

Mémoire de recherche

L'impact de la transparence des données sur la confiance des consommateurs dans le cadre de la personnalisation de l'expérience client par l'intelligence artificielle

KAZZOU, Yassine

WINTER, Maé

Tuteur(ice) : *OMRANI, Nessrine*

Spécialisation : Digital Business

Année universitaire 2024 - 2025



Autorisation de diffusion et de mise à disposition

KAZZOU, Yassine / WINTER, Maé

Déclare(ont) avoir réalisé un Mémoire de Recherche dans le cadre de la formation de mon établissement scolaire en vue de l'obtention du diplôme de PSB Paris School of Business, grade Master visé par l'Etat, sous la direction de : Nom tuteur(ice) , Prénom tuteur(ice)
dans le cadre de la 5ème année spécialisée en : Digital Business

Titre du mémoire : L'impact de la transparence des données sur la confiance des consommateurs dans le cadre de la personnalisation de l'expérience client par l'intelligence artificielle

Informé(e) de mon droit de propriété intellectuelle sur les travaux produits dans le cadre de mon cursus d'étude, j'autorise PSB Paris School of Business à mettre à disposition des étudiants et enseignants chercheurs de l'établissement mon mémoire de recherche.

Sous forme numérique avec accès protégé : ☒ OUI / ☐ NON

Fait à Paris, le :07/06/2025

Signature (des deux membres du binôme s'il y a), « lu et approuvé »

X

X



Charte de non-plagiat et de respect des règles de propriété intellectuelle

La contrefaçon est l'appellation juridique du plagiat, sa version condamnable. A ce titre, elle constitue un délit. L'article 335-3 du Code de la propriété intellectuelle en précise la nature : il s'agit de « toute reproduction, représentation ou diffusion, par quelque moyen que ce soit, d'une œuvre de l'esprit en violation des droits d'auteur, tels qu'ils sont définis et réglementés par la loi ». Elle est susceptible de donner lieu à des sanctions civiles et pénales. Ainsi, le plagiat consiste à copier, contrefaire ou falsifier un document sujet à une évaluation et d'utiliser en tout ou partie, l'œuvre d'autrui ou des passages tirés de celle-ci, sans les identifier expressément comme citations et dans l'intention de les faire passer pour siens. De même, lorsque vous reprenez « mot pour mot » un passage d'un auteur, il faut impérativement le signaler avec des guillemets et indiquer en bas de pages, la source ainsi que son numéro de page.

Sanctions disciplinaires

Le plagiat est sanctionné par :

- > un 0/20 sur le dossier ou le mémoire de recherche
- > le passage devant le conseil de discipline
- > les sanctions peuvent aller jusqu'à l'exclusion définitive des examens, toute récidive peut se traduire par une exclusion temporaire ou définitive de l'établissement.

PSB – Paris School of Business dispose d'un logiciel d'identification du plagiat. Les enseignants analysent, de manière systématique, tous les mémoires rendus.

Déclaration sur l'honneur de non-plagiat et de respect des règles de propriété intellectuelle

Année scolaire : 2024-2025 / Spécialisation : Digital Business

Titre du mémoire : Titre du mémoire

Tuteur(ice) : Nom tuteur(ice) , Prénom tuteur(ice)

Je (nous) soussigné (s) : KAZZOU, Yassine / WINTER, Maé

atteste(ons) avoir pris connaissance du règlement intérieur de l'école et certifie(ons) que le mémoire de recherche appliquée ci-joint ne fait l'objet d'aucun plagiat. Par ailleurs, je (nous) m'engage(ons) à respecter les règles du dit règlement intérieur et les sanctions disciplinaires qui en découlent.

Fait à Paris, le :07/06/2025

Signature (des deux membres du binôme s'il y a), « lu et approuvé »

X

X



Remerciements

Nous tenons à exprimer notre profonde gratitude à notre tutrice de mémoire, Madame Nesrine Omrani, pour son accompagnement constant tout au long de ce travail. Grâce à ses conseils avisés, sa disponibilité et les retours réguliers qu'elle nous a permis de produire, nous avons pu structurer, affiner et améliorer notre mémoire de recherche de manière continue.

Nous remercions également Madame Yosr Bentahar, responsable du mémoire, pour son encadrement rigoureux tout au long du processus. Elle a permis la mise en place efficace des binômes, a transmis l'ensemble des informations nécessaires à la rédaction, et est restée disponible pour répondre à nos questions avec clarté et réactivité.

Enfin, nous adressons nos sincères remerciements à l'ensemble des personnes ayant pris le temps de répondre à notre questionnaire en ligne. Qu'il s'agisse de nos camarades de classe, collègues de travail ou membres de notre entourage, leur participation a été précieuse à la réussite de cette recherche.

Résumé

Ce mémoire s'intéresse à l'impact de la transparence des données sur la confiance des utilisateurs dans les systèmes de personnalisation basés sur l'intelligence artificielle. À travers une enquête quantitative menée auprès de 187 répondants, nous avons analysé les relations entre personnalisation perçue, transparence algorithmique, et confiance utilisateur. Les résultats montrent que la personnalisation, lorsqu'elle est jugée pertinente, renforce la satisfaction et l'adhésion

aux recommandations. Par ailleurs, une transparence perçue comme claire améliore la compréhension des mécanismes algorithmiques et favorise la confiance, sans toutefois garantir une acceptation plus large du partage de données personnelles. Enfin, la surcharge informationnelle n'apparaît pas comme un frein systématique, tant que les explications restent compréhensibles. Ces résultats permettent de déterminer les liens entre transparence, engagement et la perception des utilisateurs, et ouvrent des perspectives utiles pour les entreprises intégrant l'IA dans leurs stratégies de personnalisation.

Mots-clés : Transparence, Confiance, Données personnelles, Expérience client, Personnalisation

Abstract

This thesis explores the impact of data transparency on user trust in personalization systems powered by artificial intelligence. Through a quantitative survey conducted with 187 respondents, we analyzed the relationships between perceived personalization, algorithmic transparency, and user trust. The results indicate that personalization, when deemed relevant, enhances satisfaction and adherence to recommendations. Furthermore, transparency that is perceived as clear improves the understanding of algorithmic mechanisms and fosters trust, although it does not necessarily lead to broader acceptance of personal data sharing. Finally, information overload does not appear to be a systematic barrier, as long as the explanations remain understandable. These findings help to clarify the connections between transparency, engagement, and user perception, and open up valuable insights for companies integrating AI into their personalization strategies

Keywords : Transparency, Trust, Personal Data, Customer Experience, Personalization

Table des matières

Remerciements.....	0
Résumé.....	1
Abstract.....	1
Introduction.....	1
I. Revue de littérature.....	3
II. Méthodologie.....	17
1. Approche méthodologique.....	17
2. Cible et échantillon	18
3. Support de collecte de données.....	19
III. Analyse et résultats	20
1. Démarche(s) d'analyse des données	20
2. Résultats	21
IV. Discussion, apports et limites	44
1. Discussion des principaux résultats	44
2. Apports managériaux des résultats	46
3. Limites de l'étude et perspectives.....	47
Conclusion	49
Références bibliographiques	51
Annexes.....	54



Introduction

À l'ère de la transformation numérique, l'intelligence artificielle s'impose progressivement comme une technologie structurante, à la fois porteuse d'innovations majeures et génératrice de nouveaux défis pour les entreprises. Elle occupe aujourd'hui une place centrale dans l'optimisation de l'expérience client, en permettant un traitement rapide et intelligent de grandes quantités de données. Grâce à ces capacités, les organisations peuvent désormais proposer des parcours clients toujours plus fluides et personnalisés, en anticipant les besoins, les préférences et les comportements d'achat des consommateurs. Les systèmes de recommandation, fondés sur des algorithmes d'apprentissage automatique, se sont largement diffusés dans les secteurs du e-commerce, du divertissement, du tourisme ou encore de la banque, modifiant en profondeur les modes d'interaction entre les marques et leurs publics.

