirigées par un robot (Shanks et al., 2024), préférant davantage les équipes humaines ou dirigées par un humain, notamment pour le consommateur avec une faible croyance à la distance de pouvoir (Shanks et al., 2024). Cependant, bien que dans une équipe hybride, celle-ci soit supervisée par un employé humain, il n'y aura pas une meilleure acceptation du consommateur vis-à-vis de ces équipes, en particulier pour les tâches qui requièrent de la chaleur humaine (Peng et al., 2022).

2.3.1.2. Effet sur le consommateur via les employées

Les équipes hybrides peuvent également apporter des aspects négatifs pour les employés, notamment au niveau de l'épuisement émotionnel dû à la réduction des interactions sociales entre employés ou encore avec les consommateurs (Lv, Shi, He, Ji, & Lan, 2024). De plus, un stress peut être perçu par les employés en raison de l'adoption d'une nouvelle technologie (Henkel, Bromuri, Iren, & Urovi, 2020). Ces deux aspects peuvent avoir un aspect négatif sur l'expérience clients, en diminuant la chaleur humaine donnée au client (Lv et al., 2024) et en altérant l'efficacité du service qui lui est apporté (Henkel et al., 2020).

Par ailleurs, il a été démontré que l'IA intégrée au travail des employés, à un effet modérateur négatif sur leur performance, réduisant l'efficacité du travail interne (visant l'efficacité du travail des employés) et travail externe (visant la satisfaction du client) dans les situations où l'intelligence émotionnel prévaut. En effet, l'employée avec une intelligence émotionnelle élevée performe mieux quand l'IA est moins intégrée dans son travail (Prentice, Dominique Lopes, & Wang, 2019). Plutôt que d'améliorer l'efficacité et la satisfaction, l'IA peut les réduire.

2.3.1.3. Limite de l'interface IA

Avoir des équipes hybrides, dont la technologie n'est pas encore assez mature peut provoquer des échecs de service, notamment lors de tâches qui requièrent de la chaleur humaine (Qiu et al., 2019).

2.4. Conclusion de la revue de la littérature

Dans ce mémoire, nous avons exploré la littérature concernant les différents courants sur les effets des équipes hybrides sur le consommateur, un sujet encore récent avec de nombreuses pistes à explorer. La section suivante vise à souligner le choix de la question de recherche. En effet, la littérature sur l'IA et l'expérience client a bien souvent étudié la comparaison entre les agents humains et IA, mais peu d'études se sont concentrées sur leur collaboration et leurs effets sur le consommateur (Longoni & Cian, 2022).

Nous avons décidé d'orienter notre problématique vers les interfaces IA-robot pour plusieurs raisons. D'une part, cette interface étant plus développée sur le sujet des équipes hybrides (*voir Tableau 1*), cela permet de développer des hypothèses plus robustes. D'autre part, l'interface IA-robot couvrant un large domaine d'applications, de l'industrie au service (Wirtz et al., 2018, p.91), permet d'avoir une plus grande variété de pistes de recherche. Par ailleurs, l'interface IA-robot présente dans des services physiques permet aux consommateurs de former des liens plus personnels qu'avec une IA sans interface physique (ex : chatbot) (Deven, Guha, Grewal & Bressgott, 2020, p.31).

Ce mémoire apporte également une plus-value à la littérature des effets des équipes hybrides sur le consommateur de différentes manières. D'abord, par les contradictions observées dans la littérature, notamment en ce qui concerne la chaleur du service et les compétences des employés. D'une part, la plupart des articles affirment que les équipes hybrides permettent de conserver la chaleur du service. Cependant, les études de Lv, Shi, He, Ji, & Lan (2024) et de Choi, Oh, & Kim (2019), montrent qu'il y a diminution de la chaleur du service chez les employés lorsqu'ils collaborent avec des robots de service, par rapport aux situations où ils collaborent avec des collègues humains. D'autre part, en ce qui concerne les compétences, la plupart des études soulignent une amélioration, à l'exception de l'article de Prentice, Lopes, & Wang (2019), qui affirme que l'intelligence artificielle a un effet modérateur négatif sur l'efficacité au travail des employés. L'intégration de ces deux variables dans notre étude permettra d'apporter des éclairages supplémentaires au débat au sein de la littérature.

De plus, le choix de la satisfaction du consommateur comme variable dépendante s'appuie sur plusieurs arguments. Tout d'abord, la satisfaction client est une composante centrale de l'expérience client, elle est une évaluation cognitive qu'un client fait de son interaction avec un service ou produit, et elle influence les résultats clés tel que la fidélité du consommateur, le bouche à oreille, la rétention et la rentabilité (Lemon & Verhoef, 2016 ; Bansal et al., 2004).

C'est une variable qui est fortement liée à la qualité du service fourni : lorsque les employés fournissent un haut niveau de qualité de service et dépassent les attentes du consommateur, celui-ci tend à être satisfait (Nguyen & Malik 2022). C'est donc une variable pertinente pour une étude sur les équipes hybrides qui amélioreront probablement la qualité du service presté (Qiu et al., 2019). De plus, selon Paluch & Wirtz (2020), l'arrivée de la robotique de service combinée à l'IA améliorera considérablement l'expérience client, la qualité du service et la productivité. Il est donc essentiel pour les organisations d'évaluer l'implémentation de robots de service afin de garantir une réussite organisationnelle, la perception de la qualité et la satisfaction du client (Paluch & Wirtz, 2020). Par ailleurs, la variable « satisfaction du consommateur » reste encore inexplorée dans l'interface physique IA-robot. En effet, il n'y a eu qu'une seule étude réalisée qui l'utilise comme variable dépendante (*voir Tableau 1*).

En outre, aucune étude n'a encore été menée dans la littérature des équipes hybrides, sur l'effet modérateur de la « tendance à l'innovation du consommateur », bien que l'étude de McLeay et al. (2021) utilise des variables proches. Par ailleurs, Qiu, Li, Shu, & Bai (2019) soulignent que la familiarité du consommateur avec l'interface IA-robot pourrait être une piste à explorer pour les prochaines études sur ce type d'équipe.

Enfin, Shanks et al. (2024) et Moriuchi & Murdy (2024) , nous invitent notamment à varier le secteur d'étude sur les équipes hybrides. Cette étude apportera des résultats sur les équipes hybride dans le secteur du commerce de détail, un secteur peu exploré selon notre revue de littérature.

Pour toutes ces raisons évoquées, nous avons choisi de nous intéresser à la question de recherche suivante : « **Quel est l'effet d'un service presté par une équipe hybride humain - IA sur la satisfaction client dans le secteur du commerce de détail ?** »

Tableau 1 : Études antérieures sur la collaboration employés - IA centrées sur le client.

Auteurs	Objectif de la recherche	Secteur	Contexte	Interface de l'IA	Variable(s) de résultat	Principaux résultats
Longoni & Cian (2022)	Étudier l'impact de l'intelligence artificielle (IA) sur le comportement des consommateurs dans des contextes utilitaires et hédoniques.	Alimentaire	Étude quantitative	Chatbot	- Hedonic attribute perception - Utilitarian attribute perception	Pour la prise de décision hédonique, l'intelligence augmentée permet d'élever l'IA à des niveaux humains et, pour la prise de décision utilitaire, d'élever les humains à des niveaux comparables à ceux de l'IA.
Yang, Zheng, Yu, Qiu, & Wang (2024)	Examiner les effets interactifs de la source de recommandation (IA vs. humain) et de l'encadrement des attributs (vice vs. vertu) sur les réponses des consommateurs.	Alimentaire	Étude quantitative	Chatbot	- Acceptance intention	L'agent hybride IA-humain a amélioré l'intention d'acceptation des recommandations de produits dans le cadre du vice et améliore l'intention d'acceptation uniquement par le biais d'une augmentation de la compétence perçue.
Luo, Qin, Fang, & Qu (2021)	Pour examiner l'efficacité des coachs en IA dans la formation à la vente et découvrir des preuves que l'IA peut être conçue pour compléter, plutôt que remplacer, les employés dans les services à la clientèle.	Services financier	Étude quantitative	Chatbot	- Daily collection amount	L'assemblage IA-entraîneur humain est plus performant que l'IA ou l'entraîneur humain seul, en termes d'efficacité de la formation et de résultats pour les employés.
Henkel, Bromuri, Iren, & Urovi (2020)	Explorer l'efficacité d'un logiciel de détection des émotions basé sur l'IA pour améliorer les compétences des employés de service.	Services financiers	Étude quantitative & qualitative	Chatbot	- Employee outcomes	Doter les employés de service d'une IA de reconnaissance des émotions a un effet positif sur les interactions avec les clients et accroît l'efficacité des employés.
Nguyen & Malik (2022)	Étudier l'effet modérateur de la qualité du système d'intelligence artificielle (IA) sur la relation entre le partage des connaissances, la qualité du service des employés et la satisfaction des clients.	Hôtellerie et restauration	Étude quantitative	Chatbot	- Customer satisfaction	La qualité du système d'intelligence artificielle modère positivement l'influence du comportement de partage des connaissances sur la qualité du service des employés.
Shanks, Scott, Mende, et al. (2024)	Étudier les effets de la répartition distincte des rôles (c.-à-d. subordonnés ou supérieurs) dans une équipe humain - robot sur les intentions comportementales des consommateurs, identifier le processus de médiation et examiner les conditions qui aident atténuer les réponses négatives des consommateurs aux équipes hybrides.	Soins de santé	Étude quantitative	Robot	- Behavioral intentions	- Le choix du robot dans une équipe hybride réduit l'anxiété et renforce le sentiment de contrôle du consommateur. - Les personnes avec une forte distance au pouvoir acceptent mieux les équipes dirigées par des robots, tandis que celles avec une faible distance au pouvoir montre plus d'anxiété et moins d'engagement. - Informer sur les performances d'une équipe hybride améliore l'évaluation de capacité et favorise leur engagement. - Les patients des services aux personnes âgées préfèrent les équipes humaines.
McLeay, Osburg, Yoganathan, & Patterson (2021)	Étudier l'impact des rôles de substitution et d'augmentation des robots de service de première ligne sur l'expérience du service à la clientèle.	Transports et commerce de détail	Étude quantitative	Robot	- Service experience	Le rôle d'augmentation des robots n'a pas d'effet indirect sur l'expérience du service par le biais de la perception de l'innovation.
Lv, Shi, He, Ji, & Lan (2022)	Étudier comment la chaleur du service des employés change lorsqu'ils travaillent avec des robots de service.	Hôtellerie et restauration	Étude quantitative	Robot	- Service warmth	Il y a une diminution de la chaleur du service chez les employés lorsqu'ils collaborent avec des robots, par rapport à lorsqu'ils collaborent avec des collègues humains.
Wu, Fan, Yang, & He (2022)	Étudier l'impact d'un service humain supplémentaire dans les rencontres de services dominées par des robots. Également déterminer si un service humain supplémentaire peut contre balancer les effets négatifs de l'exécution de tâches interactives par des robots.	Hôtellerie et restauration	Étude quantitative	Robot	- Attitude - Repurchase intention	- Dans les rencontres de services robotisés, où les robots sont programmés pour fournir des tâches de service interactives, un service humain supplémentaire améliore les attitudes et les intentions d'achat des consommateurs. - Dans les rencontres de services robotisés, où les robots sont programmés pour fournir des tâches de service focales non interactives, le service humain supplémentaire n'influencera pas les attitudes et les intentions de rachat des consommateurs.
Peng, van Doorn, Eggers, & Wieringa (2022)	Étudier l'impact de la chaleur nécessaire à la réalisation d'une tâche sur l'acceptation des services d'IA par les consommateurs et le rôle modérateur de la collaboration entre l'IA et l'humain.	Hôtellerie et restauration	Étude quantitative	Robot	- Effects Required warmth AI	Face à une tâche nécessitant une grande chaleur, les consommateurs sont plus disposés à accepter la collaboration de l'IA qui soutient les humains que la collaboration de l'IA qui est supervisée par l'humain.
Moriuchi & Murdy (2024)	Étudier l'influence de l'utilisation de robots dans les restaurants sur les consommateurs, si ils améliorent la qualité des restaurants et également la manière dont les robots qui assistent ou remplacent les employés humains influencent les décisions des clients.	Hôtellerie et restauration	Étude quantitative & qualitative	Robot	- Intention to dine	- Les consommateurs préfèrent les restaurants qui utilisent des robots pour améliorer la qualité générale du restaurant et les compétences du personnel plutôt que de voir les robots prendre la place des humains. - Les consommateurs sont intéressés et intrigués par un restaurant entièrement automatisé par des robots.
Choi, Choi, Oh, & Kim (2019)	Examiner et comparer les perceptions des clients des hôtels sur la qualité des services fournis par le personnel humain et les robots de service, ainsi que sur leurs services conjoints.	Hôtellerie et restauration	Étude quantitative	Robot	- Interaction quality - Outcome quality - Physical service environment	En termes de qualité d'interaction, le personnel humain est le plus performant, fournit aux clients des services plus agréables, sympathiques et conviviaux qu'avec un robot de service uniquement ou avec leurs services combinés.
Prentice, Lopes, & Wang (2019)	Étudier l'influence de l'intelligence émotionnelle et artificielle sur la rétention et la performance interne ou externe des employés.	Hôtellerie et restauration	Étude quantitative	Robot	- Organizational outcome (performance and retention)	- L'intelligence artificielle (IA) n'a pas d'effet direct sur la rétention des employés, mais elle a un effet direct sur les performances internes et externes des employés. - L'intelligence artificielle (IA) a un effet modérateur négatif sur l'efficacité au travail des employés et sur la satisfaction des clients.
Qiu, Li, Shu, & Bai (2019)	Explorer les perceptions des robots de service, et examiner l'effet des attributs des robots sur l'expérience d'accueil des clients par l'établissement de relations entre les clients et les employés.	Hôtellerie et restauration	Étude quantitative	Robot	- Hospitality experience	- Les robots ne peuvent pas remplacer entièrement les employés humains en raison de la demande des clients pour des services chaleureux et humains. La collaboration entre robots de service et employés est l'état optimal. - Les robots de service peuvent être à l'origine de certaines défaillances en raison de l'immaturité de leurs technologies et de leurs caractéristiques.

3. Élaboration des hypothèses

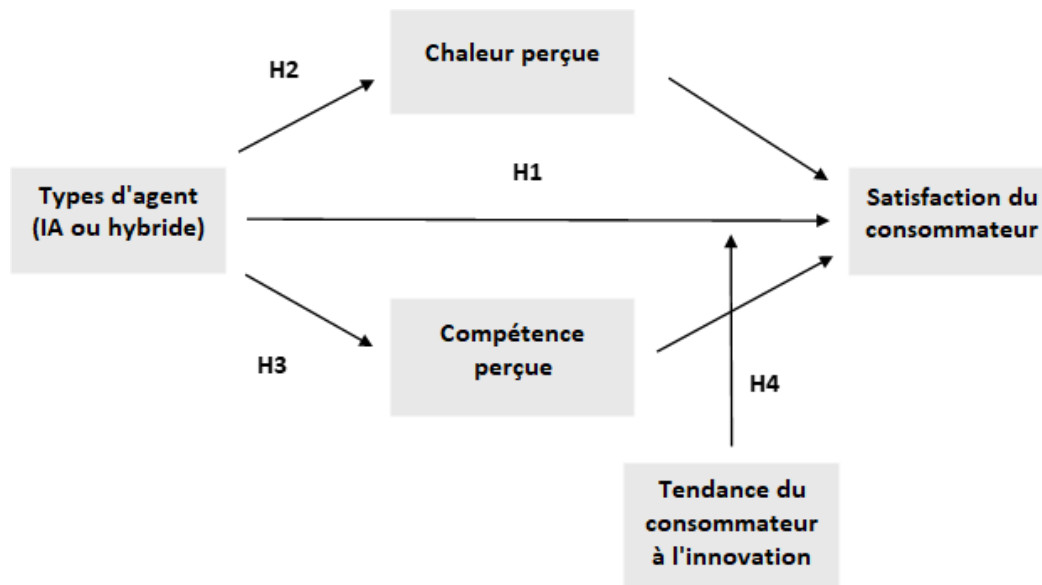


Figure 1 : Modèle conceptuel

3.1. Hypothèse 1

H1 : Un service presté par une équipe hybride a un effet direct positif sur la satisfaction client pour un même service comparé à un service presté uniquement par des agents IA.

Définitions :

- Augmentation des employés : « La capacité de la technologie à aider et à compléter les employés du service dans la rencontre avec le service » (Larivière et al., 2017).
- Équipe hybride : « Equipes où les humains et les interfaces d'intelligence artificiel travaillent ensemble pour atteindre un objectif commun ». (Georganta & Ulfert, 2024).
- Satisfaction du consommateur : « La satisfaction du consommateur pourrait être l'un des éléments de l'expérience client, se concentrant sur l'évaluation cognitive de l'expérience par le consommateur » (Lemon & Verhoef, 2016).