Cette évolution vers des services intelligents et individualisés repose sur un principe fondamental : la collecte et l'analyse massive de données personnelles. Chaque interaction numérique, clic, recherche, historique d'achat, durée de visionnage devient une source d'information exploitée par les algorithmes pour affiner les suggestions proposées à l'utilisateur. Si cette logique algorithmique améliore l'efficacité des recommandations et renforce l'engagement client, elle soulève également des interrogations croissantes sur le plan éthique. La personnalisation, lorsqu'elle est perçue comme trop intrusive ou incontrôlée, peut engendrer une forme de méfiance, voire de rejet de la part des utilisateurs.

Dans un contexte où la protection de la vie privée s'impose comme un sujet de société majeur, les notions de transparence et de confiance deviennent des éléments clés dans la perception des technologies d'intelligence artificielle. Loin d'être un simple enjeu technique, la transparence algorithmique touche à la légitimité même des décisions automatisées. Les utilisateurs ne souhaitent plus seulement bénéficier de services performants, ils attendent désormais de comprendre comment et pourquoi ces décisions sont prises, sur quelles données elles reposent, et dans quelle mesure ils peuvent les contrôler.

Face à ces attentes, les entreprises se trouvent confrontées à une double nécessité. D'un côté, elles doivent maintenir un haut niveau de personnalisation pour rester compétitives sur des marchés saturés et fortement digitalisés. De l'autre, elles doivent intégrer les principes de transparence, d'éthique et de responsabilité dans la conception et le fonctionnement de leurs dispositifs. Cette tension entre performance et respect des droits individuels est au cœur des réflexions actuelles sur l'usage de l'intelligence artificielle dans la relation client. Elle soulève une question centrale pour les organisations : la transparence, lorsqu'elle est bien pensée et bien communiquée, peut-elle devenir un levier de confiance et de fidélisation, ou constitue-t-elle au contraire un risque de saturation informationnelle et de remise en cause des choix algorithmiques ?

Ce mémoire vise précisément à explorer cette problématique. Il s'intéresse à l'impact de la transparence des données sur la confiance des utilisateurs dans le cadre de la personnalisation de l'expérience client par l'intelligence artificielle. L'objectif est de mieux comprendre les dynamiques à l'œuvre entre la clarté des explications fournies, la perception de contrôle par l'utilisateur, et les effets produits sur la satisfaction, l'engagement et la fidélité. Il s'agit également d'identifier les limites possibles d'un excès de transparence, notamment lorsque les explications deviennent trop techniques, peu accessibles ou contre-productives.



Afin d'analyser ces enjeux, une enquête quantitative a été menée auprès de 187 utilisateurs de plateformes numériques intégrant des systèmes de recommandation, telles que Netflix, Spotify, Amazon, Booking... Le questionnaire, construit à partir des apports de la littérature académique, visait à évaluer la perception de la personnalisation, le degré de compréhension des mécanismes algorithmiques, l'importance accordée à la transparence, et le niveau de confiance accordé aux plateformes. L'analyse statistique des réponses permettra de vérifier plusieurs hypothèses formulées à partir des travaux scientifiques existants, et d'identifier les variables déterminantes dans la relation entre transparence et confiance.

Ce mémoire s'appuie également sur une revue de littérature pluridisciplinaire, mobilisant les apports du marketing digital, de l'éthique des technologies, de la psychologie cognitive et des sciences de l'information. Cette approche permet de replacer la problématique dans un cadre théorique solide, en identifiant les concepts clés tels que l'explicabilité des algorithmes, le consentement éclairé, ou encore le paradoxe de la personnalisation.

En résumé, ce travail de recherche ambitionne de répondre à la question suivante : quel est l'impact de la transparence algorithmique sur la confiance des consommateurs dans les systèmes de personnalisation par l'IA ? Les résultats obtenus permettront d'apporter des recommandations concrètes aux entreprises, en les aidant à concevoir des dispositifs plus éthiques, plus lisibles et plus acceptables pour les utilisateurs, dans une logique de performance durable et de respect des droits numériques.



I. Revue de littérature

Pour mieux comprendre les enjeux de cette étude, une revue de littérature a été réalisée afin d'examiner les principaux concepts liés à notre problématique. Cette revue constitue une étape essentielle pour ancrer la recherche dans les travaux académiques existants, en identifiant les grandes tendances, les zones d'incertitude et les perspectives actuelles autour des technologies d'intelligence artificielle appliquées à la relation client.

Plus précisément, cette revue se structure autour de trois axes centraux. Le premier s'intéresse à la personnalisation de l'expérience client par l'intelligence artificielle, c'est-à-dire à la manière dont les entreprises utilisent les données pour proposer des contenus, des recommandations ou des services sur mesure. Ce phénomène, devenu incontournable dans les secteurs du numérique, soulève des enjeux liés à la performance marketing, mais aussi à la perception utilisateur.

Le deuxième axe explore la transparence des systèmes algorithmiques, entendue comme la capacité de ces technologies à expliquer leur fonctionnement, à clarifier l'usage des données et à offrir une lisibilité sur les décisions automatisées. Ce thème, en forte progression dans les débats actuels, est au cœur des discussions sur l'éthique de l'IA et la régulation numérique.

Enfin, la troisième partie s'attarde sur la notion de confiance, un élément clé dans l'acceptation des outils intelligents par les utilisateurs. La confiance se construit à la croisée de la performance, de la compréhension et de la perception d'équité. Elle est donc étroitement liée aux deux dimensions précédentes, ce qui justifie pleinement leur articulation dans le cadre de cette recherche.

Chacune de ces sections vise à mobiliser les apports conceptuels et empiriques disponibles, à dégager des points de convergence ou de débat, et à poser les fondations nécessaires à la formulation des hypothèses. L'objectif est de construire un cadre théorique robuste, en cohérence avec la problématique, pour guider l'analyse des données et donner du sens aux résultats obtenus. Ce travail de synthèse permet également d'identifier les limites actuelles de la littérature, et ainsi de situer les apports potentiels de l'étude dans un champ scientifique en constante évolution.

I.1 La personnalisation de l'expérience client par l'intelligence artificielle

L'intelligence artificielle (IA) transforme la façon dont les entreprises interagissent avec leurs clients, notamment grâce à la personnalisation de l'expérience utilisateur. En utilisant des technologies avancées pour analyser de grandes quantités de données, les entreprises peuvent mieux anticiper les besoins des clients et proposer des services ou produits adaptés à leurs attentes. Cela repose sur des algorithmes d'intelligence artificielle, et plus précisément de machine learning (ML), qui permettent de comprendre et prédire les comportements des utilisateurs. La personnalisation consiste à ajuster les recommandations et services d'une plateforme en fonction des données collectées, telles que l'historique de navigation, les achats passés, les préférences et l'interaction avec le contenu proposé.

I.1.1 Outils et algorithmes de machine learning pour l'analyse des données clients

Le machine learning (ML) désigne l'utilisation d'algorithmes capables de repérer des modèles et des tendances dans des ensembles de données volumineux, permettant ainsi aux entreprises de mieux comprendre les comportements et les préférences de leurs clients et de personnaliser leurs offres et services.



Les systèmes de ML utilisent différents types d'algorithmes, chacun adapté à des besoins spécifiques.

Les algorithmes d'intelligence artificielle se déclinent en plusieurs catégories, parmi lesquelles les réseaux neuronaux et les arbres décisionnels occupent une place centrale.

Inspirés du fonctionnement du cerveau humain, les réseaux neuronaux sont conçus pour traiter des données non structurées comme les images et les textes. Ils constituent la base des technologies de reconnaissance faciale, de traduction automatique et de génération de texte (Wang, P., Li, K., Du, Q., & Wang, J. (2024)). De plus, leur utilisation dans le secteur du luxe permet d'offrir des recommandations personnalisées, améliorant ainsi l'expérience client (Lv, L., Chen, S., Liu, G. G., & Benckendorff, P. (2024)).