Mots-clés :

- Équipe hybride
- Intelligence collaborative
- Efficacité des employés
- Satisfaction client

Nous avons pu constater lors du chapitre précédent que les équipes hybrides améliorent l'efficacité des employés via l'augmentation des employés où une intelligence IA renforce l'intelligence humaine pour avoir ainsi une intelligence collaborative optimale (Larivière et al., 2017) (Huang & Rust, 2022). Ce qui, par la suite, a une amélioration des performances, prestées par les employés, qui se répercute sur la qualité du service et qui a un impact direct sur la satisfaction du client (Nguyen et Malik, 2022). De plus, l'implémentation de l'interface IA sous forme de robot permet un gain de temps qui sera bénéfique pour faciliter la communication entre les clients et les employés, ce qui renforce la relation employé-client et augmente leur satisfaction (Qiu, Li, Shu, & Bai, 2019). Par ailleurs, la différence avec un service presté uniquement par des humains, est le fait que la présence de robot au sein de l'équipe de service permet d'accroître l'intérêt pour le service presté par certains clients (Qiu, Li, Shu, & Bai, 2019).

3.2. Hypothèse 2

H2 : La chaleur perçue joue un rôle médiateur dans la satisfaction client pour un service presté par une équipe hybride comparer à un même service uniquement composé d'agents IA.

Définitions :

- Chaleur perçue : « les perceptions de chaleur peuvent être expliquées en déterminant les intentions des entités, y compris la chaleur, la sympathie et la fiabilité » (Fiske et al., 2002, 2007, cité dans Yang et al., 2024).

Mots-clés :

- Chaleur perçue
- Relation employé-client
- Satisfaction client

En ce qui concerne les services qui utilisent une interface IA-robot, nous avons pu constater dans le chapitre précédent, qu'une équipe hybride permet de renforcer la relation entre employé-client, via une solidarité commune entre humains qui s'installe, un gain de temps pour interagir, et une meilleure communication avec le client, tout en améliorant la qualité du service (Qiu, Li, Shu, & Bai, 2019) ; (van Doorn et al., 2023). Ce qui, par conséquent, augmente la satisfaction des clients (Qiu, Li, Shu, & Bai, 2019). Par ailleurs, certains articles de la littérature affirment que les clients continuent de préférer l'interaction humaine car ils perçoivent les services prestés

par des humains comme plus chaleureux (Choi, Choi, Oh, & Kim, 2019). Arnould and Price (1993, cité dans Lloyd & Luk, 2011) affirment que la satisfaction client peut être mieux expliquée par la compréhension du contenu émotionnel de l'expérience de consommation de services du client. Selon Lemmink et Mattsson (2002), les réponses et le comportement des employés expliquent la création ou le changement de chaleur perçue au sein d'un service. Leur étude a prouvé que la chaleur perçue est liée à la sympathie et à la qualité du service perçue. Par ailleurs, Rust et Zahorik (1993, cité dans Gao & Mattila, 2014) expliquent que la chaleur émotionnelle est un facteur clé qui influence significativement la satisfaction du consommateur, la fidélité et la rétention. Nous allons voir via cette hypothèse si la chaleur perçue lors d'un service presté par une équipe hybride influence la satisfaction du consommateur comparé à celle uniquement presté par des agents IA. Une équipe hybride laissant place à l'employé plus de temps pour interagir avec le client afin de créer un lien plus fort pourrait améliorer la chaleur perçue par le client et, par conséquent, influencer sa satisfaction pour le service presté. Nous pouvons penser qu'une équipe hybride a un effet positif sur la chaleur perçue par le consommateur. Ainsi cette variable influencera de manière indirecte et positive la satisfaction du client.

3.3. Hypothèse 3

H3 : La compétence perçue joue un rôle médiateur dans la satisfaction client pour un service presté par une équipe hybride comparé à un même service uniquement composé d'agents IA.

Définitions :

- Compétence perçue : « les perceptions de compétence se manifestent généralement par l'évaluation de la capacité des entités à poursuivre leurs intentions, ce qui capte généralement les perceptions d'intelligence, de compétence et d'efficacité » (Fiske et al., 2002, 2007, cité dans (Yang et al., 2024).

Mots-clés :

- Compétence perçue
- Intelligence augmentée
- Satisfaction client

Lorsqu'un service est presté par une équipe hybride, nous avons pu constater dans la littérature que l'acceptation envers l'IA au sein du service et les intentions comportementales des

consommateurs sont améliorées (Peng, van Doorn, Eggers, & Wieringa, 2022 ; Shanks, Scott, Mende, et al., 2024). Une variable qui explique cette amélioration est la perception par le consommateur de l'amélioration des compétences du personnel grâce à l'IA (Peng, van Doorn, Eggers, & Wieringa, 2022). D'après Yang, Zheng, Yu, Qiu, & Wang, 2024, l'intelligence augmentée au sein des équipes hybrides donne un rôle de complémentarité à l'IA dans l'augmentation et l'amplification de l'intelligence humaine. D'ailleurs, concernant les recommandations de produits en ligne, les équipes hybrides ont permis d'améliorer positivement l'intention d'acceptation de recommandations générées par ces équipes pour un certain type de produit et cela via une augmentation de la compétence perçue (Yang, Zheng, Yu, Qiu, & Wang, 2024). De plus, il a été démontré qu'une équipe hybride permet d'élever un agent IA au même rang qu'un agent humain concernant la prise de décision hédonique et d'élever un agent humain au même rang qu'un agent IA pour la prise de décision utilitaire (Longoni et Cian, 2022). Entre autres, un élément qui améliore l'intention comportemental du consommateur pour une équipe hybride concerne les informations de performance présentées avant le service rendu (Shanks, Scott, Mende, et al., 2024). Nous pouvons donc constater via la littérature que la compétence perçue par le consommateur d'une équipe hybride influence la réponse du consommateur à un service donné. Les équipes hybrides, en élevant les compétences des employés humains, pourraient impacter positivement la satisfaction client. En effet, selon Bitner et al. (1994 ; cité par Gruber et al., 2009) les employés compétents, capables et désireux de résoudre un problème peuvent accroître la satisfaction des clients à l'égard d'un service. De plus, la présence d'un agent humain, contrairement à un agent IA permet aux consommateurs de percevoir l'effort du fournisseur de service dans la transaction (Choi, Yi & Zhao, 2024). Ainsi, les consommateurs évaluent cet effort dédié à leur égard à travers l'intention perçue du fournisseur, qui constitue un indicateur significatif de la satisfaction client dans leur étude (Choi, Yi & Zhao, 2024).

3.4. Hypothèse 4

H4 : La tendance à l'innovation du consommateur à un rôle modérateur sur la relation entre type d'agent et satisfaction client.

Définitions :

- Tendance à l'innovation : « reflète le degré auquel un consommateur est réceptif aux nouvelles idées » (Wu et al. ,2023). Les consommateurs avec une forte tendance à l'innovation sont généralement des utilisateurs précoces de nouveaux produits et

services, contrairement à ceux avec une faible tendance qui sont souvent utilisateurs tardifs (Wu et al. ,2023).

Mots-clés :

- Tendance à l'innovation
- Familiarité technologique
- Collaboration IA-humain
- Réaction du consommateur

Nous allons nous intéresser dans cette hypothèse à la familiarité technologique du consommateur, via la tendance à l'innovation de celui-ci, et à son potentiel rôle modérateur dans la relation entre le type d'agent (IA seul ou hybride IA-humain) et la satisfaction client dans un même type de service. Nous avons pu constater lors du chapitre précédent qu'un consommateur faisant face à un service presté par **une équipe hybride**, lorsqu'il a une **tendance à l'innovation élevée**, pourrait percevoir les interactions avec une équipe hybride comme pas assez innovantes (McLeay et al., 2021), ce qui pourrait avoir un impact négatif sur sa satisfaction du service. Tandis qu'un consommateur avec une **tendance à l'innovation faible**, pourrait être rassuré par la présence d'un humain qu'il estime plus compétent pour répondre à ses questions (Choi, Choi, Oh, & Kim, 2019) , également en compensant les lacunes de l'IA-robot perçues par le consommateur (van Doorn et al., 2023) et en apportant une chaleur perçue plus élevée (Peng, van Doorn, Eggers, & Wieringa, 2022). Dans ce cas, la collaboration IA-humain entraînera des conséquences positives sur l'acceptation de l'IA (Peng, van Doorn, Eggers, & Wieringa, 2022), ce qui pourrait augmenter la satisfaction du client. Lorsque le type d'agent est **une IA seule**, le consommateur avec une **tendance à l'innovation élevée** pourrait percevoir la substitution par l'IA comme plus innovante qu'un agent hybride (McLeay et al., 2021) , ce qui pourrait renforcer sa satisfaction. En revanche, le consommateur **avec une tendance à l'innovation faible** aura tendance à préférer les interactions humaines (Mende, Scott, van Doorn, Grewal, & Shanks, 2019), et une substitution des employés par une IA-robot pourrait nuire à sa satisfaction.

4. Recherche quantitative

4.1. Méthodologie

4.1.1. Plan d'expérience

Nous avons choisi de tester nos hypothèses par une méthode « A/B testing » pour développer l'expérience. L'objectif de cette technique est de comparer deux versions pour déterminer laquelle est la plus performante. Dans ce cas-ci, nous avons comparé une situation de substitution d'un employé par l'IA par rapport à une situation d'augmentation de l'employé par l'IA. Lors du processus, nous avons assigné aléatoirement les participants à l'une des variantes du scénario et collectons les métriques prédéfinies pour chaque variable via un questionnaire. La randomisation nous a permis de contrôler les différences subjectives qui pourraient affecter leurs réponses, assurant ainsi que les effets sur les variables sont dus au type d'informations contenues dans le scénario. Cette méthode nous garantit d'éviter les biais qui pourraient avoir lieu dans le cas d'évaluation par le consommateur des deux types de variantes.

Nous avons choisi le robot Pepper pour mener cette étude et l'intégrer dans notre scénario dans un supermarché, en raison de sa présence déjà établie dans les environnements de vente au détail et divers autres services, ce qui démontre son adaptabilité dans divers secteurs (Bertacchini et al., 2017 ; King, 2014, cité dans Kim, 2020). Pepper est capable de réaliser des tâches opérationnelles et sociales, ce qui correspond bien aux besoins de service dans le commerce de détail (Grewal et al., 2020, cité dans Kim, 2020 ; Forgan, 2020).

Tableau 2 : A/B testing comprenant les deux scénarios présentés aux répondants

Situation A : Agent IA	Situation B : Agent hybride
Vous faites vos courses au supermarché et vous vous dirigez vers les caisses automatiques. Lorsque vous êtes dans la file en attendant votre tour pour les caisses automatiques, vous apercevez le robot IA, Pepper, sans employé à proximité. Pepper vous salue : • Pepper : <i>"Bonjour, je suis Pepper, votre assistant. Je suis ici pour vous aider, n'hésitez pas à me faire signe en cas de besoin."</i>	Vous faites vos courses au supermarché et vous vous dirigez vers les caisses automatiques. Lorsque vous êtes dans la file en attendant votre tour pour les caisses automatiques, vous apercevez le robot IA, Pepper, avec un employé à proximité. L'employé vous salue et explique : • Employé : <i>"Bonjour ! Le robot Pepper est ici pour m'assister dans mes tâches."</i> Pepper vous indique une caisse libre. En scannant un article, un prix incorrect

Il vous indique une caisse libre. En scannant un article, un prix incorrect s'affiche. Vous faites signe à Pepper, qui s'approche : • Pepper : <i>"Je vois que cet article pose un problème. Pouvez-vous me montrer l'article en question ?"</i> Vous montrez l'article, et Pepper analyse le code-barres pour diagnostiquer le problème de manière autonome. Une fois l'erreur comprise, il vous explique : • Pepper : <i>"Le prix affiché est sans la réduction appliquée depuis cette semaine."</i> Pepper corrige le prix et ajoute l'article à votre liste d'achats. • Pepper : <i>"Voilà, l'article est bien ajouté. Y a-t-il autre chose avec laquelle je peux vous aider ?"</i> Vous lui demandez si d'autres réductions sont disponibles pour la catégorie d'articles qui vous intéresse. Pepper vous informe sur les promotions en cours avec leur date limite et vous propose de vous inscrire à la newsletter afin de rester informé sur les prochaines promotions. Vous acceptez. Pepper enregistre vos coordonnées. Une fois vos coordonnées entrées, Pepper retourne se mettre au centre de la zone de caisses automatiques. Après avoir scanné tous vos articles et payé, vous croisez Pepper à la sortie : • Pepper : <i>"Merci d'avoir utilisé notre service de self-checkout ! À bientôt !"</i>	s'affiche. Vous faites signe à L'employé, qui s'approche : • Employé : <i>"Je vois que cet article pose un problème. Pouvez-vous me montrer l'article en question ?"</i> Vous montrez l'article, l'employé appelle Pepper, qui analyse le code-barres pour diagnostiquer le problème de manière autonome. Une fois l'erreur comprise, l'employé vous explique : • Employé : <i>"Le prix affiché est sans la réduction appliquée depuis cette semaine."</i> L'employé corrige le prix et ajoute l'article à votre liste d'achats. • Employé : <i>"Voilà, l'article est bien ajouté. Y a-t-il autre chose avec laquelle je peux vous aider ?"</i> Vous lui demandez si d'autres réductions sont disponibles pour la catégorie d'articles qui vous intéresse. L'employé laisse Pepper vous expliquer les promotions en cours avec leur date limite. L'employé vous propose également de vous inscrire à la newsletter pour rester informé sur les prochaines promotions. Vous acceptez. Pendant que Pepper enregistre vos coordonnées, l'employé retourne aider un autre client. Une fois vos coordonnées entrées, Pepper retourne se mettre au centre de la zone de caisses automatiques. Après avoir scanné tous vos articles et payé, vous croisez Pepper et l'employé à la sortie : • Pepper : <i>"Merci d'avoir utilisé notre service de self-checkout ! À bientôt !"</i> • Employé : <i>"Au revoir, bonne journée !"</i>
---	--

Dans le cadre de cette recherche, deux scénarios fictifs ont été créés afin de pouvoir évaluer correctement chaque variable utilisée dans l'étude. Les participants ont été invités à s'imaginer dans la peau d'un client qui utilise les bornes automatiques de paiement au sein d'un supermarché. Le type d'agent est définie comme la variable indépendante agent IA seule (IA) présent dans la situation A ou agent hybride (hybride) présent dans la situation B (Tableau 2). Les différentes étapes et dialogues par lesquels le répondant passe durant son expérience sont identiques dans les deux situations afin de s'assurer que la variable dépendante peut être altérée uniquement par le type d'agent.

4.1.2. Conception de l'enquête

L'expérience est menée par le biais d'une enquête en ligne. La plateforme Qualtrics a été utilisée pour créer et publier l'enquête. Cela permet de tirer des conclusions préliminaires avant de consacrer des ressources considérables à l'élaboration d'un test réel avec des robots dans le secteur du commerce de détail. L'enquête complète est disponible en annexe 1. La structure suivante a été adoptée : elle commence par un formulaire de consentement, garantissant l'anonymisation des répondants et la gestion des données collectées conformément aux normes GDPR. Dans la section suivante, un message d'instruction est fourni pour faire comprendre au répondant sa tâche lors de la lecture de la situation. Ensuite, la situation est montrée, avant de poser des questions séquentielles sur les variables du modèle de recherche : satisfaction du consommateur, chaleur perçue, compétence perçue et tendance à l'innovation du consommateur. Une question de contrôle est intégrée, dans laquelle la réponse doit concorder avec la condition à laquelle le répondant est soumis afin de confirmer que le celui-ci a été attentif lors de la lecture du scénario. Ensuite, une dernière mesure de réalisme est collectée. Par la suite, une question concernant la variable de contrôle, l'anxiété du consommateur, est ajoutée. Enfin, des questions concernant les aspects démographiques (annexe 2) sont posées, afin de décrire notre échantillon. Parmi elles, l'âge sert également de variable de contrôle. Pour finir, un message est affiché pour remercier le participant. Afin de garantir une collecte des données complètes via l'achèvement complet du questionnaire, les questions sont marquées comme obligatoires. De plus les répondants ne peuvent pas revenir en arrière dans l'enquête pour éviter la modification des réponses.

4.2. L'échantillonnage

L'évaluation de la taille de l'échantillon nécessaire pour obtenir une puissance statistique suffisante, est calculée dans cette étude à l'aide du logiciel G*Power. La taille de l'effet est fixée à 0.5, correspondant à un effet moyen. Le niveau alpha est fixé à 0.05, la puissance à 0.8 et le nombre de groupes à deux. Le résultat est présenté à l'annexe 3, qui estime que la taille minimale requise de l'échantillon est de 102 répondants.

L'enquête a été distribuée via les réseaux sociaux, des réseaux professionnels et ainsi qu'auprès de parents d'une école primaire afin de diversifier au mieux les variables démographiques. Nous avons recueilli 150 réponses. Avant d'analyser les résultats, nous vérifions la qualité des réponses. Sur les 150, 13 réponses ont été supprimées car non terminées, probablement en raison du fait que les personnes ont quitté la page de l'enquête sans avoir atteint la fin de celle-ci. De plus, deux réponses ont été supprimées pour un temps inférieur à 1 minutes, l'enquête étant impossible à remplir en ayant lu correctement les scénarios et les questions posées. Les données nettoyées comptent 135 réponses, ce qui correspond à la taille de l'échantillon requis.

Nous avons également effectué une analyse descriptive afin de mieux connaître la population de l'échantillon (Tableau 3). Nous avons constaté un léger déséquilibre entre les sexes, 62,2% des répondants étant des hommes et 37,2% des femmes. En ce qui concerne l'âge, la moyenne d'âge des répondants est de 38 ans, avec un âge médian de 38 ans également. La majorité des personnes ayant participé à l'enquête sont des employés à temps plein avec 48,9%, tandis que seuls 19,3% sont des étudiants. En outre, le niveau d'éducation des participants le plus présent dans cette enquête est le grade de master, qui représente 46,7% de la population de l'échantillon. Une analyse plus approfondie montre que ces données sont cohérentes pour chaque groupe de conditions, ce qui prouve que la randomisation est efficace (annexe 4).

Tableau 3 : Profil démographique des répondants à l'enquête (N = 135)

Genre		Âge	
Homme	62,2%	Moyenne	37.56
Femme	37,1%	Médiane	38
Non-binaire / Troisième genre	0%	MIN	18
Préfère ne pas répondre	0,7%	MAX	72
Education		Profession actuelle	
Aucun diplôme	1,5%	Employé.e à temps plein	48,9%
CESS	8,1%	Employé.e à mi-temps	10,4%
Baccalauréat	30,4%	Sans emploi	4,4%
Master	46,7%	Retraité.e	3,7%
Doctorat	11,8%	Étudiant.e	19,3%
Autres	1,5%	Autres	13,3%

4.3. Mesures

Dans le but de mener l'expérience décrite via un questionnaire, chaque item a été mesuré avec une échelle de Likert en 7 points afin d'évaluer avec précision le niveau d'accord des répondants avec chaque énoncé : « Pas du tout d'accord », « En désaccord », « Plutôt en désaccord », « Ni d'accord, ni pas d'accord », « Plutôt d'accord », « D'accord », « Tout à fait d'accord ». La décision d'adopter une échelle à 7 points a été prise pour améliorer la précision et fiabilité de l'enquête (Finstad , 2010) .

Afin d'évaluer la fiabilité des mesures de l'échelle, les valeurs alpha de Cronbach sont calculées pour chaque variable contenant des items (Cronbach, 1951) (Tableau 4 et 5). Les quatre variables d'intérêt atteignent une fiabilité interne supérieur à 0,7. Cela indique que la fiabilité entre les items est atteinte (Bujang et al., 2018). L'annexe 5 contient les résultats obtenus pour l'analyse de fiabilité de chaque variable. Une fois la fiabilité confirmée pour toutes les variables, les valeurs des items pour chaque variable sont moyennées pour mener l'analyse.

Tableau 4 : Résumé des variables principales et de leurs échelles de mesure

Variables principales	Items	Formulation	Cronbach alpha	Références
Chaleur perçue	CHAP1	L'agent m'a semblé amical.	a = 0,874	Adapté de Fiske, Cuddy et Glick (2007)
	CHAP2	L'agent était serviable tout au long de l'interaction.		
	CHAP3	Je perçois l'agent comme sincère dans ses intentions.		
	CHAP4	Je considère l'agent comme fiable.		
	CHAP5	L'agent a agi de manière morale.		
Compétence perçue	COMP1	L'agent m'a semblé intelligent.	a = 0,791	Adapté de Fiske, Cuddy et Glick (2007)
	COMP2	L'agent a démontré une grande compétence dans la gestion de mon problème.		
	COMP3	L'agent a fait preuve de créativité pour résoudre mon problème.		
	COMP4	L'agent a été efficace dans la prestation du service.		
Tendance du consommateur à l'innovation	TCI1	Par rapport à mes amis, je suis prompt à essayer de nouveaux services faisant appel à la technologie de l'IA.	a = 0,916	Adapté de Goldsmith et Hofacker (1991)
	TCI2	En général, je suis le dernier dans mon cercle d'amis à essayer un service qui utilise l'IA.		
	TCI3	En général, je suis parmi les premiers de mon cercle d'amis à utiliser un nouveau service basé sur l'IA lorsqu'il est disponible.		
	TCI4	Si j'apprenais qu'un nouveau service basé sur l'IA était disponible, je serais suffisamment intéressé pour l'essayer.		
	TCI5	J'essaierais un nouveau service piloté par l'IA, même si je n'ai pas encore vu comment il fonctionne.		
	TCI6	Je suis au courant des nouveaux services pilotés par l'IA avant les autres personnes de mon entourage.		
Satisfaction du consommateur	CSAT1	Je suis satisfait du service qui m'a été fourni par l'entreprise.	a = 0,930	Adapté de Bansal et al. (2004)
	CSAT2	Je pense que l'entreprise a fait du bon travail avec le service fourni.		
	CSAT3	Je suis content du service fourni par l'entreprise.		

4.4. Variables de contrôle

Dans cette étude nous allons utiliser deux variables de contrôles.

4.4.1. Âge

Les consommateurs jeunes, comme la génération Z, auront une plus grande familiarité avec les interfaces IA, en raison de leur aisance numérique et leur interaction constante avec de nouvelles technologies émergentes (GuerraTamez, Kraul Flores, SernaMendiburu, Chavelas Robles, & Ibarra Cortés, 2024), ce qui peut faciliter leur intention d'utilisation lors d'un service où une interface IA est présente (Flavián, Pérez-Rueda, Belanche, & Casaló, 2022). En revanche, les consommateurs plus âgés pourraient avoir tendance à moins accepter ces interfaces IA au sein du service, en raison de leur faible acceptation des nouvelles technologies (Stafford, MacDonald, Jayawardena, & et al., 2014) . Cela pourrait avoir un effet positif pour les utilisateurs jeunes et négatif pour les utilisateurs plus âgés sur leur satisfaction du service.

4.4.2. L'anxiété lié à technologie

L'anxiété du consommateur envers la technologie peut impacter l'expérience de service du consommateur que ce soit avec une équipe hybride (Shanks, Scott, Mende, et al., 2024) ou une interface IA seule (Wang & Wang, 2022 ; Meuter, Ostrom, Bitner, & Roundtree, 2003). Cet impact peut être à la fois positif pour le client (lorsque l'anxiété liée à technologique est faible) ou négatif (lorsque l'anxiété liée à la technologie est élevée) pour le consommateur dans l'intention d'utilisation ou d'interaction avec l'IA au sein d'une équipe (Shanks, Scott, Mende, et al., 2024) ou seule (Wang & Wang, 2022 ; Meuter, Ostrom, Bitner, & Roundtree, 2003).

Tableau 5 : Résumé des variables de contrôles et de leurs échelles de mesure

Variables de contrôle	Items	Formulation	Cronbach alpha	Références
Age	AGE1	Quel est votre âge ?	/	/
L'anxiété liée à la technologique	ANX1	J'apprends l'utilisation de la technologie.	a = 0,790	Adapté de Meuter et al. (2005)
	ANX2	Les termes techniques me semblent être un jargon déroutant.		
	ANX3	J'ai évité la technologie parce qu'elle ne m'était pas familière.		
	ANX4	J'hésite à utiliser la plupart des formes de technologie de peur de faire des erreurs que je ne peux pas corriger.		

5. Les résultats

L'analyse de l'enquête est effectuée en utilisant le logiciel statistique SPSS. Chaque hypothèse est évaluée en utilisant une approche confirmatoire et les résultats sont présentés.

5.1. Tester H1 à l'aide d'un Test T pour échantillon indépendants.

Comme le montre la figure 2, les moyennes de la satisfaction client sont relativement proches selon les conditions. Cependant il est nécessaire de déterminer statistiquement cette affirmation.

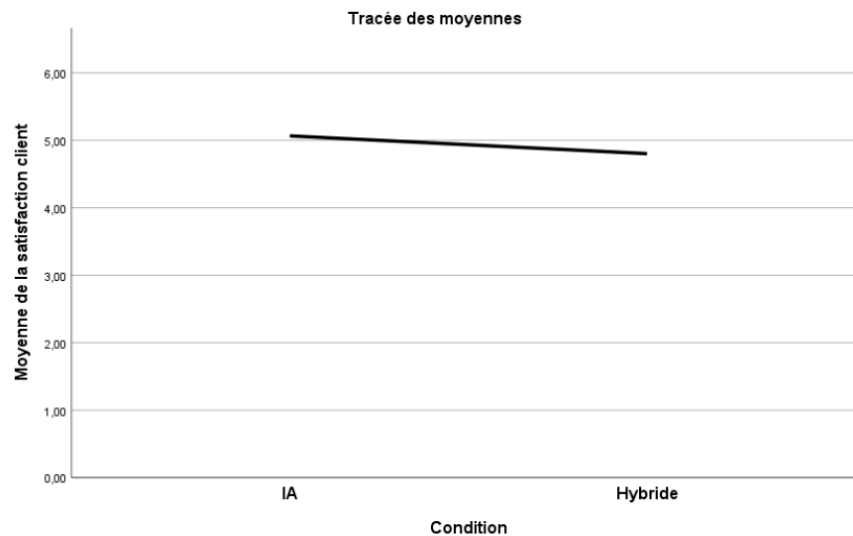


Figure 2 : tracée des moyennes

Nous effectuons un test de normalité de Shapiro-Wilk afin de savoir si notre ensemble de données suit une distribution normale. Nous constatons au tableau 6, que la statistique de Shapiro-Wilk à une $p < .001$ pour les deux groupes. Ce qui signifie que la distribution de la satisfaction client (CSATM) pour les deux groupes ne suit pas une loi normale. Étant donné que nous avons un échantillon relativement grand ($n > 30$) pour les deux groupes, cela permet tout de même de réaliser un test T robuste via le théorème central limite. Le test de Levene est réalisé pour vérifier l'homogénéité des variances des deux groupes, il nous donne une p-value non-significative ($p = .279$) (Tableau 7). Ce qui se traduit par une hypothèse des variances égales acceptée. Nous pouvons donc effectuer un test T pour échantillon indépendant afin de comparer les moyennes (Pleyers, 2022).

Tableau 6 : Tests de normalité

TAG	Kolmogorov-Smirnov ^a			Shapiro-Wilk		
	Statistiques	ddl	Sig.	Statistiques	ddl	Sig.
CSATM IA	,140	61	,005	,910	61	<,001
Hybride	,202	74	<,001	,928	74	<,001

a. Correction de signification de Lilliefors

Nous utilisons un test T pour échantillon indépendant afin de comparer les niveaux moyens de satisfaction client entre les deux conditions : IA (substitution) et hybride (augmentation). Le test T nous permet de vérifier si les différences observées dans la satisfaction client entre les groupes sont significatives. Lorsque nous regardons le test T (Tableau 7), nous avons une significativité de $p = .33$, ce qui signifie que la différence des moyennes entre les deux groupes n'est pas significative ($p > .05$). En d'autres termes, les moyennes de la satisfaction client ne diffèrent pas selon les conditions de substitution (moyenne = 5,066 ; SD = 1,655) ou d'augmentation (moyenne = 4,802 ; SD = 1,478). Bien que nous puissions observer une légère différence (Tableau 7), mais statistiquement non significative.

Tableau 7 : Test des échantillons indépendants

Test de Levene sur l'égalité des variances				Test t pour égalité des moyennes							
		F	Sig.	t	df	Signification		Différence	Erreur	Intervalle de confiance de la	
						unilatéral	bilatéral	moyenne	standard	Inférieur	Supérieur
CSATM	Hypothèse de variances égales	1,180	,279	,977	133	,165	,330	,26377	,26989	-,27007	,7976
	Hypothèse de variances inégales			,967	121,622	,168	,336	,26377	,27286	-,27640	,8039

Tableau 8 : Coefficients de la régression linéaire

Modèle		Coefficients non standardisés		Coefficients standardisés		Sig.
		B	Erreur standard	Bêta	t	
1	(Constante)	5,329	,439		12,143	<,001
	TAG	-,264	,270	-,084	-,977	,330

a. Variable dépendante : CSATM

Par ailleurs, lorsque nous effectuons la régression linéaire (Tableau 8) avec comme variable indépendante le type d'agent (TAG) et comme variable dépendante la satisfaction client (CSATM). Nous pouvons observer une non-significativité de la variable type d'agent (TAG) ($B = -0.264$, $p = .33$). Cela signifie que le type d'agent n'a pas d'effet significatif sur la variable satisfaction client. Cette régression nous sera également utile pour l'analyse de l'hypothèse 2.

Les deux tests effectués ci-dessus, nous permettent de **rejeter H1**. C'est-à-dire que le type d'agent IA seule ou hybride n'a pas d'influence significative sur la satisfaction du consommateur.

Nous avons implémenté les variables de contrôles âge (AGE) et anxiété liée à la technologie (ANXM) dans le modèle afin d'évaluer si la significativité change pour chaque hypothèse, voir les annexes 6 à 9. Nous avons obtenu des résultats similaires pour toutes les hypothèses. Les conclusions tirées restent donc identiques concernant les hypothèses. Nous avons placé en annexe 10, les analyses de ces variables de contrôles.

5.2. Test de H2 avec une analyse de médiation

Une relation de médiation est utilisée pour évaluer si la relation entre le type d'agent et la satisfaction du consommateur est expliquée par une troisième variable : la chaleur perçue. La macro PROCESS pour SPSS (Hayes, n.d) , modèle de médiation simple (modèle 4 sur SPSS) est utilisée à cette fin, l'option "bootstrapping" est également réglée sur 5000 échantillons pour garantir des intervalles de confiance robustes pour les effets indirects. Pour qu'il y ait une médiation, deux conditions doivent être remplies : premièrement le type d'agent doit influencer de manière significative la chaleur perçue, et deuxièmement, la chaleur perçue doit influencer de manière significative la satisfaction du consommateur.

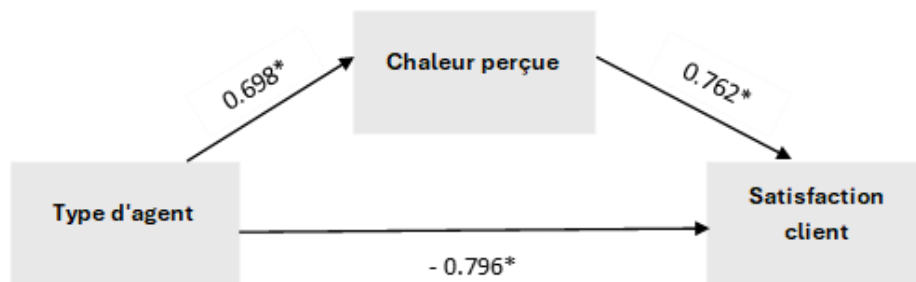


Figure 3 : Modèle de médiation H2

Lorsque l'on analyse les résultats obtenus (Annexe 11), on constate que la relation type d'agent (TAG) et chaleur perçue (CHAPM) est significative ($p = .0009$), avec un coefficient positif ($B = 0,6984$) (figure 3). Cela signifie que la chaleur perçue est significativement plus élevée lorsque l'agent est hybride (moyenne = 5,400 ; SD = 1,053) comparé à l'agent IA seule (moyenne = 4,702 ; SD = 1,338). On peut noter également que la relation chaleur perçue et satisfaction du client (CSATM) est significative ($p < .001$) avec un coefficient positif ($B = 0,7619$) (figure 3), ce qui signifie que la chaleur perçue a un effet positif sur la satisfaction client. Cependant, l'effet direct du type d'agent sur la satisfaction du client est significatif ($p < .001$) avec un coefficient négatif ($B = - 0,7959$) (figure 3). En d'autres termes, la satisfaction du client diminue avec un agent hybride comparé à un agent IA seule. Nous remarquons que cette relation directe contredit la relation indirecte. Pour rappel, nous avons vu dans H1, que le

coefficient de régression linéaire (Tableau 8) est de $-0,264$ pour la relation type d'agent et satisfaction client. Nous pouvons expliquer ce phénomène d'augmentation du coefficient du type d'agent (TAG) sur satisfaction du client (CSATM) ($B = -0,7959$) et l'amélioration de la significativité de cette relation dans la médiation par le fait de l'ajout de la variable chaleur perçue améliore légèrement le R^2 avec $0,07$ pour H1 et $0,0797$ pour H2, ce qui réduit l'erreur résiduelle du modèle. Cela permet à la variable indépendante type d'agent (TAG) d'expliquer mieux les variations de la variable dépendante satisfaction du client (CSTM), en d'autres mots, permet à l'effet du type d'agent de devenir plus significatif.