Les arbres décisionnels, quant à eux, se distinguent par leur capacité à prendre des décisions basées sur des critères définis. Leur facilité d'interprétation en fait un outil privilégié pour les systèmes d'optimisation des recommandations clients, où la transparence des choix algorithmiques est essentielle pour instaurer et maintenir la confiance des utilisateurs (Lv, L., Chen, S., Liu, G. G., & Benckendorff, P. (2024) ; Miller, T. (2019)).

Les forêts aléatoires et les machines à vecteurs de support (SVM) comptent parmi les algorithmes les plus performants en matière de prédiction et de classification. Les forêts aléatoires, basées sur une combinaison d'arbres décisionnels, améliorent la robustesse des prédictions tout en limitant le risque de surapprentissage (Olateju, O. O., Okon, S. U., Olaniyi, O. O., Samuel-Okon, A. D., Asonze, C. U., & Samuel-Okon, A. D. (2024)). Elles sont particulièrement utilisées dans la gestion de l'expérience client (CEM) pour optimiser les interactions et personnaliser les services (Gacanin, H., & Wagner, M. (2018)).

Les machines à vecteurs de support (SVM) sont quant à elles réputées pour leur efficacité en classification et en régression, notamment dans les espaces de données de haute dimension (Kleizen, B., Van Dooren, W., Verhoest, K., & Tan, E. (2023)). Ces algorithmes sont largement employés pour segmenter les clients en fonction de leurs comportements d'achat et anticiper leurs besoins, renforçant ainsi la pertinence des stratégies marketing.

L'un des principaux défis du ML est la nécessité de ressources importantes, tant en termes d'infrastructure que de personnel qualifié. Les modèles avancés comme les réseaux neuronaux requièrent des unités de calcul puissantes (GPU/TPU) et des experts en data science pour optimiser et déployer ces modèles (Park, K., & Yoon, H. Y. (2024)). De plus, l'adoption du ML implique une gestion efficace des données personnelles pour éviter tout risque de violation de la vie privée (Hacker, P., Cordes, J., & Rochon, J. (2023)).

Par ailleurs, l'implémentation de ces algorithmes dans le domaine de la personnalisation client soulève des questions éthiques et techniques. Par exemple, dans l'industrie du luxe, les recommandations personnalisées basées sur l'IA peuvent enrichir l'expérience utilisateur, mais elles risquent aussi de biaiser les résultats si les données sont imparfaites ou déséquilibrées (Wang, X., & Qiu, X. (2024)). Une autre limite concerne le risque de discrimination algorithmique, où les biais dans les données d'entraînement peuvent impacter la justesse des prédictions (Schelenz, L., Segal, A., & Gal, K. (2020)).

En résumé, l'utilisation du machine learning dans la personnalisation de l'expérience client offre un potentiel considérable, mais elle nécessite une approche rigoureuse et éthique pour garantir la fiabilité et le possible acceptation des solutions IA.



I.1.2 Systèmes de recommandation et applications de personnalisation

Les systèmes de recommandation jouent un rôle central dans la personnalisation de l'expérience utilisateur en proposant des contenus adaptés aux préférences et aux comportements passés des clients (Wang, X., & Qiu, X. (2024)). Ces systèmes sont omniprésents sur les plateformes numériques, notamment Netflix, Amazon, YouTube et Spotify, qui exploitent ces technologies pour améliorer l'engagement des utilisateurs et maximiser leur fidélité (Kleizen, B., Van Dooren, W., Verhoest, K., & Tan, E. (2023)).

I.1.2.1 Types de systèmes de recommandation

Les algorithmes de recommandation s'appuient sur trois approches principales pour personnaliser les suggestions aux utilisateurs.

La première approche est celle du filtrage collaboratif qui analyse les comportements et préférences d'un large ensemble d'utilisateurs afin de recommander du contenu à ceux ayant des habitudes similaires. Par exemple, si plusieurs utilisateurs ayant des goûts proches regardent une série spécifique sur Netflix, la plateforme la suggérera à un nouvel utilisateur partageant ces préférences (Lv, L., Chen, S., Liu, G. G., & Benckendorff, P. (2024)).

Ensuite on passe au filtrage basé sur le contenu qui, quant à lui, s'appuie sur les caractéristiques des éléments recommandés, comme le genre d'un film ou l'auteur d'un livre, pour proposer des suggestions pertinentes. Amazon utilise cette approche pour recommander des produits similaires à ceux déjà consultés ou achetés par un client (Lv, L., Chen, S., Liu, G. G., & Benckendorff, P. (2024)).

Enfin, pour la dernière approche, les algorithmes hybrides combinent les précédentes deux méthodes pour améliorer la précision des recommandations. Spotify, par exemple, croise l'analyse des habitudes d'écoute des utilisateurs avec les descriptions détaillées des morceaux afin de générer des playlists personnalisées et plus adaptées aux préférences individuelles (Zerilli, J., Bhatt, U., & Weller, A. (2022)).

L'intégration de ces systèmes a permis d'améliorer significativement l'expérience utilisateur en prédictant les préférences des clients et en augmentant l'engagement via des recommandations plus pertinentes.

I.1.2.2 Enjeux et limites des systèmes de recommandation

Malgré leur efficacité, ces algorithmes présentent plusieurs limites.

Les systèmes de recommandation, bien que efficaces pour personnaliser l'expérience utilisateur, soulèvent plusieurs défis. La bulle de filtre enferme les utilisateurs dans un cercle restreint de contenus similaires à leurs préférences passées, limitant ainsi leur exposition à de nouvelles expériences et réduisant la diversité des choix (Olateju, O. O., Okon, S. U., Olaniyi, O. O., Samuel-Okon, A. D., Asonze, C. U., & Samuel-Okon, A. D. (2024)). De plus, les biais algorithmiques peuvent fausser la représentation des options disponibles en favorisant certains contenus au détriment d'autres, influençant ainsi les décisions des utilisateurs de manière involontaire (Haibe-Kains, B., Adam, G. A., Hosny, A., Khodakarami, F., Waldron, L., Wang, B., McIntosh, C., Greene, C. S., Hoffman, M. M., Leek, J. T., Tibshirani, R., Ioannidis, J. P. A., Quackenbush, J., Aerts, H. J.W.L., Pineau, J., & Huber, W. (2020)).



Par ailleurs, ces systèmes reposent sur une collecte massive de données personnelles, soulevant des préoccupations en matière de confidentialité. Lorsque la personnalisation devient trop intrusive, elle peut altérer la perception des consommateurs vis-à-vis des entreprises exploitant ces technologies, engendrant une méfiance accrue (Wang, X., & Qiu, X. (2024)).

I.1.2.3 Applications avancées et innovations

Certains travaux récents proposent des améliorations des systèmes de recommandation pour limiter ces effets négatifs.

Par exemple, l'adoption de modèles d'IA explicables permettrait aux utilisateurs de mieux comprendre les raisons derrière les recommandations qui leur sont faites, renforçant ainsi leur confiance dans ces systèmes (Miller, T. (2019)). De plus, l'approche multi-vues, qui combine différentes sources de données comme l'historique d'achat, les évaluations des utilisateurs et les interactions sociales, optimise la précision des suggestions tout en évitant une surexposition à un type unique de contenu (Palomares, I., & Kovalchuk, S. V. (2017)).

En définitive, les systèmes de recommandation sont devenus des leviers majeurs pour les entreprises numériques, leur permettant de personnaliser l'expérience client et d'optimiser la satisfaction des utilisateurs. Toutefois, il est essentiel d'adopter une approche équilibrée, combinant performances algorithmiques et respect des principes éthiques pour garantir une utilisation responsable de ces technologies.

I.1.3 L'impact de la personnalisation sur l'expérience client : fidélité, engagement et satisfaction

I.1.3.1 Personnalisation et fidélisation des clients

La personnalisation de l'expérience client à travers l'intelligence artificielle (IA) joue un rôle clé dans la fidélisation des consommateurs. En proposant des contenus ou des produits adaptés aux préférences et aux comportements passés des utilisateurs, les entreprises renforcent leur relation avec leurs clients et augmentent leur Customer Lifetime Value (CLV) (Lv, L., Chen, S., Liu, G. G., & Benckendorff, P. (2024)).