Il faut toutefois noter que l'effet indirect est positif ($B = 0,5321$). Cela signifie que le fait de passer d'un agent IA seule à un agent hybride augmente significativement la satisfaction via la chaleur perçue. Lorsque nous calculons l'effet total, qui est égal à l'addition de l'effet direct et indirect ($-0,796 + 0,5321 = -0,2639$), nous obtenons un effet total égal au coefficient de la régression linéaire de l'hypothèse 1. Ce résultat suggère que l'ajout de variable chaleur perçue permet d'expliquer la relation entre type d'agent (TAG) et satisfaction client (CSTM), sans modifier l'effet total observé dans l'analyse initiale. Nous pouvons donc remarquer que seule une partie de l'effet du type d'agent (TAG) sur la satisfaction client (CSTM) s'exerce à travers la variable médiatrice et l'autre partie de cet effet s'exerce directement sur la variable Y (Caceres & Vanhamme, 2003). Ceci peut indiquer le cas d'une médiation partielle.

Par ailleurs, seules deux des quatre conditions de médiation sont valides (Caceres & Vanhamme, 2003) : Le type d'agent (TAG) a un effet significatif sur la chaleur perçue (CHAPM) ($p < .001$) (annexe 11) et la chaleur perçue (CHAPM) a également un effet significatif la satisfaction client (CSTM) ($p < .001$) en contrôlant le type d'agent (TAG) (annexe 11). Concernant la condition que le type d'agent (TAG) doit avoir un impact significatif sur la variable la satisfaction client (CSTM), celle-ci peut être négligée lorsque le modèle théorique suppose une relation faible entre les variables indépendante (X) et dépendante (Y) (Caceres & Vanhamme, 2003) , le cas présent avec le rejet de H1. De plus, nous avons procédé à une vérification de la présence de médiation partielle selon Caceres & Vanhamme (2003), en calculant la formule suivante :

$$h = \frac{b_2 \cdot b_4}{\sqrt{b_4^2 \cdot s_2^2 + b_2^2 \cdot s_4^2 + s_2^2 \cdot s_4^2}}$$

(Annexe 11) proposée dans l'article. L'hypothèse nulle selon laquelle il n'y a pas de médiation partielle, ou, en d'autres mots, selon laquelle l'interaction $b_2 \times b_4$ n'est pas significativement différente de 0, devrait mener à une valeur h entre -1.96 et +1.96. Nous avons obtenu une valeur $h = 3,122$. Celle-ci étant plus grande que 1,96, nous pouvons rejeter l'hypothèse nulle où il n'y a pas de médiation et confirmer ainsi la présence d'une médiation partielle. La chaleur perçue joue un rôle de médiation partielle dans la relation entre le type d'agent et la satisfaction client. Cela nous permet d'**accepter H2**.

5.3. Test de H3 avec une analyse de médiation

Une relation de médiation est utilisée pour évaluer si la relation entre le type d'agent et la satisfaction client est expliquée par une troisième variable : la compétence perçue. La macro PROCESS pour SPSS (Hayes, n.d) , modèle de médiation simple (modèle 4 sur SPSS) est utilisée à cette fin, l'option "bootstrapping" est également réglée sur 5000 échantillons pour garantir des intervalles de confiance robustes pour les effets indirects. Pour qu'il y ait une médiation, deux conditions doivent être remplies : premièrement, le type d'agent doit influencer de manière significative la compétence perçue, et deuxièmement, la compétence perçue doit influencer de manière significative la satisfaction client.

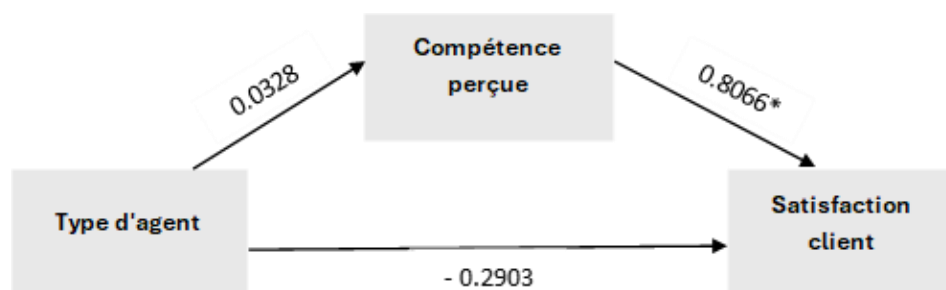


Figure 4 : Modèle de médiation H3

Lorsque l'on analyse les résultats obtenus (Annexe 12), on constate que la relation type d'agent et compétence perçue est non significative ($p = .8705$) avec un coefficient positif ($B = 0,0328$) (figure 4). La compétence perçue est légèrement plus élevée, mais pas de façon significative, lors d'une interaction avec l'équipe hybride (moyenne = 4,807 ; SD = 1,064) comparée à une interaction avec l'IA uniquement (moyenne = 4,775 ; SD = 1,271). Cela signifie que le type d'agent n'a pas d'effet significatif sur la compétence perçue. Cependant, on peut noter que la relation compétence perçue et satisfaction du client est significative ($p < .001$) avec un coefficient positif ($B = 0,8066$) (figure 4). Cela indique que la compétence perçue est un

prédicteur significatif avec un effet positif sur la satisfaction client, mais son rôle n'est pas lié au type d'agent. Concernant l'effet direct du type d'agent sur la satisfaction du client est non significative ($p = .1825$) avec un coefficient négatif ($B = - 0,2903$) (figure 4). Ce qui est interprété comme le type d'agent n'a pas d'effet direct sur la satisfaction client. En ce qui concerne l'effet indirect, l'effet du type d'agent sur la satisfaction via la compétence perçue, a un coefficient positif ($B = 0,0265$) (annexe 12) et les intervalles de confiance contiennent zéro (annexe 12), ce qui signifie que l'effet indirect n'est pas significatif et qu'il n'y a pas d'effet de médiation.

Nous pouvons conclure que la compétence perçue ne joue pas un rôle médiateur dans la relation type d'agent et la satisfaction client. Cela signifie que le type d'agent IA seule ou hybride n'a pas d'impact sur la satisfaction client via la compétence perçue. Cela nous permet de **rejeter H3**.

Dans le cas où la p-valeur de la relation entre type d'agent et la compétence perçue avait été significative, un effet de médiation complet aurait pu être observé (figure 4).

Nous avons également réalisé un modèle de médiation parallèle afin de vérifier si les résultats diffèrent pour les cas de médiation. Les conclusions que nous avons pu tirer sont similaires aux conclusions tirées en H3 et H4. Nous avons placé en annexe 13, les analyses correspondantes.

5.4. Test de H4 avec une analyse de modération

Une analyse de modération est réalisée pour déterminer si la relation entre le type d'agent et la satisfaction client est la même à différents niveaux d'une troisième variable, appelée variable modératrice : la tendance à l'innovation du consommateur. La macro PROCESS pour SPSS (Hayes, n.d) , modèle de modération (modèle 1 sur SPSS) est utilisée. La tendance à l'innovation est mesurée comme une variable qualitative mais recodée en variable discrète (TCIM) afin d'avoir les scores moyens pour chaque individu concernant sa tendance à l'innovation. Une variable d'interaction a également été créée entre le type d'agent (variable indépendante) et TCIM (modérateur) : Int_1.

Dans l'Annexe 14, la régression linéaire montre que l'effet d'interaction (Int_1 = type d'agent X TCIM) n'est pas significatif ($B = - 0, 2224$, $p = .1305$). Cela indique que la tendance à l'innovation du consommateur ne modère pas la relation entre le type d'agent et la satisfaction du client. L'intervalle de confiance à 95% $[-0,5269 ; 0,0762]$ (annexe 14) contient zéro, ce qui vient confirmer l'absence de significativité.

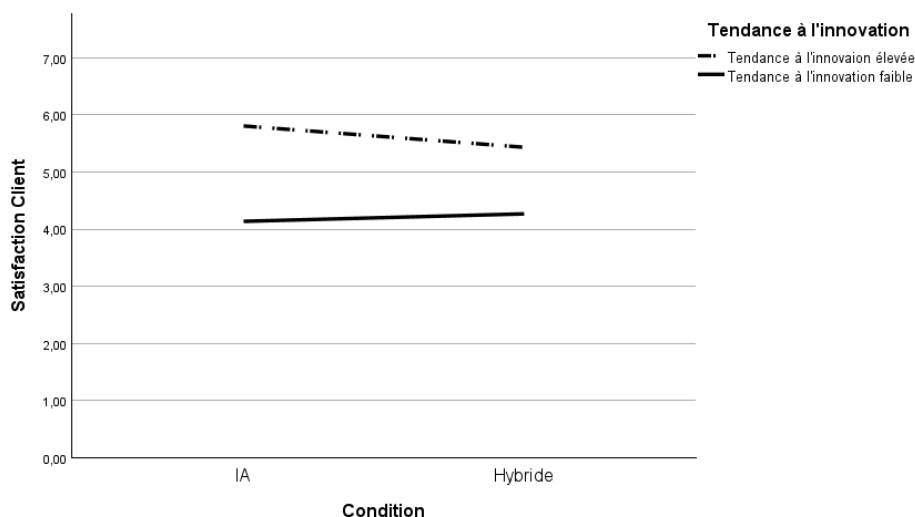


Figure 5 : Satisfaction client par niveau de tendance à l'innovation

Cependant, l'effet principal de TCIM est bien significatif ($p < .001$) avec un coefficient positif ($B = 0,8933$) (annexe 14). Cela signifie que les consommateurs avec une tendance à l'innovation élevée rapportent une satisfaction client plus élevée, indépendamment du type d'agent. Dans la figure 5, nous avons un graphe qui illustre la relation entre le type d'agent et la satisfaction client à différents niveaux de la tendance à l'innovation du consommateur. Les personnes avec une tendance à l'innovation faible ont une satisfaction légèrement plus élevée avec l'équipe hybride (moyenne = 4,267 ; SD = 1,564), comparé à l'IA uniquement (moyenne = 4,136 ; SD = 1,781). Quant aux personnes avec une tendance à l'innovation élevée, elles ont une satisfaction légèrement plus basse avec l'équipe hybride (moyenne = 5,431 ; SD = 1,090), comparé à l'IA seule (moyenne = 5,804 ; SD = 1,101).

Nous pouvons affirmer que la tendance à l'innovation ne modère pas la relation entre type d'agent et satisfaction client. Cela nous permet de **rejeter H4**.

5.5. Tableau récapitulatif des hypothèses

Cette recherche a exploré l'effet d'un service presté par une équipe hybride humain-IA sur la satisfaction client dans le secteur du commerce de détail. Plus précisément, elle a examiné et comparé l'influence du type d'agent (IA ou hybride) sur la satisfaction client, tout en prenant en compte deux variables clés issues de la littérature et en analysant leur effet médiateur : chaleur perçue (CHAPM) et la compétence perçue (COMPM). De plus, l'étude a analysé l'effet modérateur de la tendance à l'innovation du consommateur (TCIM) sur la relation entre le type d'agent et la satisfaction client, ainsi que l'interaction entre le type d'agent et la tendance à l'innovation du consommateur. L'étude s'est appuyée sur une expérience en ligne, qui après

analyse a donné les résultats suivants (Tableau 9). Nous notons également que nos résultats corroborent avec nos analyses de corrélations (Annexe 15).

Tableau 9 : Résumé des résultats de l'analyse

Hypothèses	Acceptée / Rejetée	Informations
H1	Rejetée	Pas d'effet direct significatif du type d'agent sur la satisfaction client.
H2	Acceptée	La Chaleur perçue joue un rôle de médiation partielle sur la relation entre le type d'agent et la satisfaction client.
H3	Rejetée	La compétence perçue ne joue pas un rôle de médiation significatif sur la relation entre le type d'agent et la satisfaction client.
H4	Rejetée	La tendance à l'innovation ne joue pas un rôle de modération dans la relation type d'agent et satisfaction client.

6. Discussion

Les résultats obtenus lors de cette étude, apportent de nouvelles informations à la littérature sur les équipes hybrides. Dans ce chapitre, l'objectif est de contextualiser les résultats de l'étude et de permettre aux managers de tirer profit des conclusions en proposant des initiatives concrètes.

6.1. Implications théoriques

Nous allons détailler chaque contribution apportée par les hypothèses testées, et comparer celles-ci à la théorie utilisée. Ensuite nous reviendrons sur les apports théoriques potentiels discutés dans la conclusion de la revue de littérature (voir partie 2.4).

Premièrement, nous avons pu constater grâce à notre première hypothèse, que la satisfaction client ne varie pas selon le passage d'une condition à une autre. Il semblerait que dans le secteur du commerce de détail (les grandes surfaces), avoir un agent hybride au lieu d'un agent IA seule à la fin du parcours client (au moment du paiement), aux bornes automatiques, n'aura pas d'effet significatif sur la satisfaction du client. Ce résultat contredit les articles Nguyen et Malik (2022), ainsi que de Qiu et al. (2019), utilisés pour construire l'hypothèse. Le premier affirme qu'une équipe hybride améliore la satisfaction du client à travers la qualité du service amélioré par l'augmentation de l'humain par l'IA. Le second affirme que l'apport d'un renforcement de la

relation client/employés et un intérêt plus élevé pour le service lors de l'implémentation de robots au sein d'une équipe de service améliore également la satisfaction. Cette non-significativité peut être expliquée par le choix du scénario se trouvant dans la zone des caisses automatiques. En effet, la situation transactionnelle, diffère de celle du secteur de l'hôtellerie étudié dans les articles, où davantage de relations lors du service est nécessaire. Par ailleurs, la technologie à cette étape est déjà fortement utilisée, l'implémentation de plus de technologie, comme les robots, n'améliorerait pas l'intérêt pour le service.

Cependant, il faut noter que, malgré l'absence de différence significative entre les moyennes, la satisfaction n'est pas restée neutre mais positive en moyenne pour les deux conditions. Nos résultats suggèrent que dans le commerce de détail, l'agent IA seul pourrait garantir une satisfaction équivalente à une équipe hybride. Cette observation rejoint partiellement l'article de McLeay et al. (2021) qui confirme qu'une équipe hybride dans le secteur du commerce de détail n'a pas d'effet indirect via l'innovation perçue sur l'expérience de service.

Deuxièmement, notre hypothèse sur la **chaleur perçue** a été confirmée, bien que cette variable agisse uniquement comme un médiateur partiel. Nous pouvons interpréter nos résultats de la manière suivante : l'équipe hybride améliore la perception de chaleur par le client. En effet, plus la chaleur perçue sera élevée, plus la satisfaction du client augmente. Par ailleurs, lorsque nous réalisons la comparaison entre les deux conditions, la chaleur perçue moyenne observée est significativement plus élevée pour l'équipe hybride. Dès lors, une équipe hybride dans la configuration proposée dans le commerce de détail et placée à la fin du parcours client d'un supermarché, à travers une perception de chaleur plus élevée, serait davantage préférable pour maximiser la satisfaction client. Ces affirmations concordent avec les articles de van Doorn et al. (2023) et Choi et al. (2019), qui expliquent que la chaleur humaine lors d'un service reste essentielle. L'équipe hybride permet mieux de maintenir cet aspect clé dans l'évaluation du service.

Troisièmement, nous avons pu relever, via notre hypothèse sur la **compétence perçue**, que cette variable n'agit pas comme un médiateur. Nous pouvons interpréter nos résultats ainsi : bien que la compétence perçue soit un prédicteur significatif de la satisfaction client, avec une influence positive sur celle-ci, elle n'est pas affectée par le type d'agent auquel le client est confronté. Nous pouvons donc suggérer, qu'importe que le client interagisse avec un agent hybride ou IA seule, la compétence perçue reste stable et n'a pas d'impact notable sur la satisfaction du client. Ces affirmations vont à l'encontre de l'étude de Yang et al. (2024) qui exprime le fait que l'équipe hybride améliore la compétence perçue. Cette divergence pourrait s'expliquer par le

fait que l'article examine une interface différente (IA à interface chatbot) dans le contexte d'un service de recommandation.

Quatrièmement, nous avons pu constater, via notre hypothèse sur **la tendance à l'innovation du consommateur**, que la variable n'a pas d'effet modérateur significatif sur la relation. Cette non-significativité peut s'expliquer par la simplicité du scénario utilisé, de nature transactionnelle, ou au caractère fictif de la situation présentée. Par conséquent, nous pouvons suggérer que la tendance à l'innovation du client n'aura pas d'impact notable sur la satisfaction du client, peu importe le type d'agent.

Cependant, nos résultats révèlent que les clients avec une tendance à l'innovation élevée rapportent une satisfaction client significativement plus élevée, peu importe la condition (hybride ou IA) au sein du service étudié. Ceci rejoint partiellement l'étude de McLeay et al. (2021), qui démontre que les clients avec une ouverture au changement plus élevée, perçoivent comme plus innovante la substitution dans l'expérience de service du commerce de détail.

Par ailleurs, concernant les **variables de contrôle**, l'anxiété liée à la technologie, exerce un effet négatif sur la chaleur perçue. Autrement dit, les clients avec une anxiété élevée percevront une chaleur moins forte, peu importe le type d'agent. Ces résultats ne permettent pas de faire de lien avec l'étude de Shanks et al., dont les résultats montrent une variation de l'anxiété lié aux équipes hybrides. De plus, nous ne pouvons pas affirmer que l'anxiété liée à la technologie exerce une influence directe sur la satisfaction client. Concernant l'âge, il n'exerce aucune influence sur les hypothèses. Cela signifie que l'âge du consommateur n'influence ni sa perception ni sa satisfaction sous les deux conditions étudiées dans le secteur du commerce de détail. Cette non-significativité pourrait s'expliquer par la familiarité des consommateurs avec les technologies transactionnelles, rendant l'âge du client non essentiel lors de l'intégration d'autres technologies à cette étape du parcours client.

Pour conclure, ces apports théoriques nous permettent, de répondre aux conclusions tirées dans la revue de la littérature. Cette étude apporte une contribution à la littérature sur l'IA et l'expérience client en se démarquant par une étude sur l'équipe hybride. Au sein de la littérature sur les équipes hybrides humain-IA, l'étude comble une lacune concernant le secteur du commerce de détail et apporte des éléments dans le débat sur la chaleur et la compétence attribuées au service. Elle permet également de comprendre l'effet d'un service hybride sur la satisfaction du client, confirmant l'influence de la chaleur perçue.

6.2. Recommandations managériales

Les résultats de cette étude permettent d'offrir des recommandations pratiques pour les gestionnaires dans le secteur du commerce de détail, en particulier ceux qui projettent l'implémentation d'outils IA au sein de leur activité, par augmentation de leurs employés ou par substitution dans le but d'améliorer la qualité de leur service ou de réduire les coûts.

Tout d'abord, nous avons pu réaliser que dans le commerce de détail, à l'étape transactionnelle du parcours client, l'efficacité d'un agent IA seul peut être suffisant pour maintenir un niveau de satisfaction élevé. Une substitution du personnel par une IA au dans cette configuration est donc possible et envisageable.

Cependant, il faut tenir compte que la **chaleur perçue** joue un rôle important (Qiu, Li, Shu, & Bai, 2019 ; van Doorn et al., 2023) dans la satisfaction du client. Il serait recommandé, pour maximiser cette satisfaction de capitaliser sur la chaleur perçue en intégrant en premier lieu au sein du service une équipe hybride et en formant les employés à maintenir leur dimension relationnelle lors de l'intégration de robot dans le service du commerce de détail (Araya, 2019 ; Lv et al., 2024). Cela pourrait faciliter l'introduction des robots tout en maximisant la satisfaction du client. À terme, avec l'évolution de la technologie IA, une analyse par le gestionnaire doit être effectuée afin d'identifier si l'étape peut faire l'objet d'une substitution ou rester dans une situation d'augmentation des employés (Huang & Rust, 2018 ; Wilson & Daugherty, 2018), tout en gardant pour objectif la maximisation de la satisfaction.

Concernant la **compétence perçue**, bien que celle-ci n'ait pas montré de variation en fonction du type d'agent utilisé pour servir le client à l'étape transactionnelle, cette dimension reste tout de même un prédicteur clé de la satisfaction. Il serait recommandé aux gestionnaires dans le cas d'un service hybride, de former leurs employés à optimiser leur complémentarité avec les outils IA (Wilson & Daugherty, 2018) et de mettre en avant cette complémentarité afin que l'effort perçu du fournisseur par le client soit optimisé dans le but de maximiser la satisfaction client (Choi et al., 2024).

Par ailleurs, certaines caractéristiques propres au client devraient être prises en compte par le gestionnaire. D'abord, la **tendance à l'innovation du consommateur**. Lors de notre étude, nous avons pu constater que la satisfaction reste significativement plus élevée pour le consommateur avec une tendance innovation élevée, due à l'introduction d'un robot au sein du service peu importe la condition. Les gestionnaires peuvent s'adapter en fonction des marchandises vendues et du type de client ciblé pour offrir une expérience technologique

avancées avec l'introduction de robot lors de l'expérience de service, afin de maximiser la satisfaction client ressentie. Ensuite, l'**anxiété lié à la technologie**, peut être un facteur susceptible d'affecter la chaleur perçue en lien avec l'introduction de robots au sein d'un service de commerce de détail. Les gestionnaires peuvent minimiser cet effet, notamment en proposant des méthodes d'information de performance aux clients inquiétés sur les technologies implémentées en magasin (Shanks et al., 2024). Pour finir, l'**âge** des consommateurs n'a pas influencé les perceptions ou la satisfaction des clients. Ainsi, les gestionnaires dans le commerce de détail peuvent donc introduire au sein de leur étape transactionnelle, la technologie IA sans cibler une tranche d'âge particulière.

7. Conclusion Générale

7.1. Conclusion

Ce mémoire a abordé la question de la perception des consommateurs quant aux équipes hybrides dans le secteur du commerce de détail. Il a permis de répondre aux appels récents d'études invitant à s'orienter vers les équipes hybrides intégrant l'IA au sein de l'expérience client. Cette étude a comparé deux conditions au sein d'un même service : un service presté par une équipe hybride humain-IA et un service presté uniquement par une IA. L'IA est représentée dans cette étude sous la forme d'une interface robot. Elle s'est concentrée également sur ses effets sur la satisfaction client, une variable encore peu étudiée dans la littérature sur les équipes hybrides. Le travail a identifié deux facteurs potentiels de l'équipe humain-IA sur la satisfaction client. Ensuite, quatre séries d'hypothèses ont été formulées pour répondre à la question de recherche suivante : « **Quel est l'effet d'un service presté par une équipe hybride humain - IA sur la satisfaction client dans le secteur du commerce de détail ?** »

En répondant à cette question, ce mémoire permet aux praticiens d'avoir une plus grande avancée dans l'implémentation d'outils IA dans le commerce de détail, les aidant ainsi à définir comment les intégrer au mieux. Cette étude réaffirme l'effet de la chaleur perçue prédominante dans une équipe hybride en comparaison à l'IA seule. Contrairement à la compétence perçue bien qu'important pour satisfaire le client, elle n'est pas influencée significativement par le type d'agent. De plus, aucune différence en fonction du type d'agent sur la satisfaction client n'a été trouvée dans la situation transactionnelle. Les résultats de cette étude vont plus loin et explorent les caractéristiques du consommateur ainsi que leurs effets sur l'implémentation d'une équipe hybride. L'intégration de robots au sein du service du commerce de détail indique une

satisfaction client plus élevée pour les clients technophiles. Par ailleurs, une anxiété liée à la technologie lorsqu'elle est élevée réduit la chaleur perçue au sein d'un service qui intègre une IA sous forme de robot. En revanche, l'âge n'a pas d'effet sur l'intégration des équipes hybrides au sein du service.

7.2. Limitations et suggestions pour des recherches futures

Cette étude, bien qu'elle apporte de nouvelles informations concernant la perception du client sur l'implémentation d'équipes hybrides, présente plusieurs limites. De ces limites découlent de nouvelles suggestions pour des recherches futures.

D'abord, elle se concentre sur un secteur spécifique et sur l'étape transactionnelle du parcours client dans le commerce de détail, limitant les conclusions à ce contexte. Le caractère moins relationnel de cette étape a pu également limiter les conclusions. Des recherches futures pourraient étudier une autre étape du parcours client où l'intelligence émotionnel de l'employé (Prentice et al., 2019) et le relationnel ont une importance plus grande lors de l'expérience de service par exemple : l'accueil, les recommandations dans les rayons ou encore la gestion de réclamations.

Ensuite, les participants ont été confrontés à des scénarios fictifs plutôt qu'à une expérience réelle. Ceci pourrait être également la cause d'une possible interprétation d'une suppression au vu des résultats de l'hypothèse deux. En effet, nous avons pu observer que la relation directe type d'agent (TAG) et satisfaction client (CSATM) était négative et statistiquement significative tandis que la relation de médiation via la chaleur perçue était positive. En d'autres termes, d'un côté, dans la relation directe, la satisfaction client est plus élevée lors de l'interaction avec l'IA seule qu'avec un système hybride. D'un autre côté, lorsque la chaleur perçue est considérée, la satisfaction client est plus élevée avec un système hybride qu'avec l'IA seule. Le modèle théorique étudié dans ce mémoire ne nous a pas permis de postuler à un cas de suppression car l'interprétation n'était pas cohérente (Caceres & Vanhamme, 2003). Une future étude pourrait inclure d'autres facteurs de contingence afin d'expliquer ce cas d'effet direct qui devient significatif et négatif, comme les traits de personnalité des participants. Par exemple, l'ouverture d'expérience, venant du modèle de psychologie « Big Five » (Goldberg, 1993) pourrait être pertinente dans ce cas. Une personne avec un degré d'ouverture à l'expérience élevée pourrait être satisfaite étant donné sa curiosité dans une situation hybride comme dans la situation IA seule, ce qui expliquerait que les répondants soient satisfaits dans la relation indirecte par la situation hybride et par la situation IA seule dans la relation directe.

Une autre manière d'expliquer la cause de l'effet direct qui devient significatif et négatif pourrait être dû à un biais causé par le questionnaire, qui ne permet pas de se représenter dans l'imaginaire du répondant correctement la chaleur perçue. En effet, la chaleur perçue lors d'une interaction est basée, en partie, sur une réaction émotionnelle, qui est difficile à pouvoir imaginer et prédire avec simplement un texte comme mise en situation. Le manque d'images ou de vidéos, a pu également jouer un rôle, en biaisant les réponses des participants en fonction de leur imagination. Une fois la technologie plus avancée et plus présente en Europe, un scénario expérimental dans des conditions réelles pourrait être effectué.

L'anthropomorphisme du robot, non étudié ici, pourrait influencer également la perception du consommateur (van Pinxteren, Wetzels, Rüger, Pluymaekers, & Wetzels, 2019). Le niveau d'anthropomorphisme du robot devrait être également pris en compte dans ces expériences en conditions réelles.

De plus, l'étude se concentre sur les effets d'une équipe hybride sur le court terme, et non les effets à long terme, ce qui pourrait entraîner des conséquences différentes sur la satisfaction client. Une fois la technologie bien installée au sein du secteur du commerce de détail, les deux conditions augmentation et substitution des employées, et leurs effets sur le client sur une période de long-terme devraient être étudiées.

Par ailleurs, bien que l'échantillon soit statistiquement suffisant, il ne représente pas une diversité culturelle et se limite au cadre européen, en Belgique. Une étude pourrait être réalisée dans les magasins fréquentés par un public international, par exemple au sein d'un aéroports, afin de voir si la différence culturelle ou géographique (Hoyer et al., 2020, p.67) exerce une influence sur la satisfaction du service presté dans les conditions d'augmentation ou de substitution des employés par une IA.

Enfin, une enquête qualitative pourrait orienter la recherche vers d'autres variables pertinentes affectant la satisfaction du client. Nous pouvons également notifier que d'autres interfaces d'IA pourraient être étudiées dans le secteur du commerce de détail, en fonction des avancées technologiques et de la littérature existante. Les études pourraient également porter sur une autre catégorie de magasin comme le luxe ou la parapharmacie pour comprendre si l'importance de la décision joue un rôle dans la satisfaction du client en fonction des conditions d'augmentation ou de substitution.

Bibliographie

- Araya, D. (2019, January 22). 3 things you need to know about Augmented Intelligence. *Forbes*. <https://www.forbes.com/sites/danielaraya/2019/01/22/3-things-you-need-to-know-about-augmented-intelligence/>
- Bansal, H. S., Irving, P. G., & Taylor, S. F. (2004). A Three-Component model of customer to service providers. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 32(3), 234–250. <https://doi.org/10.1177/0092070304263332>
- Bowen, D. E. (2016). The changing role of employees in service theory and practice: An interdisciplinary view. *Human Resource Management Review*, 26(1), 4–13. <https://doi.org/10.1016/j.hrmr.2015.09.002>
- Breazeal, C., Gray, J., Hoffman, G., & Berlin, M. (2004). Social robots: Beyond tools to partners. In *RO-MAN 2004: 13th IEEE International Workshop on Robot and Human Interactive Communication* (pp. 551–556). IEEE. <https://doi.org/10.1109/ROMAN.2004.1374820>
- Bujang, M. A., Omar, E. D., & Baharum, N. A. (2018). A review on sample size determination for Cronbach's Alpha Test: a simple guide for researchers. *Malaysian Journal of Medical Sciences*, 25(6), 85–99. <https://doi.org/10.21315/mjms2018.25.6.9>
- Caceres, R. C., & Vanhamme, J. (2003). Les processus modérateurs et médiateurs : Distinction conceptuelle, aspects analytiques et illustrations. *Recherche et Applications en Marketing*, 18(2), 67–100. <http://www.jstor.org/stable/40589367>
- Choi, S., Yi, Y., & Zhao, X. (2024). The human touch vs. AI efficiency: How perceived status, effort, and loyalty shape consumer satisfaction with preferential treatment. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 81, 103969. <https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2024.103969>
- Choi, Y., Choi, M., Oh, M., & Kim, S. (2019). Service robots in hotels: understanding the service quality perceptions of human-robot interaction. *Journal of Hospitality Marketing & Management*, 29(6), 613–635. <https://doi.org/10.1080/19368623.2020.1703871>
- Cronbach, L. J. (1951). Coefficient alpha and the internal structure of tests. *Psychometrika*, 16(3), 297–334. <https://doi.org/10.1007/bf02310555>
- 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>

- De Keyser, A., Köcher, S., Alkire, L., Verbeeck, C., & Kandampully, J. (2019). Frontline Service Technology infusion: conceptual archetypes and future research directions. *Journal of Service Management*, 30(1), 156–183. <https://doi.org/10.1108/josm-03-2018-0082>
- De Keyser, A., & Kunz, W. H. (2022). Living and working with service robots: a TCCM analysis and considerations for future research. *Journal of Service Management*, 33(2), 165–196. <https://doi.org/10.1108/josm-12-2021-0488>
- Finstad, K. A. (2010). Response interpolation and scale sensitivity: Evidence against 5-point scales. *Journal of Usability Studies*, 5(3), 104–110. https://uxpajournal.org/wp-content/uploads/sites/7/pdf/JUS_Finstad_May_2010.pdf
- Fiske, S. T., Cuddy, A. J., & Glick, P. (2007). Universal dimensions of social cognition: warmth and competence. *Trends in Cognitive Sciences*, 11(2), 77–83. <https://doi.org/10.1016/j.tics.2006.11.005>
- Flavián, C., Pérez-Rueda, A., Belanche, D., & Casaló, L. V. (2022). Intention to use analytical artificial intelligence (AI) in services – the effect of technology readiness and awareness. *Journal of Service Management*, 33(2), 293–320. <https://doi.org/10.1108/josm-10-2020-0378>
- Forgan, B. (2020, October 1). *What robots can do for retail*. Harvard Business Review. <https://hbr.org/2020/10/what-robots-can-do-for-retail>
- Froehle, C. M., & Roth, A. V. (2004). New measurement scales for evaluating perceptions of the technology-mediated customer service experience. *Journal of Operations Management*, 22(1), 1–21. <https://doi.org/10.1016/j.jom.2003.12.004>
- Fukawa, N., Huang, Y., & Babin, B. J. (2024). Pepper, just show me the way! How robotic shopping assistants should look and act. *Journal of Consumer Behaviour*, 23(3), 1329–1356. <https://doi.org/10.1002/cb.2273>
- Gao, Y., & Mattila, A. S. (2014). Improving consumer satisfaction in green hotels: The roles of perceived warmth, perceived competence, and CSR motive. *International Journal of Hospitality Management*, 42, 20–31. <https://doi.org/10.1016/j.ijhm.2014.06.003>
- Georganta, E., & Ulfert, A. (2024). My colleague is an AI! Trust differences between AI and human teammates. *Team Performance Management*, 30(1/2), 23–37. <https://doi.org/10.1108/tpm-07-2023-0053>