Des études montrent que les recommandations personnalisées améliorent non seulement l'expérience d'achat, mais incitent également les utilisateurs à revenir sur une plateforme ou dans un magasin en ligne (Wang, X., & Qiu, X. (2024)). Dans le domaine du luxe et du tourisme, l'IA est utilisée pour proposer des recommandations exclusives et hautement ciblées, contribuant ainsi à renforcer l'image de marque et à stimuler la loyauté des clients (Koo, I., Zaman, U., Ha, H., & Nawaz, S. (2025)).

I.1.3.2 L'engagement accru grâce aux recommandations intelligentes

L'engagement client, c'est-à-dire l'interaction et la connexion émotionnelle entre un consommateur et une marque, est directement influencé par les expériences personnalisées offertes par les systèmes d'IA (Wang, P., Li, K., Du, Q., & Wang, J. (2024)).

On peut notamment voir que les algorithmes de recommandation jouent un rôle clé dans l'engagement des utilisateurs sur les plateformes numériques. Dans le streaming, des services comme Netflix et Spotify analysent les préférences individuelles pour proposer des contenus pertinents, optimisant ainsi le temps passé sur la plateforme (Palomares, I., & Kovalchuk, S. V. (2017)).



De même, dans le commerce en ligne, des recommandations personnalisées simplifient la prise de décision et améliorent l'expérience d'achat en la rendant plus fluide et intuitive (Lv, L., Chen, S., Liu, G. G., & Benckendorff, P. (2024)). En adaptant les suggestions aux comportements des utilisateurs, ces algorithmes renforcent l'attractivité des plateformes tout en influençant les choix de consommation.

L'adoption de chatbots basés sur l'IA contribue également à améliorer l'engagement en fournissant des réponses instantanées et personnalisées aux clients. Une étude récente a démontré que les consommateurs ayant interagi avec des chatbots intelligents sont plus enclins à effectuer des achats répétés et à recommander la marque à leur entourage (Shahzad, M. F., Xu, S., An, X., & Javed, I. (2024)).

1.1.3.3 La satisfaction client : un équilibre entre pertinence et intrusion

L'un des principaux avantages de l'IA dans l'expérience client est l'augmentation du taux de satisfaction grâce à des recommandations plus pertinentes et une navigation optimisée (Wang, P., Li, K., Du, Q., & Wang, J. (2024)).

Toutefois, la personnalisation des recommandations présente certaines limites et peut engendrer des effets négatifs. Une exposition excessive aux mêmes types de contenus ou de produits réduit la diversité des choix et limite la spontanéité des consommateurs dans leur exploration de nouvelles offres (Zerilli, J., Bhatt, U., & Weller, A. (2022)).

Par ailleurs, un sentiment d'intrusion peut apparaître lorsque la personnalisation est perçue comme trop invasive. Des recommandations ultra-ciblées, basées sur des données sensibles telles que la géolocalisation ou l'historique d'achats privés, peuvent susciter une méfiance accrue envers la marque et nuire à la relation client (Nazaretsky, T., Mejia-Domenzain, P., Swamy, V., Frej, J., & Käser, T. (2024)).

1.1.3.4 Un compromis entre personnalisation et respect de la vie privée

Pour éviter ces effets indésirables, les entreprises doivent trouver un équilibre entre personnalisation et respect de la vie privée. L'intégration de pratiques transparentes (expliquer pourquoi un produit est recommandé, permettre aux utilisateurs d'ajuster leurs préférences) peut renforcer la confiance des consommateurs et garantir une utilisation éthique des données (Garcia-Gasulla, D., Cortés, A., Alvarez-Napagao, S., & Cortés, U. (2022)).

En conclusion, l'IA transforme l'expérience client en offrant une personnalisation avancée qui stimule la fidélité et l'engagement. Toutefois, pour maximiser la satisfaction des consommateurs, les entreprises doivent veiller à ne pas dépasser le seuil de tolérance des utilisateurs en matière de collecte et d'utilisation des données personnelles.



I.2 La transparence des données dans les solutions d'intelligence artificielle.

I.2.1 Principes et importance de la transparence dans les algorithmes et les données

L'essor de l'intelligence artificielle (IA) dans divers secteurs a entraîné un besoin croissant de transparence algorithmique. La transparence, dans ce contexte, désigne la capacité d'un système d'IA à fournir des explications compréhensibles sur son fonctionnement, ses décisions et l'utilisation des données qui les sous-tendent (Park, K., & Yoon, H. Y. (2024)). Il s'agit d'un enjeu central pour garantir la confiance des utilisateurs, l'équité des algorithmes et le respect des cadres éthiques et réglementaires (Balasubramaniam, N., Kauppinen, M., Rannisto, A., Hiekkanen, K., & Kujala, S. (2023)).

I.2.1.1 Transparence comme levier de confiance et d'éthique

La transparence des algorithmes permet aux utilisateurs et aux parties prenantes de comprendre comment les décisions sont prises par l'IA. Lorsqu'un système d'IA est perçu comme une "boîte noire" dont le fonctionnement interne est opaque, les consommateurs et les entreprises peuvent être réticents à lui faire confiance (Zerilli, J., Bhatt, U., & Weller, A. (2022)). En rendant visibles les processus d'analyse et de prise de décision, la transparence contribue à l'acceptation sociale et à l'adoption plus large des technologies d'IA.

Plusieurs études ont démontré que la transparence algorithmique améliore directement la perception de l'équité et réduit les craintes liées aux biais et à la discrimination. Par exemple, dans le secteur public, une étude sur l'impact de la transparence des algorithmes gouvernementaux a montré que les citoyens perçoivent les mesures éthiques comme importantes, mais qu'elles doivent être accompagnées d'une éducation sur le fonctionnement des IA pour être pleinement efficaces (Kleizen, B., Van Dooren, W., Verhoest, K., & Tan, E. (2023)).

En outre, la transparence permet d'identifier et de corriger les biais algorithmiques qui peuvent émerger de jeux de données biaisés ou de méthodes d'entraînement inadéquates. Un manque de transparence peut exacerber les injustices systémiques, notamment dans des domaines sensibles comme la finance, le recrutement ou la justice prédictive (Haibe-Kains, B., Adam, G. A., Hosny, A., Khodakarami, F., Waldron, L., Wang, B., McIntosh, C., Greene, C. S., Hoffman, M. M., Leek, J. T., Tibshirani, R., Ioannidis, J. P. A., Quackenbush, J., Aerts, H. J.W.L., Pineau, J., & Huber, W. (2020)).

I.2.3.2 Défis techniques et stratégiques de la transparence

Si la transparence des algorithmes est un objectif fondamental, sa mise en œuvre soulève plusieurs défis techniques et stratégiques.

Les systèmes d'IA modernes, notamment ceux reposant sur des réseaux neuronaux profonds, sont souvent difficilement interprétables. Contrairement aux algorithmes traditionnels comme les arbres de décision, qui fournissent des explications claires et lisibles, les modèles d'apprentissage profond effectuent des milliers de calculs dans des couches cachées, rendant difficile l'explication d'une décision particulière (Miller, T. (2019)).



Certaines approches, comme l'IA explicable (XAI), tentent de résoudre ce problème en développant des méthodes permettant de rendre intelligibles les décisions des algorithmes. Des techniques comme les SHAP (Shapley Additive Explanations) ou LIME (Local Interpretable Model-Agnostic Explanations) permettent par exemple de décomposer l'impact de chaque variable d'entrée sur le résultat final (Olateju, O. O., Okon, S. U., Olaniyi, O. O., Samuel-Okon, A. D., Asonze, C. U., & Samuel-Okon, A. D. (2024)).

Les entreprises doivent également gérer un équilibre délicat entre transparence et protection de leur propriété intellectuelle. Une transparence totale des algorithmes pourrait révéler des informations sensibles sur leur fonctionnement interne, donnant ainsi un avantage concurrentiel aux concurrents (Garcia-Gasulla, D., Cortés, A., Alvarez-Napagao, S., & Cortés, U. (2022)).

Dans certains cas, les régulateurs imposent des obligations de transparence, notamment dans des domaines où l'IA a un impact direct sur les individus, comme la publicité ciblée, le crédit bancaire ou les systèmes de notation sociale (Hacker, P., Cordes, J., & Rochon, J. (2023)). Le Digital Markets Act (DMA) et le General Data Protection Regulation (GDPR) imposent par exemple aux plateformes numériques des exigences de transparence pour éviter les abus liés aux biais algorithmiques (Hacker, P., Cordes, J., & Rochon, J. (2023)).

Pour surmonter les obstacles liés à la transparence dans les systèmes algorithmiques, il est essentiel de développer une approche qui permette d'assurer une meilleure compréhension et une gestion éthique des technologies. Cette approche doit inclure plusieurs éléments clés.

Tout d'abord, l'explicabilité des algorithmes est primordiale. Il est nécessaire de mettre en place des méthodes adaptées aux différents niveaux d'expertise des utilisateurs afin qu'ils puissent comprendre les raisons sous-jacentes des recommandations ou décisions prises par les systèmes. Cette explicabilité permet non seulement de rendre les algorithmes plus accessibles, mais aussi de renforcer la confiance des utilisateurs dans leur fonctionnement (Miller, T. (2019)).

Ensuite, la standardisation des pratiques de transparence doit être favorisée. Cela inclut l'adoption de cadres législatifs et éthiques clairs, qui garantissent que les pratiques de transparence sont non seulement suivies mais aussi mesurées et contrôlées dans les systèmes algorithmiques. Ces standards permettent de créer un environnement où les utilisateurs savent à quoi s'attendre en matière de traitement de leurs données et de décisions prises par les systèmes algorithmiques (Haibe-Kains, B., Adam, G. A., Hosny, A., Khodakarami, F., Waldron, L., Wang, B., McIntosh, C., Greene, C. S., Hoffman, M. M., Leek, J. T., Tibshirani, R., Ioannidis, J. P. A., Quackenbush, J., Aerts, H. J.W.L., Pineau, J., & Huber, W. (2020)).

Enfin, une gouvernance des données renforcée est indispensable. Il est crucial que les décisions algorithmiques soient auditées de manière régulière et rigoureuse afin d'assurer qu'elles ne sont pas influencées par des biais. De plus, il est important que ces biais, s'ils existent, soient rapidement identifiés et corrigés, pour garantir une équité dans les résultats produits par les systèmes. Cette gouvernance permet de prévenir les dérives potentielles et d'assurer que les technologies restent responsables et neutres (Olateju, O. O., Okon, S. U., Olaniyi, O. O., Samuel-Okon, A. D., Asonze, C. U., & Samuel-Okon, A. D. (2024)).

La transparence algorithmique constitue et restera un pilier fondamental pour instaurer la confiance dans l'intelligence artificielle. Plutôt que de la percevoir comme une contrainte, il convient de la voir comme un levier d'innovation et d'amélioration continue. Une transparence bien gérée peut renforcer la responsabilité des entreprises et garantir une utilisation éthique des technologies d'intelligence artificielle.



I.2.2 Pratiques de transparence : explicabilité, consentement informé, communication des usages des données

La transparence des systèmes d'intelligence artificielle repose sur plusieurs pratiques fondamentales : l'explicabilité des algorithmes, le consentement informé des utilisateurs et la communication claire sur l'utilisation des données. Ces éléments visent à garantir une meilleure compréhension des processus décisionnels des IA et à renforcer la confiance des utilisateurs (Balasubramaniam, N., Kauppinen, M., Rannisto, A., Hiekkanen, K., & Kujala, S. (2023)).

I.2.2.1 Explicabilité des algorithmes

L'explicabilité est la capacité d'un système d'IA à fournir des explications compréhensibles sur son fonctionnement et ses décisions. Elle permet aux utilisateurs de comprendre pourquoi et comment une décision a été prise, en évitant l'effet "boîte noire" souvent reproché aux algorithmes complexes (Miller, T. (2019)).

Pour améliorer l'explicabilité des modèles d'IA, différentes approches sont utilisées. Parmi celles-ci, les modèles interprétables, tels que les arbres de décision, offrent l'avantage de permettre une traçabilité facile du raisonnement ayant conduit à une prédiction. Cette transparence rend le processus décisionnel plus compréhensible pour les utilisateurs.

D'autres techniques, dites post-hoc, comme LIME (Local Interpretable Model-Agnostic Explanations) ou SHAP (Shapley Additive Explanations), sont utilisées pour expliquer les décisions des modèles complexes. Ces méthodes permettent d'identifier et d'analyser les facteurs spécifiques qui influencent une décision algorithmique, contribuant ainsi à renforcer la confiance des utilisateurs dans les systèmes (Olateju, O. O., Okon, S. U., Olaniyi, O. O., Samuel-Okon, A. D., Asonze, C. U., & Samuel-Okon, A. D. (2024)).

Google, par exemple, applique des techniques d'explicabilité dans ses algorithmes de recherche afin d'offrir aux utilisateurs des indications sur les raisons pour lesquelles certains résultats sont affichés en priorité (Wang, P., Li, K., Du, Q., & Wang, J. (2024)).

I.2.2.2 Consentement informé et contrôle utilisateur

Le consentement informé est une pierre angulaire de la transparence des données. Il garantit que les utilisateurs sont conscients de la manière dont leurs données sont collectées et utilisées et leur permet de donner un consentement éclairé (Hacker, P., Cordes, J., & Rochon, J. (2023)).

Certaines entreprises ont adopté des politiques de transparence plus strictes, notamment Apple, qui met un accent particulier sur la confidentialité et le consentement explicite dans ses produits. L'entreprise informe clairement ses utilisateurs sur l'utilisation de leurs données et leur donne la possibilité de limiter ou refuser certaines collectes (Zerilli, J., Bhatt, U., & Weller, A. (2022)).

Toutefois, plusieurs études montrent que le consentement informé est souvent formel et peu compris par les utilisateurs. De nombreuses plateformes présentent des termes de service longs et complexes, rendant difficile une prise de décision réellement éclairée (Balasubramaniam, N., Kauppinen, M., Rannisto, A., Hiekkanen, K., & Kujala, S. (2023)).



I.2.2.3 Communication des usages des données

Une transparence efficace passe également par une communication claire et accessible sur l'usage des données et les décisions algorithmiques. Il est essentiel que les utilisateurs sachent :

- Quelles données sont collectées et pourquoi
- Comment elles sont traitées et stockées
- Comment elles influencent les recommandations ou décisions automatisées

Certaines entreprises intègrent ces pratiques dans leur interface, en proposant des tableaux de bord de confidentialité permettant aux utilisateurs de consulter et gérer leurs données (Schelenz, L., Segal, A., & Gal, K. (2020)). D'autres, comme Facebook et Google, fournissent des explications en temps réel sur le fonctionnement de leurs algorithmes de recommandation et de publicité (Park, K., & Yoon, H. Y. (2024)).

L'intégration de l'explicabilité, du consentement informé et de la communication des usages des données est essentielle pour renforcer la confiance des utilisateurs. Cependant, leur efficacité dépend de la clarté des informations fournies et de la capacité des utilisateurs à réellement contrôler leurs données (Miller, T. (2019)). Une approche équilibrée, combinant transparence et pédagogie, est nécessaire pour garantir une adoption éthique et responsable des systèmes d'IA.

I.2.3 Effet de la transparence sur la perception des consommateurs et leur sécurité

La transparence joue un rôle fondamental dans la construction de la confiance des consommateurs vis-à-vis des systèmes d'intelligence artificielle (IA). Elle permet aux utilisateurs de mieux comprendre comment les décisions algorithmiques sont prises, réduisant ainsi les craintes liées aux biais et aux erreurs potentielles. Cependant, il existe un écart entre la transparence perçue et la transparence réelle des algorithmes, ce qui peut influencer la confiance et le sentiment de sécurité des consommateurs (Park, K., & Yoon, H. Y. (2024)).