- Gnewuch, U., Morana, S., Hinz, O., Kellner, R., & Maedche, A. (2023). More Than a Bot? The Impact of Disclosing Human Involvement on Customer Interactions with Hybrid Service Agents. *Information Systems Research*, 35(3), 936–955. <https://doi.org/10.1287/isre.2022.0152>
- Goldberg, L. R. (1993). The structure of phenotypic personality traits. *American Psychologist*, 48(1), 26–34. <https://doi.org/10.1037/0003-066x.48.1.26>
- Goldsmith, R. E., & Hofacker, C. F. (1991). Measuring consumer innovativeness. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 19(3), 209–221. <https://doi.org/10.1007/bf02726497>
- Gruber, T., Szmigin, I., & Voss, R. (2009). Developing a deeper understanding of the attributes of effective customer contact employees in personal complaint-handling encounters. *Journal of Services Marketing*, 23(6), 422–435. <https://doi.org/10.1108/08876040910985889>
- Guerra-Tamez, C. R., Flores, K. K., Serna-Mendiburu, G. M., Robles, D. C., & Cortés, J. I. (2024). Decoding Gen Z: AI's influence on brand trust and purchasing behavior. *Frontiers in Artificial Intelligence*, 7. <https://doi.org/10.3389/frai.2024.1323512>
- Haan, K. (2023, 24 avril). *How businesses are using artificial intelligence*. Forbes Advisor. <https://www.forbes.com/advisor/business/software/ai-in-business/>
- Hayes, A. F. (n.d.). *PROCESS macro for SPSS, SAS, and R*. Retrieved December 13, 2024, from <https://www.processmacro.org/download.html>
- Henkel, A. P., Bromuri, S., Iren, D., & Urovi, V. (2020). Half human, half machine – augmenting service employees with AI for interpersonal emotion regulation. *Journal of Service Management*, 31(2), 247–265. <https://doi.org/10.1108/josm-05-2019-0160>
- Hoyer, W. D., Chandy, R., Dorotic, M., Krafft, M., & Singh, S. S. (2010). Consumer cocreation in new product development. *Journal of Service Research*, 13(3), 283–296. <https://doi.org/10.1177/1094670510375604>
- Hoyer, W. D., Kroschke, M., Schmitt, B., Kraume, K., & Shankar, V. (2020). Transforming the customer experience through new technologies. *Journal of Interactive Marketing*, 51(1), 57–71. <https://doi.org/10.1016/j.intmar.2020.04.001>
- Huang, M., & Rust, R. T. (2018). Artificial intelligence in service. *Journal of Service Research*, 21(2), 155–172. <https://doi.org/10.1177/1094670517752459>
- Huang, M., & Rust, R. T. (2021a). Engaged to a robot? The role of AI in service. *Journal of Service Research*, 24(1), 30–41. <https://doi.org/10.1177/1094670520902266>

- Huang, M., & Rust, R. T. (2021b). A strategic framework for artificial intelligence in marketing. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 49(1), 30–50.
<https://doi.org/10.1007/s11747-020-00749-9>
- Huang, M., & Rust, R. T. (2022). A framework for collaborative artificial intelligence in marketing. *Journal of Retailing*, 98(2), 209–223.
<https://doi.org/10.1016/j.jretai.2021.03.001>
- Larivière, B., Bowen, D., Andreassen, T. W., Kunz, W., Sirianni, N. J., Voss, C., Wunderlich, N. V., & De Keyser, A. (2017). “Service Encounter 2.0”: An investigation into the roles of technology, employees and customers. *Journal of Business Research*, 79, 238–246. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2017.03.008>
- Lemmink, J., & Mattsson, J. (2002). Employee behavior, feelings of warmth and customer perception in service encounters. *International Journal of Retail & Distribution Management*, 30(1), 18–33. <https://doi.org/10.1108/09590550210415239>
- 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>
- Li, M., Yin, D., Qiu, H., & Bai, B. (2021). A systematic review of AI technology-based service encounters: Implications for hospitality and tourism operations. *International Journal of Hospitality Management*, 95, 102930.
<https://doi.org/10.1016/j.ijhm.2021.102930>
- Lloyd, A. E., & Luk, S. T. (2011). Interaction behaviors leading to comfort in the service encounter. *Journal of Services Marketing*, 25(3), 176–189.
<https://doi.org/10.1108/08876041111129164>
- Longoni, C., & Cian, L. (2022). Artificial Intelligence in Utilitarian vs. Hedonic Contexts: The “Word-of-Machine” Effect. *Journal of Marketing*, 86(1), 91–108.
<https://doi.org/10.1177/0022242920957347>
- Luo, X., Qin, M. S., Fang, Z., & Qu, Z. (2021). Artificial Intelligence Coaches for Sales Agents: Caveats and solutions. *Journal of Marketing*, 85(2), 14–32.
<https://doi.org/10.1177/0022242920956676>
- Lv, X., Shi, K., He, Y., Ji, Y., & Lan, T. (2024). My colleague is not “human”: Will working with robots make you act more indifferently? *Journal of Business Research*, 176, 114585. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2024.114585>

- Marinova, D., De Ruyter, K., Huang, M., Meuter, M. L., & Challagalla, G. (2017). Getting smart. *Journal of Service Research*, 20(1), 29–42. <https://doi.org/10.1177/1094670516679273>
- McLeay, F., Osburg, V. S., Yoganathan, V., & Patterson, A. (2021). Replaced by a robot: Service Implications in the age of the machine. *Journal of Service Research*, 24(1), 104–121. <https://doi.org/10.1177/1094670520933354>
- 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. <https://doi.org/10.1177/0022243718822827>
- Meuter, M. L., Bitner, M. J., Ostrom, A. L., & Brown, S. W. (2005). Choosing among Alternative Service Delivery Modes: An Investigation of Customer Trial of Self-Service Technologies. *Journal of Marketing*, 69(2), 61–83. <https://doi.org/10.1509/jmkg.69.2.61.60759>
- Meuter, M. L., Ostrom, A. L., Bitner, M. J., & Roundtree, R. (2003). The influence of technology anxiety on consumer use and experiences with self-service technologies. *Journal of Business Research*, 56(11), 899–906. [https://doi.org/10.1016/s0148-2963\(01\)00276-4](https://doi.org/10.1016/s0148-2963(01)00276-4)
- Morgan, B. (2023, August 16). What impact will AI have on customer service? *Forbes*. <https://www.forbes.com/sites/blakemorgan/2023/08/16/what-impact-will-ai-have-on-customer-service/?sh=753b0a7d6aa6>
- Moriuchi, E., & Murdy, S. (2024). The role of robots in the service industry: Factors affecting human-robot interactions. *International Journal of Hospitality Management*, 118, 103682. <https://doi.org/10.1016/j.ijhm.2023.103682>
- Nguyen, T., & Malik, A. (2022). Impact of knowledge sharing on employees' service quality: the moderating role of artificial intelligence. *International Marketing Review*, 39(3), 482–508. <https://doi.org/10.1108/imr-02-2021-0078>
- Paluch, S., & Wirtz, J. (2020). Artificial intelligence and robots in the service encounter. *Journal of Service Management Research*, 4(1), 3–8. <https://doi.org/10.15358/2511-8676-2020-1-3>
- Pappas, A., Fumagalli, E., Rouziou, M., & Bolander, W. (2023). More than Machines: The Role of the Future Retail Salesperson in Enhancing the Customer Experience. *Journal of Retailing*, 99(4), 518–531. <https://doi.org/10.1016/j.jretai.2023.10.004>

- Paulíková, A., Babel'ová, Z. G., & Ubárová, M. (2021). Analysis of the impact of Human–CoBOT Collaborative Manufacturing implementation on the occupational health and safety and the quality requirements. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 18(4), 1927. <https://doi.org/10.3390/ijerph18041927>
- Peng, C., Van Doorn, J., Eggers, F., & Wieringa, J. E. (2022). The effect of required warmth on consumer acceptance of artificial intelligence in service: The moderating role of AI-human collaboration. *International Journal of Information Management*, 66, 102533. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2022.102533>
- Pleyers, G. (2022). *Quantitative studies (Method & Analyses)*. Slides, Université catholique de Louvain, Louvain-la-Neuve.
- Prentice, C., Lopes, S. D., & Wang, X. (2019). Emotional intelligence or artificial intelligence– an employee perspective. *Journal of Hospitality Marketing & Management*, 29(4), 377–403. <https://doi.org/10.1080/19368623.2019.1647124>
- Prentice, C., Lopes, S. D., & Wang, X. (2020). The impact of artificial intelligence and employee service quality on customer satisfaction and loyalty. *Journal of Hospitality Marketing & Management*, 29(7), 739–756. <https://doi.org/10.1080/19368623.2020.1722304>
- Qiu, H., Li, M., Shu, B., & Bai, B. (2019). Enhancing hospitality experience with service robots: the mediating role of rapport building. *Journal of Hospitality Marketing & Management*, 29(3), 247–268. <https://doi.org/10.1080/19368623.2019.1645073>
- Ruiz-Alba, J. L., & Martín-Peña, M. (2020). Guest editorial. *Journal of Business and Industrial Marketing*, 35(3), 385–389. <https://doi.org/10.1108/jbim-03-2020-419>
- Shanks, I., Scott, M. L., Mende, M., Van Doorn, J., & Grewal, D. (2024). Cobot service teams and power dynamics: Understanding and mitigating unintended consequences of human-robot collaboration in healthcare services. *Journal of the Academy of Marketing Science*. <https://doi.org/10.1007/s11747-024-01004-1>
- Siemon, D. (2022). Elaborating team roles for artificial intelligence-based teammates in Human-AI collaboration. *Group Decision and Negotiation*, 31(5), 871–912. <https://doi.org/10.1007/s10726-022-09792-z>
- Statbel. (2023). *Près d'une grande entreprise sur deux utilise l'intelligence artificielle*. <https://statbel.fgov.be/fr/nouvelles/pres-dune-grande-entreprise-sur-deux-utilise-lintelligence-artificielle>
- Statista. (2024). *AI usage in customer service teams worldwide 2023, by industry*. <https://www.statista.com/statistics/1425786/ai-usage-in-customer-service-by-industry/>

- Stafford, R. Q., MacDonald, B. A., Jayawardena, C., Wegner, D. M., & Broadbent, E. (2014). Does the robot have a mind? Mind perception and attitudes towards robots predict use of an eldercare robot. *International Journal of Social Robotics*, 6(1), 17–32. <https://doi.org/10.1007/s12369-013-0186-y>
- Tax, S. S., McCutcheon, D., & Wilkinson, I. F. (2013). The Service Delivery Network (SDN). *Journal of Service Research*, 16(4), 454–470. <https://doi.org/10.1177/1094670513481108>
- Van Doorn, J., Smailhodzic, E., Puntoni, S., Li, J., Schumann, J. H., & Holthöwer, J. (2023). Organizational frontlines in the digital age: The Consumer–Autonomous Technology–Worker (CAW) framework. *Journal of Business Research*, 164, 114000. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2023.114000>
- Van Pinxteren, M. M., Wetzels, R. W., Rüger, J., Pluymaekers, M., & Wetzels, M. (2019). Trust in humanoid robots: implications for services marketing. *Journal of Services Marketing*, 33(4), 507–518. <https://doi.org/10.1108/jsm-01-2018-0045>
- Wang, Y., & Wang, Y. (2019). Development and validation of an artificial intelligence anxiety scale: an initial application in predicting motivated learning behavior. *Interactive Learning Environments*, 30(4), 619–634. <https://doi.org/10.1080/10494820.2019.1674887>
- Wilson, H. J., & Daugherty, P. R. (2018). Collaborative intelligence: Humans and AI are joining forces. *Harvard Business Review*. En ligne <https://hbr.org/2018/07/collaborative-intelligence-humans-and-ai-are-joining-forces>
- Wirtz, J., Patterson, P. G., Kunz, W. H., Gruber, T., Lu, V. N., Paluch, S., & Martins, A. (2018). Brave new world: service robots in the frontline. *Journal of Service Management*, 29(5), 907–931. <https://doi.org/10.1108/josm-04-2018-0119>
- Wu, L., Fan, A., He, Z., & Her, E. (2023). To Partner with Human or Robot? Designing Service Coproduction Processes for Willingness to Pay More. *Journal of Hospitality & Tourism Research*, 47(3), 455–481. <https://doi.org/10.1177/10963480211025594>
- Wu, L., Fan, A., Yang, Y., & He, Z. (2022). Tech-touch balance in the service encounter: The impact of supplementary human service on consumer responses. *International Journal of Hospitality Management*, 101, 103122. <https://doi.org/10.1016/j.ijhm.2021.103122>
- Yalcin, G., Lim, S., Puntoni, S., & Van Osselaer, S. M. (2022). Thumbs up or down: consumer reactions to decisions by algorithms versus humans. *Journal of Marketing Research*, 59(4), 696–717. <https://doi.org/10.1177/00222437211070016>

Yang, Y., Zheng, J., Yu, Y., Qiu, Y., & Wang, L. (2024). The role of recommendation sources and attribute framing in online product recommendations. *Journal of Business Research*, 174, 114498. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2024.114498>

Liste des annexes

Annexe 1 : Enquête complète

Variables Principales

Q1

Veuillez répondre aux questions suivantes en vous imaginant dans la situation affichée précédemment.
 Dans quelle mesure êtes-vous d'accord avec les propositions suivantes ?

	Pas du tout d'accord	En désaccord	Plutôt en désaccord	Ni d'accord, ni en désaccord	Plutôt d'accord	D'accord	Tout à fait d'accord
Je suis satisfait du service qui m'a été fourni par l'entreprise.	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
Je pense que l'entreprise a fait du bon travail avec le service fourni.	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
Je suis content du service fourni par l'entreprise.	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐

Q2

Dans quelle mesure êtes-vous d'accord avec les propositions suivantes, basées sur la situation présentée précédemment ?

	Pas du tout d'accord	En désaccord	Plutôt en désaccord	Ni d'accord, ni en désaccord	Plutôt d'accord	D'accord	Tout à fait d'accord
L'agent m'a semblé amical.	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
L'agent était serviable tout au long de l'interaction.	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
Je perçois l'agent comme sincère dans ses intentions.	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
Je considère l'agent comme fiable.	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
L'agent a agi de manière morale.	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐

Q3

Toujours concernant la situation décrite précédemment, dans quelle mesure êtes-vous d'accord avec les propositions suivantes ?

	Pas du tout d'accord	En désaccord	Plutôt en désaccord	Ni d'accord, ni en désaccord	Plutôt d'accord	D'accord	Tout à fait d'accord
L'agent m'a semblé intelligent.	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
L'agent a démontré une grande compétence dans la gestion de mon problème.	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
L'agent a fait preuve de créativité pour résoudre mon problème.	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
L'agent a été efficace dans la prestation du service.	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐

Q4

Dans quelle mesure êtes-vous d'accord avec les propositions suivantes ?

	Pas du tout d'accord	En désaccord	Plutôt en désaccord	Ni d'accord, ni en désaccord	Plutôt d'accord	D'accord	Tout à fait d'accord
Par rapport à mes amis, je suis prompt à essayer de nouveaux services faisant appel à la technologie de l'intelligence artificielle.	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
En général, je suis le dernier dans mon cercle d'amis à essayer un service qui utilise l'intelligence artificielle.	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
En général, je suis parmi les premiers de mon cercle d'amis à utiliser un nouveau service basé sur l'intelligence artificielle lorsqu'il est disponible.	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐

	Pas du tout d'accord	En désaccord	Plutôt en désaccord	Ni d'accord, ni en désaccord	Plutôt d'accord	D'accord	Tout à fait d'accord
Si j'apprenais qu'un nouveau service basé sur l'intelligence artificielle était disponible, je serais suffisamment intéressé pour l'essayer.	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
J'essayerais un nouveau service piloté par l'intelligence artificielle, même si je n'ai pas encore vu comment il fonctionne.	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
Je suis au courant des nouveaux services pilotés par l'intelligence artificielle avant les autres personnes de mon entourage.	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐

Variables de contrôles

Q5



Veuillez nous en dire plus à propos de vous.

	Pas du tout d'accord	En désaccord	Plutôt en désaccord	Ni d'accord, ni en désaccord	Plutôt d'accord	D'accord	Tout à fait d'accord
J'appréhende l'utilisation de la technologie.	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
Les termes techniques me semblent être un jargon déroutant.	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
J'ai évité la technologie parce qu'elle ne m'était pas familière.	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
J'hésite à utiliser la plupart des formes de technologie de peur de faire des erreurs que je ne peux pas corriger.	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐

Manipulation Check



Nous y sommes presque. Quelques dernières questions.

Q6



Étiez-vous en interaction avec un robot uniquement ou avec un robot et un humain ?

- ☐ Un robot uniquement
- ☐ Un robot et un humain

Saut de page

Q7



Toujours concernant la situation décrite précédemment, dans quelle mesure êtes-vous d'accord avec les propositions suivantes ?