I.2.3.1 Renforcement de la confiance et du sentiment de sécurité

Lorsqu'un système d'IA est perçu comme transparent, les utilisateurs ont tendance à lui accorder plus de confiance, même si son fonctionnement reste complexe (Miller, T. (2019)). En offrant des explications claires sur la manière dont les données sont utilisées, les entreprises peuvent améliorer la perception de l'équité et de la fiabilité de leurs algorithmes (Balasubramaniam, N., Kauppinen, M., Rannisto, A., Hiekkänen, K., & Kujala, S. (2023)).

Des études montrent que la transparence algorithmique impacte directement la satisfaction relationnelle des utilisateurs envers une entreprise. Une communication claire sur les mécanismes des algorithmes peut non seulement renforcer la confiance dans la technologie, mais aussi améliorer la relation client-entreprise (Park, K., & Yoon, H. Y. (2024)). Par exemple, certaines plateformes comme Facebook et Google proposent des interfaces permettant aux utilisateurs de voir pourquoi une publicité ou un contenu spécifique leur est recommandé, ce qui améliore leur sentiment de contrôle (Hacker, P., Cordes, J., & Rochon, J. (2023)).

Dans le secteur du commerce en ligne et du tourisme, des recherches indiquent que la transparence peut également réduire la perception des risques liés à l'IA. En comprenant mieux comment et pourquoi une recommandation est faite, les utilisateurs sont plus enclins à accepter les suggestions de produits ou services proposés (Koo, I., Zaman, U., Ha, H., & Nawaz, S. (2025)).



1.2.3.2 Différence entre transparence perçue et transparence réelle

Un défi majeur de la transparence des systèmes d'IA réside dans le fait que la perception des utilisateurs ne correspond pas toujours à la réalité des algorithmes (Zerilli, J., Bhatt, U., & Weller, A. (2022)). En d'autres termes, une IA peut sembler transparente alors qu'elle fonctionne toujours de manière opaque.

La transparence en IA peut être biaisée ou mal interprétée, compromettant la confiance des utilisateurs. Certaines entreprises pratiquent une transparence superficielle en fournissant des explications vagues qui rassurent sans réellement dévoiler les processus de décision algorithmique (Schelenz, L., Segal, A., & Gal, K. (2020)). À l'inverse, une transparence excessive peut provoquer un effet de complaisance algorithmique, où les utilisateurs font aveuglément confiance aux décisions de l'IA sans les remettre en question, même lorsqu'elles sont biaisées (Zerilli, J., Bhatt, U., & Weller, A. (2022)).

Enfin, même une transparence bien intentionnée peut induire en erreur : les utilisateurs peuvent mal interpréter les informations fournies et accorder une confiance injustifiée aux recommandations de l'IA, simplement parce qu'elles semblent bien expliquées (Haibe-Kains, B., Adam, G. A., Hosny, A., Khodakarami, F., Waldron, L., Wang, B., McIntosh, C., Greene, C. S., Hoffman, M. M., Leek, J. T., Tibshirani, R., Ioannidis, J. P. A., Quackenbush, J., Aerts, H. J.W.L., Pineau, J., & Huber, W. (2020)).

1.2.3.3 Conséquences sur la sécurité des consommateurs

L'un des enjeux majeurs liés à la transparence des algorithmes est son impact sur la sécurité des utilisateurs. Un manque de clarté peut entraîner des décisions inappropriées de la part des consommateurs, par exemple dans le domaine de la finance, où des algorithmes sont utilisés pour accorder des prêts ou fixer des tarifs d'assurance (Hacker, P., Cordes, J., & Rochon, J. (2023)).

Dans le domaine de la santé, des études montrent que la transparence est essentielle pour garantir l'adoption sécurisée des recommandations médicales basées sur l'IA. Un manque d'explicabilité dans un système de diagnostic peut générer de la méfiance ou, au contraire, pousser des patients à suivre aveuglément des recommandations automatisées sans vérifier leur pertinence (Haibe-Kains, B., Adam, G. A., Hosny, A., Khodakarami, F., Waldron, L., Wang, B., McIntosh, C., Greene, C. S., Hoffman, M. M., Leek, J. T., Tibshirani, R., Ioannidis, J. P. A., Quackenbush, J., Aerts, H. J.W.L., Pineau, J., & Huber, W. (2020)).

Dans un autre registre, des chercheurs ont montré que la transparence peut limiter les biais algorithmiques qui affectent les décisions liées aux ressources humaines, à l'accès aux services ou encore à la justice prédictive (Hacker, P., Cordes, J., & Rochon, J. (2023)). Cependant, une transparence mal maîtrisée peut également révéler des failles de sécurité exploitables par des acteurs malveillants, notamment dans le domaine de la cybersécurité (Balasubramaniam, N., Kauppinen, M., Rannisto, A., Hiekkanen, K., & Kujala, S. (2023)).

Si la transparence des algorithmes est un facteur clé pour renforcer la confiance des consommateurs et améliorer leur sentiment de sécurité, elle doit être mise en place de manière réfléchie et accessible. Une transparence trop technique ou mal expliquée peut fausser la perception des utilisateurs et créer un faux sentiment de sécurité. Il est donc crucial d'adopter une approche équilibrée, combinant explicabilité, protection des données et éducation des utilisateurs sur les limites des systèmes d'IA.



I.2.3.4 Risques de surcharge informationnelle et de fatigue cognitive

La transparence est devenue un pilier des systèmes d'intelligence artificielle responsables, permettant aux utilisateurs de mieux comprendre les logiques algorithmiques à l'œuvre et d'exercer un certain contrôle sur les décisions automatisées. Toutefois, la littérature récente met en évidence une tension importante entre quantité et qualité de l'information fournie, suggérant que la transparence, si elle est mal calibrée, peut devenir contre-productive. Ce paradoxe repose sur un phénomène bien connu : la surcharge informationnelle.

Lorsqu'un utilisateur est confronté à un trop grand volume de détails techniques, à des explications longues ou mal organisées, il peut ressentir une fatigue cognitive, c'est-à-dire une forme de saturation mentale qui diminue sa capacité à traiter efficacement l'information. Ce phénomène est particulièrement accentué dans les interfaces numériques, où la concentration est souvent réduite et où les décisions doivent être prises rapidement.

Miller (2019) souligne à cet égard que la transparence ne peut être dissociée de sa lisibilité. Un système peut fournir une explication complète mais inutilement complexe, ce qui aboutit à une perte de sens pour l'utilisateur. La compréhension devient alors superficielle, voire absente, ce qui remet en cause l'objectif initial de la transparence : renforcer la confiance. Autrement dit, ce n'est pas tant le manque d'information qui nuit à la relation homme-machine, mais le manque de pertinence perçue de cette information.

Zerilli, Bhatt et Weller (2022) insistent également sur le fait que l'intelligibilité est aussi cruciale que l'intention explicative. Une interface transparente doit s'adapter au profil cognitif de ses utilisateurs. Dans le cas contraire, la surcharge peut non seulement nuire à la clarté du message, mais aussi induire un rejet du système ou une désactivation volontaire des options explicatives. Le risque est alors que l'utilisateur développe une relation passive avec le système, en acceptant les recommandations sans les comprendre — ce qui va à l'encontre des principes d'autonomie et de responsabilité numérique.

Balasubramaniam et al. (2023) rappellent également qu'une transparence excessive peut produire une illusion de compréhension, où l'utilisateur croit maîtriser le système simplement parce qu'il a accès à une explication, même s'il ne la comprend pas réellement. Cela crée un faux sentiment de sécurité qui peut masquer des biais ou des erreurs algorithmiques. Ainsi, l'objectif ne doit pas être de « tout expliquer », mais d'expliquer mieux, en priorisant la qualité pédagogique, la contextualisation et la progressivité des informations.

Dans ce contexte, plusieurs pistes sont évoquées dans la littérature pour limiter les effets de la surcharge cognitive, sans renoncer à la transparence. Parmi elles, la création d'interfaces multi-niveaux, où l'utilisateur peut choisir la profondeur de l'explication, ou encore l'intégration de formats visuels et interactifs (infobulles, scénarios, FAQ dynamiques) pour alléger la lecture et clarifier les points clés. Ces stratégies permettent de préserver la lisibilité tout en maintenant une certaine rigueur explicative.