	Pas du tout d'accord	En désaccord	Plutôt en désaccord	Ni d'accord, ni en désaccord	Plutôt d'accord	D'accord	Tout à fait d'accord
Dans quelle mesure pensez-vous que ce scénario semble réaliste ?	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
Dans quelle mesure pensez-vous que ce scénario pourrait se produire dans la vie réelle, dans un futur plus ou moins proche ?	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐

▼ Informations Démographiques

Nous arrivons à la dernière étape. Veuillez nous en dire plus à propos de vous.

Q8

★

Quel est votre âge ?

☐

Q9

★

Quel est votre genre?

- ☐ Homme
- ☐ Femme
- ☐ Non-binaire / Troisième genre
- ☐ Préfère ne pas répondre

☐

Q10

★

Quel est le plus haut niveau d'éducation que vous avez complété ?

- ☐ Aucun diplôme
- ☐ Certificat de l'enseignement secondaire supérieur
- ☐ Baccalauréat (bachelor)
- ☐ Master
- ☐ Doctorat
- ☐ Autres

[Retourner aux questions précédentes](#)

Q11

★

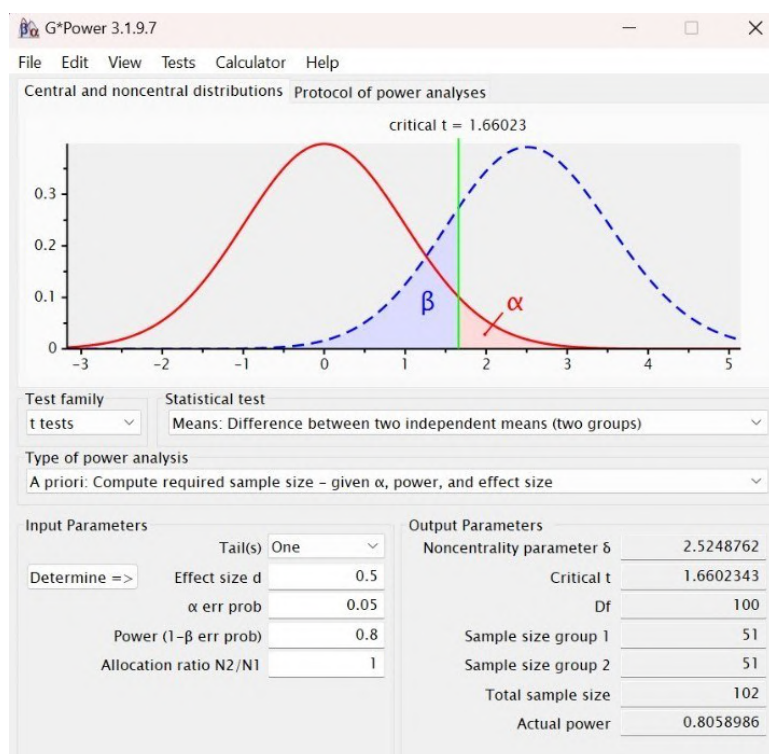
Vous êtes actuellement ?

- ☐ Employé.e à temps plein
- ☐ Employé.e à mi-temps
- ☐ Sans emploi
- ☐ Retraité.e
- ☐ Étudiant.e
- ☐ Autres

Annexe 2 : Items pour les informations démographique

Informations démographiques	Items	Formulation
Age	AGE1	Quel est votre âge ?
Sexe	SEXE1	Homme
	SEXE2	Femme
	SEXE3	Non-binaire / Troisième genre
	SEXE4	Préfère ne pas répondre
Education	EDU1	Pas de diplôme
	EDU2	Certificat d'enseignement secondaire supérieur
	EDU3	Bachelier
	EDU4	Master
	EDU5	Doctorat
	EDU6	Autres
Profession actuelle	PA1	Employé.e à temps plein
	PA2	Employé.e à mi-temps
	PA3	Sans emploi
	PA4	Retraité.e
	PA5	Étudiant.e
	PA6	Autres

Annexe 3 : Evaluation de la taille de l'échantillon via le logiciel G*Power



Annexe 4 : Analyse plus approfondie des données démographiques de chaque groupe de conditions

Informations démographiques		Condition Augmentation	Condition Substitution
Age	Moyenne	39.11	35.69
	Médiane	38	38
	MIN	18	22
	MAX	72	58
Genre	Homme	54.05%	72.13%
	Femme	45.95%	26.23%
	Non-binaire / Troisième genre	0%	0%
	Préfère ne pas répondre	0%	1.64%
Education	Aucun diplôme	0,00%	3,28%
	CESS	8,11%	8,20%
	Baccalauréat	31,08%	29,51%
	Master	44,59%	49,18%
	Doctorat	13,51%	9,84%
	Autres	2,70%	0,00%
Profession actuelle	Employé.e à temps plein	45,95%	52,46%
	Employé.e à mi-temps	12,16%	8,20%
	Sans emploi	5,41%	3,28%
	Retraité.e	6,94%	0,00%
	Étudiant.e	16,22%	22,95%
	Autres	13,51%	13,11%

Annexe 5 : Evaluation de la fiabilité des mesures de l'échelle (Alpha de Cronbach)

a) CSAT

Statistiques de fiabilité	
Alpha de Cronbach	Nombre d'éléments
,930	3

b) CHAP

Statistiques de fiabilité	
Alpha de Cronbach	Nombre d'éléments
,874	5

c) COMP

Statistiques de fiabilité	
Alpha de Cronbach	Nombre d'éléments
,791	4

d) TCI

Statistiques de fiabilité		
Alpha de Cronbach	Alpha de Cronbach basé sur des éléments standardisés	Nombre d'éléments
,916	,917	6

e) ANX

Statistiques de fiabilité	
Alpha de Cronbach	Nombre d'éléments
,790	4

f) RP

Statistiques de fiabilité	
Alpha de Cronbach	Nombre d'éléments
,796	2

Annexe 6 : Variables de contrôles dans H1

Récapitulatif des modèles

Modèle	R	R-deux	R-deux ajusté	Erreur standard de l'estimation
1	,189 ^a	,036	,014	1,54963

a. Prédicteurs : (Constante), AGE, ANXM, TAG

ANOVA^a

Modèle		Somme des carrés	ddl	Carré moyen	F	Sig.
1	Régression	11,691	3	3,897	1,623	,187 ^b
	de Student	314,577	131	2,401		
	Total	326,268	134			

a. Variable dépendante : CSATM

b. Prédicteurs : (Constante), AGE, ANXM, TAG

Coefficients^a

Modèle		Coefficients non standardisés		Coefficients standardisés	t	Sig.
		B	Erreur standard	Bêta		
1	(Constante)	6,195	,619		10,015	<,001
	TAG	-,159	,273	-,051	-,583	,561
	ANXM	-,113	,109	-,091	-1,043	,299
	AGE	-,019	,012	-,135	-1,542	,126

a. Variable dépendante : CSATM

Annexe 7 : Variables de contrôles dans H2

Model : 4

Y : CSATM

X : TAG

M : CHAPM

Covariates:

ANXM AGE

Sample

Size: 135

OUTCOME VARIABLE:

CHAPM

Model Summary

R	R-sq	MSE	F	df1	df2	p
,3719	,1383	1,3458	7,0106	3,0000	131,0000	,0002

Model

	coeff	se	t	p	<u>LLCI</u>	<u>ULCI</u>
constant	4,8204	,4631	10,4100	,0000	3,9044	5,7365
TAG	,8093	,2046	3,9558	,0001	,4046	1,2140
ANXM	-,2147	,0813	-2,6415	,0093	-,3755	-,0539
AGE	-,0096	,0090	-1,0698	,2867	-,0274	,0082

OUTCOME VARIABLE:

CSATM

Model Summary

R	R-sq	MSE	F	df1	df2	p
,5912	,3495	1,6327	17,4588	4,0000	130,0000	,0000

Model

	coeff	se	t	p	<u>LLCI</u>	<u>ULCI</u>
constant	2,5223	,6894	3,6584	,0004	1,1583	3,8863
TAG	-,7758	,2384	-3,2540	,0015	-1,2475	-,3041
<u>CHAPM</u>	,7619	,0962	7,9167	,0000	,5715	,9523
ANXM	,0503	,0919	,5476	,5849	-,1315	,2321
AGE	-,0112	,0100	-1,1250	,2627	-,0309	,0085

***** DIRECT AND INDIRECT EFFECTS OF X ON Y *****

Direct effect of X on Y

Effect	se	t	p	LLCI	ULCI
-,7758	,2384	-3,2540	,0015	-1,2475	-,3041

Indirect effect(s) of X on Y:

	Effect	BootSE	BootLLCI	BootULCI
CHAPM	,6166	,1926	,2795	1,0387

Bootstrap estimates were saved to a file

***** BOOTSTRAP RESULTS FOR REGRESSION MODEL PARAMETERS *****

OUTCOME VARIABLE:

CHAPM

	Coeff	BootMean	BootSE	BootLLCI	BootULCI
constant	4,8204	4,8262	,4570	3,9344	5,7240
TAG	,8093	,8106	,2152	,4027	1,2247
ANXM	-,2147	-,2132	,0968	-,4059	-,0288
AGE	-,0096	-,0100	,0083	-,0271	,0058

OUTCOME VARIABLE:

CSATM

	Coeff	BootMean	BootSE	BootLLCI	BootULCI
constant	2,5223	2,5499	,7248	1,1502	4,0139
TAG	-,7758	-,7807	,2229	-1,2191	-,3460
CHAPM	,7619	,7602	,0974	,5706	,9541
ANXM	,0503	,0481	,0901	-,1321	,2232
AGE	-,0112	-,0113	,0095	-,0309	,0065

***** ANALYSIS NOTES AND ERRORS *****

Level of confidence for all confidence intervals in output:

95,0000

Number of bootstrap samples for percentile bootstrap confidence intervals:

5000

----- END MATRIX -----

Annexe 8 : Variables de contrôles dans H3

```

*****
Model : 4
  Y : CSATM
  X : TAG
  M : COMPM

Covariates:
ANXM  AGE

Sample
Size: 135

*****

OUTCOME VARIABLE:
COMPM

Model Summary
  R      R-sq    MSE      F      df1      df2      | p
,1495    ,0223   1,3410   ,9982   3,0000   131,0000   | ,3959

Model
      coeff      se      t      p      LLCI      ULCI
constant  5,1710   ,4622  11,1868   ,0000   4,2566   6,0854
TAG        ,0931   ,2042   ,4560   ,6491   -,3109   ,4971
ANXM       -,1307   ,0811  -1,6103   ,1097   -,2912   ,0299
AGE        -,0038   ,0090  -,4177   ,6769   -,0215   ,0140

*****

OUTCOME VARIABLE:
CSATM

Model Summary
  R      R-sq    MSE      F      df1      df2      p
,6149    ,3781   1,5609  19,7551   4,0000   130,0000   ,0000

Model
      coeff      se      t      p      LLCI      ULCI
constant  2,0723   ,6973   2,9717   ,0035   ,6927   3,4519
TAG       -,2335   ,2205  -1,0588   ,2916   -,6697   ,2028
COMPM     ,7972   ,0943   8,4576   ,0000   ,6107   ,9837
ANXM      -,0091   ,0884  -,1029   ,9182   -,1840   ,1658
AGE       -,0155   ,0097  -1,6026   ,1114   -,0347   ,0036

```

***** DIRECT AND INDIRECT EFFECTS OF X ON Y *****

Direct effect of X on Y

Effect	se	t	p	LLCI	ULCI
-,2335	,2205	-1,0588	,2916	-,6697	,2028

Indirect effect(s) of X on Y:

Effect	BootSE	BootLLCI	BootULCI
COMP	,0742	,1656	-,2458

Bootstrap estimates were saved to a file

***** BOOTSTRAP RESULTS FOR REGRESSION MODEL PARAMETERS *****

OUTCOME VARIABLE:

COMP

	Coeff	BootMean	BootSE	BootLLCI	BootULCI
constant	5,1710	5,1765	,4641	4,2982	6,1066
TAG	,0931	,0974	,2053	-,3085	,5117
ANXM	-,1307	-,1291	,0944	-,3155	,0511
AGE	-,0038	-,0043	,0085	-,0220	,0120

OUTCOME VARIABLE:

CSATM

	Coeff	BootMean	BootSE	BootLLCI	BootULCI
constant	2,0723	2,1012	,7009	,7624	3,5632
TAG	-,2335	-,2331	,2232	-,6708	,1965
COMP	,7972	,7929	,0897	,6152	,9668
ANXM	-,0091	-,0098	,0887	-,1857	,1610
AGE	-,0155	-,0158	,0091	-,0341	,0013

***** ANALYSIS NOTES AND ERRORS *****

Level of confidence for all confidence intervals in output:
95,0000

Number of bootstrap samples for percentile bootstrap confidence intervals:
5000

|----- END MATRIX -----

Annexe 9 : Variables de contrôles dans H4

***** PROCESS Procedure for SPSS Version 4.2 *****

Written by Andrew F. Hayes, Ph.D. www.afhayes.com

Documentation available in Hayes (2022). www.guilford.com/p/hayes3

Model : 1

Y : CSATM

X : TAG

W : TCIM

Covariates:

AGE ANXM

Sample

Size: 135

OUTCOME VARIABLE:

CSATM

Model Summary

R	R-sq	MSE	F	df1	df2	p
,5880	,3458	1,6547	13,6355	5,0000	129,0000	,0000

Model

	coeff	se	t	p	LLCI	ULCI
constant	1,6987	1,1230	1,5127	,1328	-,5231	3,9205
TAG	,6903	,6092	1,1332	,2592	-,5149	1,8956
TCIM	,9143	,2319	3,9424	,0001	,4554	1,3731
Int_1	-,2156	,1465	-1,4722	,1434	-,5055	,0742
AGE	-,0141	,0100	-1,3996	,1640	-,0339	,0058
ANXM	,1411	,0958	1,4722	,1434	-,0485	,3307

Product terms key:

Int_1 TAG x TCIM

Test(s) of highest order unconditional interaction(s):

	R2-chng	F	df1	df2	p
X*W	,0110	2,1674	1,0000	129,0000	,1434

***** ANALYSIS NOTES AND ERRORS *****

Level of confidence for all confidence intervals in output:

95,0000

----- END MATRIX -----

Annexe 10 : Analyse des résultats pour les variables de contrôles

Hypothèse 1 :

Nous implémentons les variables de contrôle âge (AGE) et anxiété liée à la technologie (ANXM) dans le modèle afin d'évaluer si la significativité du type d'agent change dans la relation type agent et satisfaction client (Annexe 9). Nous constatons en regardant le R^2 ajusté qu'il est faible ($R^2 = .014$), indiquant que l'explication de la variance reste faible (Annexe 9). Ce qui signifie que l'ajout des variables de contrôle n'aide pas à mieux expliquer de manière significative la satisfaction client dans la relation type d'agent et satisfaction client.

Cela se confirme également lorsque nous analysons les coefficients de chaque variable (Annexe 5). Le type d'agent (TAG) reste non significative ($p = .561$), l'anxiété liée à la technologie (ANXM) est non significative ($p = .091$) et l'âge (AGE) est également non significative ($p = .135$). Cela signifie qu'aucune de ces variables n'a d'effet direct sur la satisfaction client. Les conclusions tirées avant l'implémentation des variables de contrôle, restent donc identiques concernant l'hypothèse 1.

Hypothèse 2 :

Nous implémentons les variables de contrôle âge (AGE) et anxiété liée à la technologie (ANXM) dans le modèle, avec l'objectif de voir si la significativité des variables étudiées précédemment change (Annexe 11). Nous constatons que l'âge (AGE) n'a pas d'effet significatif direct sur la satisfaction client ($p = .2627$), et que l'anxiété liée à la technologie (ANXM) n'a également pas d'effet significatif direct sur la satisfaction client ($p = .5849$).

Concernant l'effet des variables de contrôle sur la chaleur perçue (Annexe 11), nous constatons que l'âge reste non significatif ($p = .2867$) ce qui signifie que cette variable n'a pas d'effet sur la chaleur perçue. Cependant, la variable anxiété liée à la technologie a bien un effet négatif significatif sur la chaleur perçue ($B = -0.2147, p = .0093$), ce qui indique que les participants à l'enquête ayant une anxiété plus élevée perçoivent moins de chaleur dans leurs interactions. Nous pouvons donc conclure que l'anxiété liée à la technologie n'a pas d'effet direct sur la satisfaction client, mais bien un effet négatif significatif sur la chaleur perçue. Elle constitue un facteur externe au type d'agent qui impact négativement la chaleur perçue par le client.

Concernant la relation de médiation, avec l'implémentation des variables de contrôle, la chaleur perçue reste une variable médiatrice partielle avec un coefficient de 0,6166 (Annexe 11). Concernant l'effet direct du type d'agent (TAG), il reste significatif et négatif ($B = -0,7758, p = .0015$). Les conclusions tirées précédemment, avant l'implémentation des variables de contrôle, restent donc identiques concernant l'hypothèse 2.

Hypothèse 3 :

Nous implémentons les variables de contrôle âge (AGE) et anxiété liée à la technologie (ANXM) avec l'objectif de voir si la significativité des variables étudiées précédemment change (Annexe 12). L'effet des variables de contrôle âge ($p = .1114$) et anxiété liée à la technologie ($p = .9182$) n'est pas significatif sur la satisfaction client. Concernant l'effet des variables de contrôle sur la compétence perçue, nous n'avons également aucune significativité observée pour l'anxiété technologique ($p = .1097$) et l'âge ($p = .6769$).

Concernant l'hypothèse de médiation, lorsque nous regardons l'effet indirect via compétence perçue la compétence perçue, celle-ci n'a pas de médiation significative (IC [-0.2458 ; 0.4146]) (Annexe 12). Les conclusions tirées précédemment, avant l'implémentation des variables de contrôle, restent donc identiques.

Hypothèse 4 :

Nous implémentons les variables de contrôles âge (AGE) et anxiété liée à la technologie (ANXM) dans le modèle afin de voir si la significativité des variables étudiées précédemment change (Annexe 13). Nous constatons que l'effet d'interaction (Int_1 = type d'agent X TCIM) reste non significatif ($p = .1434$). Cela indique que la tendance à l'innovation ne modère pas l'effet du type d'agent sur la satisfaction du client. Ensuite, pour l'effet TCIM sur la satisfaction du client, il reste bien significatif ($p < .001$). Ceci indique que même après avoir contrôlé pour un effet éventuel de l'âge et de l'anxiété, la tendance à l'innovation a toujours un effet sur la satisfaction du client. Concernant l'effet de l'âge ($p = .1640$) et de l'anxiété liée à la technologie ($p = .1434$), ces deux variables sont non significatives. Cela signifie que ces deux variables n'ont pas d'effet sur la satisfaction du client. Les conclusions tirées précédemment avant l'implémentation des variables de contrôle restent donc identiques.

Annexe 11 : Test de H2 avec une analyse de médiation

Output médiation

Run MATRIX procedure:

***** PROCESS Procedure for SPSS Version 4.2

Written by Andrew F. Hayes, Ph.D. www.afhayes.com
Documentation available in Hayes (2022). www.guilford.com/p/hayes3

Model : 4

Y : CSATM

X : TAG

M : CHAPM

Sample

Size: 135

OUTCOME VARIABLE:

CHAPM

Model Summary

R	R-sq	MSE	F	df1	df2	p
,2823	,0797	1,4157	11,5189	1,0000	133,0000	,0009

Model

	coeff	se	t	p	LLCI	ULCI
constant	4,0033	,3346	11,9640	,0000	3,3414	4,6651
TAG	,6984	,2058	3,3940	,0009	,2914	1,1054

OUTCOME VARIABLE:

CSATM

Model Summary

R	R-sq	MSE	F	df1	df2	p
,5849	,3421	1,6260	34,3257	2,0000	132,0000	,0000

Model

	coeff	se	t	p	LLCI	ULCI
constant	2,2792	,5167	4,4109	,0000	1,2571	3,3013
TAG	-,7959	,2299	-3,4622	,0007	-1,2506	-,3411
CHAPM	,7619	,0929	8,1988	,0000	,5781	,9457

***** DIRECT AND INDIRECT EFFECTS OF X ON Y

Direct effect of X on Y

Effect	se	t	p	LLCI	ULCI
-,7959	,2299	-3,4622	,0007	-1,2506	-,3411

Indirect effect(s) of X on Y:

Effect	BootSE	BootLLCI	BootULCI
CHAPM	,5321	,1818	,9151

***** ANALYSIS NOTES AND ERRORS

Level of confidence for all confidence intervals in output:

95,0000

Number of bootstrap samples for percentile bootstrap confidence intervals:

5000

----- END MATRIX -----

Calcul de la vérification de la présence de médiation partielle

$$b_2 = 0.6984$$

$$b_4 = 0.7619$$

$$s_2 = 0.2053$$

$$s_4 = 0.0929$$

$$SE_{b_2b_4} = \sqrt{b_4^2 \cdot s_2^2 + b_2^2 \cdot s_4^2 + s_2^2 \cdot s_4^2}$$

$$SE_{b_2b_4} = \sqrt{(0.7619)^2 \cdot (0.2053)^2 + (0.6984)^2 \cdot (0.0929)^2 + (0.2053)^2 \cdot (0.0929)^2}$$

$$SE_{b_2b_4} = \sqrt{0.5805 \cdot 0.0422 + 0.4878 \cdot 0.0086 + 0.0422 \cdot 0.0086}$$

$$SE_{b_2b_4} = \sqrt{0.0244971 + 0.00419308 + 0.00036292} = \sqrt{0.0290531} \approx 0.1704$$

$$h = \frac{b_2 \cdot b_4}{SE_{b_2b_4}} = \frac{0.6984 \cdot 0.7619}{0.1704} = \frac{0.53197}{0.1704} \approx 3.122$$

Avec

- b_2 : Coefficient de régression dans l'équation de régression linéaire de l'effet du type d'agent (variable indépendante) sur la chaleur perçue (variable médiatrice supposée).
- s_2 : Erreur standard du coefficient de régression b_2 .
- b_4 : Coefficient de régression dans l'équation de régression linéaire de l'effet du chaleur perçue (médiateur) sur la satisfaction client (variable dépendante).
- s_4 : Erreur standard du coefficient de régression b_4 .

Annexe 12 : Test de H3 avec une analyse de médiation

Run MATRIX procedure:

***** PROCESS Procedure for SPSS Version 4.2

Written by Andrew F. Hayes, Ph.D. www.afhayes.com
Documentation available in Hayes (2022). www.guilford.com/p/hayes3

Model : 4
Y : CSATM
X : TAG
M : COMPM

Sample
Size: 135

OUTCOME VARIABLE:
COMPM

Model Summary

R	R-sq	MSE	F	df1	df2	p
,0142	,0002	1,3508	,0267	1,0000	133,0000	,8705

Model

	coeff	se	t	p	LLCI	ULCI
constant	4,7417	,3269	14,5074	,0000	4,0952	5,3882
TAG	,0328	,2010	,1634	,8705	-,3647	,4304

OUTCOME VARIABLE:
CSATM

Model Summary

R	R-sq	MSE	F	df1	df2	p
,6045	,3654	1,5686	37,9988	2,0000	132,0000	,0000

Model

	coeff	se	t	p	LLCI	ULCI
constant	1,5047	,5660	2,6583	,0088	,3850	2,6243
TAG	-,2903	,2166	-1,3400	,1825	-,7187	,1382
COMPM	,8066	,0934	8,6322	,0000	,6218	,9914

***** DIRECT AND INDIRECT EFFECTS OF X ON Y

Direct effect of X on Y

Effect	se	t	p	LLCI	ULCI
-,2903	,2166	-1,3400	,1825	-,7187	,1382

Indirect effect(s) of X on Y:

	Effect	BootSE	BootLLCI	BootULCI
COMPM	,0265	,1657	-,2849	,3718

***** ANALYSIS NOTES AND ERRORS

Level of confidence for all confidence intervals in output:
95,0000

Number of bootstrap samples for percentile bootstrap confidence intervals:
5000

----- END MATRIX -----

Annexe 13 : Modèle de médiation parallèle

Run MATRIX procedure:

***** PROCESS Procedure for SPSS Version 4.2 *****

Written by Andrew F. Hayes, Ph.D. www.afhayes.com
Documentation available in Hayes (2022). www.guilford.com/p/hayes

Model : 4
Y : CSATM
X : TAG
M1 : CHAPM
M2 : COMPM

Sample
Size: 135

OUTCOME VARIABLE:
CHAPM

Model Summary
R R-sq MSE F df1 df2 p
.2823 .0797 1,4157 11,5189 1,0000 133,0000 .0009

Model
coeff se t p LLCI ULCI
constant 4,0033 .3346 11,9640 .0000 3,3414 4,6651
TAG .6984 .2058 3,3940 .0009 .2914 1,1054

OUTCOME VARIABLE:
COMPM

Model Summary
R R-sq MSE F df1 df2 p
.0142 .0002 1,3508 .0267 1,0000 133,0000 .8705

Model
coeff se t p LLCI ULCI
constant 4,7417 .3269 14,5074 .0000 4,0952 5,3882
TAG .0328 .2010 .1634 .8705 -.3647 .4304

***** DIRECT AND INDIRECT EFFECTS OF X ON Y *****

Direct effect of X on Y
Effect se t p LLCI ULCI
-.5658 .2255 -2,5092 .0133 -1,0118 -.1197

Indirect effect(s) of X on Y:
Effect BootSE BootLLCI BootULCI
TOTAL .3020 .2059 -.0879 .7320
CHAPM .2852 .1357 .0768 .6060
COMPM .0167 .1072 -.1950 .2388

OUTCOME VARIABLE:
CSATM

Model Summary
R R-sq MSE F df1 df2 p
.6428 .4132 1,4616 30,7420 3,0000 131,0000 .0000

Model
coeff se t p LLCI ULCI
constant 1,2769 .5508 2,3182 .0220 .1873 2,3665
TAG -.5658 .2255 -2,5092 .0133 -1,0118 -.1197
CHAPM .4085 .1251 3,2656 .0014 .1610 .6559
COMPM .5098 .1280 3,9813 .0001 .2565 .7631

***** ANALYSIS NOTES AND ERRORS *****

Level of confidence for all confidence intervals in output:
95,0000

Number of bootstrap samples for percentile bootstrap confidence intervals:
5000

----- END MATRIX -----

Analyse de la médiation parallèle :

Lorsque nous réalisons un modèle de médiation parallèle, nous constatons des conclusions similaires à celle obtenues dans H2 et H3. Nous observons que la relation entre type d'agent (TAG) et chaleur perçue (CHAPM) est significative ($p = .0009$), avec un coefficient positif ($B = .6984$). Cela signifie que la chaleur perçue est significativement plus élevée lorsque l'agent est hybride (moyenne = 5,400, SD = 1,053) comparé à l'agent IA seule (moyenne = 4,702, SD = 1,338). On peut noter également que la relation chaleur perçue et satisfaction client (CSATM) est significative ($p = .0014$) avec un coefficient positif ($B = .4095$). En revanche, la relation entre type d'agent (TAG) et compétence perçue (COMPM) est non significative ($p = .8705$), avec un coefficient positif ($B = .0328$). Cela signifie que le type d'agent n'a pas d'effet

significatif sur la compétence perçue. On peut noter que la relation compétence perçue et satisfaction du client est significative ($p = .2206$) avec un coefficient positif ($B = .0987$). Concernant l'effet direct du type d'agent (TAG) sur la satisfaction client (CSATM), il reste significatif ($p = .0133$) avec un coefficient négatif ($B = - 0.5658$). Ces résultats montrent que seule la chaleur perçue a un rôle médiateur sur l'effet du type d'agent sur la satisfaction client. La compétence perçue, quant à elle, n'a pas de rôle médiateur sur cet effet, mais a néanmoins une influence sur la satisfaction client, indépendamment du type d'agent.

Lorsque nous voulons évaluer si le modèle de médiation parallèle est meilleur que ceux incluant une seule variable médiatrice comme ceux utilisés pour H2 et H3, nous examinons le R^2 ajusté. Nous remarquons que le modèle de médiation parallèle présente un R^2 légèrement supérieur ($R^2 = .4132$), aux deux autres modèles incluant une seule variable médiatrice de H2 ($R^2 = .3421$) et H3 ($R^2 = .3654$). Cette différence reste faible, cela est notamment dû à la forte corrélation entre chaleur perçue (CHAPM) et compétence perçue (COMPM) ($r = 0.685$; $p < .001$) (Annexe15). Ceci indique que le modèle à médiation partielle convient légèrement mieux pour expliquer les variables influençant la satisfaction client, plus particulièrement la relation type d'agent (TAG) et satisfaction client (CSATM). Cela est dû à l'ajout d'une variable par rapport aux modèles plus simples, mais cela ne change rien aux conclusions tirées dans les modèles avec une seule variable médiatrice.

Annexe 14 : Test de H4 avec une analyse de modération

Run MATRIX procedure:

***** PROCESS Procedure for SPSS Version 4.2 *****

Written by Andrew F. Hayes, Ph.D. www.afhayes.com

Documentation available in Hayes (2022). www.guilford.com/p/hayes3

Model : 1

Y : CSATM

X : TAG

W : TCIM

Sample

Size: 135

OUTCOME VARIABLE:

CSATM

Model Summary

R	R-sq	MSE	F	df1	df2	p
,5715	,3266	1,6772	21,1763	3,0000	131,0000	,0000

Model

	coeff	se	t	p	LLCI	ULCI
constant	1,6684	,9730	1,7147	,0888	-,2564	3,5932
TAG	,7138	,6123	1,1658	,2458	-,4975	1,9252
TCIM	,8933	,2279	3,9193	,0001	,4424	1,3441
Int_1	-,2224	,1462	-1,5217	,1305	-,5116	,0667

Product terms key:

Int_1 : TAG x TCIM

Test(s) of highest order unconditional interaction(s):

	R2-chng	F	df1	df2	p
X*W	,0119	2,3155	1,0000	131,0000	,1305

Focal predict: TAG (X)

Mod var: TCIM (W)

Data for visualizing the conditional effect of the focal predictor:

Paste text below into a SPSS syntax window and execute to produce plot.

DATA LIST FREE/

TAG TCIM CSATM .

BEGIN DATA.

1,0000 2,1667 3,8357

2,0000 2,1667 4,0676

1,0000 4,1667 5,1774

2,0000 4,1667 4,9644

1,0000 5,5000 6,0718

2,0000 5,5000 5,5623

END DATA.

GRAPH/SCATTERPLOT=

TCIM WITH CSATM BY TAG .

Bootstrap estimates were saved to a file

Map of column names to model coefficients:

Conseqnt Antecdnt

COL1 CSATM constant

COL2 CSATM TAG

COL3 CSATM TCIM

COL4 CSATM Int_1

***** BOOTSTRAP RESULTS FOR REGRESSION MODEL PARAMETERS *****

OUTCOME VARIABLE:

CSATM

	Coeff	BootMean	BootSE	BootLLCI	BootULCI
constant	1,6684	1,6885	1,0424	-,3129	3,7953
TAG	,7138	,7053	,6741	-,6367	2,0515
TCIM	,8933	,8908	,2288	,4268	1,3305
Int_1	-,2224	-,2216	,1520	-,5269	,0762

***** ANALYSIS NOTES AND ERRORS *****

Level of confidence for all confidence intervals in output:

95,0000

Number of bootstrap samples for percentile bootstrap confidence intervals:

5000

----- END MATRIX -----

Annexe 15 : Corrélations (Pearson) entre les variables

		Corrélations				
		CSATM	TAG	CHAPM	COMPM	TCIM
CSATM	Corrélation de Pearson	1	-,084	,531**	,597**	,561**
	Sig. (bilatérale)		,330	<,001	<,001	<,001
	N	135	135	135	135	135
TAG	Corrélation de Pearson	-,084	1	,282**	,014	-,047
	Sig. (bilatérale)	,330		<,001	,870	,588
	N	135	135	135	135	135
CHAPM	Corrélation de Pearson	,531**	,282**	1	,685**	,387**
	Sig. (bilatérale)	<,001	<,001		<,001	<,001
	N	135	135	135	135	135
COMPM	Corrélation de Pearson	,597**	,014	,685**	1	,445**
	Sig. (bilatérale)	<,001	,870	<,001		<,001
	N	135	135	135	135	135
TCIM	Corrélation de Pearson	,561**	-,047	,387**	,445**	1
	Sig. (bilatérale)	<,001	,588	<,001	<,001	
	N	135	135	135	135	135

** . La corrélation est significative au niveau 0.01 (bilatéral).

Analyse des corrélations entre les variables :

Lorsque nous calculons les corrélations de Pearson, nous remarquons que le type d'agent (TAG) n'est pas corrélé significativement à la satisfaction client (CSATM) ($r = -0.084$; $p = .33$). Les variables types d'agent (TAG) et chaleur perçue (CHAPM) sont corrélées significativement de manière positive, mais faiblement ($r = 0.282$; $p < .001$). En revanche, les variables types d'agent (TAG) et compétence perçue (COMPM) ne sont pas corrélées ($r = 0.014$; $p = .870$). Nous notons également que la satisfaction client (CSATM) est significativement et positivement corrélée à la chaleur perçue (CHAPM) ($r = 0.531$; $p < .001$), et également à la compétence perçue (COMPM) ($r = 0.597$; $p < .001$). Nous remarquons aussi que la variable tendance à l'innovation est corrélée significativement avec la satisfaction client ($r = 0.561$; $p < .001$). Cela corrobore nos analyses de régression dans les hypothèses H1, H2 et H3.