Enfin, cette réflexion soulève un enjeu plus large, souvent implicite dans les débats sur l'IA : la compétence informationnelle des utilisateurs. Une même transparence peut être jugée suffisante par certains et confuse par d'autres, selon leur culture numérique, leur niveau d'éducation ou leur degré de familiarité avec les technologies. Cela souligne la nécessité, pour les concepteurs de systèmes intelligents, de prendre en compte la diversité des profils et des usages dans la structuration de leurs dispositifs explicatifs.



I.3 La confiance des utilisateurs dans les systèmes d'IA

I.3.1 Comprendre la notion de confiance : fiabilité, sécurité et éthique

La confiance dans les systèmes d'intelligence artificielle repose sur trois piliers fondamentaux : la fiabilité, la sécurité et l'éthique.

La fiabilité, la sécurité et l'éthique sont trois piliers essentiels pour instaurer la confiance dans l'IA. Un système fiable fonctionne de manière cohérente, produit des résultats précis et prévisibles, et minimise les erreurs (Miller, T. (2019)). Les utilisateurs doivent percevoir cette stabilité pour s'y fier durablement (Kaplan & Haenlein, 2020).

La sécurité repose sur la protection des données et la résistance aux cyberattaques, car un manque de protection peut entraîner une perte de confiance massive, comme l'a montré le scandale Cambridge Analytica (Hacker, P., Cordes, J., & Rochon, J. (2023)). Enfin, l'éthique exige des pratiques transparentes et équitables, garantissant l'absence de biais algorithmiques et un traitement juste des utilisateurs, condition essentielle à une confiance durable (Koo, I., Zaman, U., Ha, H., & Nawaz, S. (2025)).

L'explicabilité joue un rôle essentiel dans l'instauration de la confiance. Un utilisateur qui comprend comment une décision a été prise est plus enclin à l'accepter (Balasubramaniam, N., Kauppinen, M., Rannisto, A., Hiekkanen, K., & Kujala, S. (2023)). Par exemple, dans le domaine de la santé, un système de diagnostic IA qui justifie ses recommandations permet aux patients et aux médecins de mieux évaluer la pertinence des décisions prises (Haibe-Kains, B., Adam, G. A., Hosny, A., Khodakarami, F., Waldron, L., Wang, B., McIntosh, C., Greene, C. S., Hoffman, M. M., Leek, J. T., Tibshirani, R., Ioannidis, J. P. A., Quackenbush, J., Aerts, H. J.W.L., Pineau, J., & Huber, W. (2020)).

Les cadres de gouvernance de l'information sont également une composante clé du renforcement de la confiance. Ils permettent aux entreprises de mettre en place des standards éthiques dans la gestion des données et d'assurer que les algorithmes respectent des normes de transparence et de protection des utilisateurs (Olateju, O. O., Okon, S. U., Olaniyi, O. O., Samuel-Okon, A. D., Asonze, C. U., & Samuel-Okon, A. D. (2024)).

I.3.2 Facteurs de confiance dans les systèmes personnalisés : contrôle et éthique des données

Dans les systèmes personnalisés, la confiance des utilisateurs dépend de plusieurs éléments clés.

Dans un premier temps par la capacité de l'utilisateur à gérer ses données et ses préférences est un facteur essentiel pour maintenir la confiance (Schelenz, L., Segal, A., & Gal, K. (2020)). Par exemple, des plateformes comme Netflix et Spotify permettent aux utilisateurs d'ajuster leurs recommandations et de consulter l'historique de leurs interactions (Kleizen, B., Van Dooren, W., Verhoest, K., & Tan, E. (2023)).

Les entreprises doivent offrir des options de consentement éclairé, où les utilisateurs choisissent activement quelles données partager et pour quel usage (Zerilli, J., Bhatt, U., & Weller, A. (2022)).

Ensuite, cela passe par la sécurité des données est essentielle pour préserver la confiance des utilisateurs. Les violations de données peuvent causer une méfiance durable envers une entreprise ou un service (Hacker, P., Cordes, J., & Rochon, J. (2023)).



L'utilisation de techniques de chiffrement avancées et de politiques strictes de protection des données est donc indispensable pour assurer que les informations personnelles ne soient pas exploitées à des fins non consenties (Haibe-Kains, B., Adam, G. A., Hosny, A., Khodakarami, F., Waldron, L., Wang, B., McIntosh, C., Greene, C. S., Hoffman, M. M., Leek, J. T., Tibshirani, R., Ioannidis, J. P. A., Quackenbush, J., Aerts, H. J.W.L., Pineau, J., & Huber, W. (2020)).

Et enfin, pour éviter les biais algorithmiques, il est crucial d'adopter des pratiques de conception éthique. Une IA qui favorise involontairement certains groupes d'utilisateurs au détriment d'autres peut compromettre la confiance (Lu, Y., & Zhang, J. (2025)).

La transparence sur la manière dont les décisions sont prises et sur les limites des algorithmes permet d'éviter la complaisance algorithmique, où les utilisateurs accordent une confiance aveugle aux recommandations de l'IA (Zerilli, J., Bhatt, U., & Weller, A. (2022)).

Enfin, même si les utilisateurs ont l'impression de contrôler leurs données, il existe un risque que les algorithmes fonctionnent toujours de manière opaque. Cela peut donner une fausse impression de transparence et engendrer une méfiance lorsqu'une décision imprévisible est prise par un système d'IA (Olateju, O. O., Okon, S. U., Olaniyi, O. O., Samuel-Okon, A. D., Asonze, C. U., & Samuel-Okon, A. D. (2024)).

1.3.3 Impact de la transparence sur la confiance et la fidélité des clients

Des recherches montrent que la transparence algorithmique influence directement la fidélité des utilisateurs. Lorsqu'un système IA explique de manière claire comment il fonctionne, il améliore la compréhension des consommateurs et leur confiance (Park, K., & Yoon, H. Y. (2024)).

Dans certains secteurs, la transparence joue un rôle encore plus critique.

Notamment dans le domaine de la santé et de la finance, où les décisions peuvent affecter la stabilité financière des clients ou leur santé, la transparence est particulièrement attendue (Hacker, P., Cordes, J., & Rochon, J. (2023)).

Un prêt bancaire refusé sans explication peut provoquer une perte de confiance envers une institution financière, tandis qu'un système de diagnostic médical qui justifie ses recommandations peut rassurer les patients (Haibe-Kains, B., Adam, G. A., Hosny, A., Khodakarami, F., Waldron, L., Wang, B., McIntosh, C., Greene, C. S., Hoffman, M. M., Leek, J. T., Tibshirani, R., Ioannidis, J. P. A., Quackenbush, J., Aerts, H. J.W.L., Pineau, J., & Huber, W. (2020)).

Dans celui de l'e-commerce et du tourisme, une transparence bien calibrée peut accroître l'engagement des clients. Lorsqu'un utilisateur comprend pourquoi un produit lui est recommandé sur Amazon ou pourquoi une destination lui est suggérée sur une plateforme de voyage, il est plus susceptible de faire confiance aux recommandations et de finaliser son achat (Koo, I., Zaman, U., Ha, H., & Nawaz, S. (2025)).

Cependant, la transparence ne garantit pas toujours un effet positif sur la fidélité.

Trop d'explications ou une transparence excessive peuvent générer une surcharge cognitive pour l'utilisateur, réduisant ainsi son engagement avec le système (Miller, T. (2019)).



Certaines études suggèrent que les consommateurs préfèrent une transparence partielle, où seuls les éléments les plus pertinents sont expliqués (Zerilli, J., Bhatt, U., & Weller, A. (2022)).

À l'inverse, une transparence bien calibrée peut conduire à une confiance aveugle, où les utilisateurs suivent automatiquement les recommandations sans les remettre en question (Balasubramaniam, N., Kauppinen, M., Rannisto, A., Hiekkänen, K., & Kujala, S. (2023)).

Cette absence de vigilance peut être problématique, notamment lorsque des biais sont présents dans les algorithmes de recommandation (Lu, Y., & Zhang, J. (2025)).

En conclusion, une transparence adaptée au contexte est essentielle pour optimiser la confiance et la fidélité des clients. Les entreprises doivent veiller à offrir une explicabilité accessible, sans tomber dans un excès d'informations inutiles. Une approche équilibrée, associée à des politiques éthiques et une protection renforcée des données, est la clé pour garantir une relation de confiance durable avec les utilisateurs.

L'analyse de la littérature a mis en évidence l'impact de la personnalisation et de la transparence des systèmes d'intelligence artificielle sur la confiance et la fidélité des consommateurs. Cependant, bien que ces facteurs soient souvent considérés comme positifs, certaines études suggèrent que la perception des utilisateurs peut varier en fonction du niveau de transparence et de l'utilisation des données personnelles. Cette recherche vise donc à vérifier empiriquement si ces éléments influencent réellement la confiance et l'engagement des clients dans l'usage des systèmes d'IA.

Voici nos hypothèses de recherche:

- H1 : Une personnalisation accrue des recommandations par l'IA améliore la satisfaction et la fidélité des clients.
- H2 : Une transparence perçue comme suffisante (explication des décisions algorithmiques, consentement informé) renforce la confiance des utilisateurs envers les systèmes d'IA.
- H3 : Une transparence excessive ou mal expliquée peut réduire l'adhésion des utilisateurs aux recommandations et diminuer leur engagement.

Ces hypothèses seront testées à l'aide d'un questionnaire (Voir annexe n°1) permettant d'évaluer la perception des utilisateurs quant aux pratiques de personnalisation et de transparence dans les systèmes d'IA. Les résultats permettront de confirmer ou d'infirmer ces relations et d'apporter des recommandations adaptées aux entreprises souhaitant intégrer des solutions d'IA dans leur gestion de l'expérience client.



II. Méthodologie

1. Approche méthodologique

Cette étude s'inscrit dans une démarche méthodologique quantitative, choisie en cohérence avec la problématique initiale et les objectifs de recherche. Le mémoire cherche à comprendre dans quelle mesure la transparence perçue des systèmes d'intelligence artificielle influence la confiance des utilisateurs, dans le cadre de la personnalisation de l'expérience client. Il s'agissait donc d'évaluer des perceptions, des attitudes et des comportements déclarés auprès d'un large échantillon d'utilisateurs de services numériques. Ce type de problématique, centré sur l'analyse de relations entre variables subjectives, se prête particulièrement à une approche confirmatoire appuyée sur des données statistiques.

L'objectif était de tester trois hypothèses principales, portant respectivement sur l'effet de la personnalisation sur la satisfaction, l'impact de la transparence sur la confiance, et le risque de surcharge informationnelle lié à une transparence excessive. L'approche quantitative a été retenue pour permettre la vérification empirique de ces relations supposées, et pour garantir une représentativité suffisante des profils interrogés. Cette méthode offre également l'avantage de permettre des traitements statistiques rigoureux, qui renforcent la crédibilité des conclusions tirées.

Ce choix méthodologique est soutenu par des travaux récents sur des thématiques similaires. Ainsi, Park et Yoon (2024) ont mobilisé une enquête quantitative pour évaluer l'effet de la transparence algorithmique sur la satisfaction relationnelle des utilisateurs, confirmant la pertinence de ce type de démarche pour étudier les relations de confiance dans les environnements numériques. Kleizen et al. (2023), dans le domaine de l'intelligence artificielle publique, ont également recouru à une enquête structurée pour analyser la perception éthique et la confiance citoyenne. Enfin, Koo et ses collaborateurs (2025) ont utilisé une méthode semblable pour explorer le lien entre personnalisation, engagement et confiance dans le secteur du tourisme digitalisé. Ces références viennent conforter la légitimité scientifique de l'approche adoptée dans le présent travail.

Le terrain de l'étude correspond à l'univers des plateformes proposant des services personnalisés basés sur l'intelligence artificielle, telles que les services de streaming (Netflix, Spotify), les sites de e-commerce (Amazon, Zalando) ou encore les plateformes de réservation. L'objectif était d'interroger des utilisateurs familiers avec ces systèmes, afin de recueillir des retours d'expérience concrets et pertinents. Le questionnaire en ligne, conçu à partir des concepts issus de la revue de littérature, a été diffusé via Google Forms. Cette solution a été choisie pour sa praticité, sa large accessibilité, sa compatibilité avec les outils de traitement de données, mais aussi pour sa capacité à générer une base de données structurée, facilitant le nettoyage et l'analyse.

La diffusion du questionnaire s'est faite principalement par l'intermédiaire des réseaux sociaux (LinkedIn, Instagram) et nos réseaux personnels. Cette stratégie a permis de rassembler un échantillon de 187 répondants, composé en majorité de jeunes adultes, étudiants et actifs, disposant d'une familiarité suffisante avec les technologies numériques pour comprendre et évaluer les systèmes de personnalisation. Bien que cette population ne soit pas parfaitement représentative de l'ensemble des usagers, sa diversité interne en termes d'âge, de catégorie socioprofessionnelle et de fréquence d'usage garantit une certaine richesse des profils et des perceptions recueillies.



Le traitement des données a été réalisé à partir des réponses collectées via Google Forms, exportées dans Google Sheets puis analysées avec le logiciel SPSS. Ce dernier a permis la construction de tableaux croisés, de graphiques et de matrices de corrélation. Ces traitements avaient pour objectif d'identifier les grandes tendances, de tester la validité des hypothèses et de repérer d'éventuelles variations significatives selon les profils d'utilisateurs. Le recours à SPSS s'est révélé pertinent pour assurer la rigueur des analyses tout en permettant une lecture accessible des résultats.

Enfin, le respect des règles éthiques et de confidentialité a été une préoccupation constante dans la mise en œuvre de cette recherche. Aucune donnée nominative n'a été collectée, et la participation était totalement anonyme et volontaire. Les répondants ont été informés en amont de la finalité du questionnaire, et de la possibilité de quitter l'enquête à tout moment sans justification.

2. Cible et échantillon

Le questionnaire a été partagé principalement par l'intermédiaire des réseaux sociaux, mais aussi par le biais de relais personnels et professionnels, ce qui a permis de toucher une population variée en termes d'âge, de genre, de catégorie socioprofessionnelle et de familiarité avec les environnements numériques. La cible de l'étude était constituée d'utilisateurs ayant une expérience directe ou régulière avec des plateformes proposant des services personnalisés, tels que les sites de commerce en ligne, les services de streaming ou les applications de réservation, afin de garantir la pertinence et la fiabilité des réponses au regard de la problématique étudiée.

L'échantillon final comprend 187 répondants, un chiffre qui respecte les standards méthodologiques pour les recherches quantitatives, lesquels recommandent un seuil minimum de 150 participants afin d'assurer la robustesse statistique des résultats. Cette taille d'échantillon permet d'apporter une solidité suffisante aux analyses, notamment en matière de corrélation et de comparaison entre variables, tout en offrant une diversité de profils représentatifs des usages numériques contemporains.

La qualité des données repose également sur la conception du questionnaire, qui comportait exclusivement des questions fermées, permettant une codification homogène et facilitant le traitement des réponses. Les données ont été nettoyées puis traitées, garantissant une lecture rigoureuse et objective des résultats. Aucune technique d'échantillonnage aléatoire n'a été mise en œuvre, dans la mesure où l'étude visait avant tout à explorer des tendances générales auprès d'utilisateurs familiers avec les systèmes de personnalisation.

Même si la recherche ne s'inscrit pas dans une logique comparative entre deux populations distinctes, ni dans une démarche avant-après, une attention particulière a été portée à la diversité des répondants afin de refléter un éventail représentatif des usagers numériques. L'objectif était de capter un ensemble de perceptions variées sur les thèmes de la personnalisation, de la transparence des données, et de la confiance dans les systèmes d'intelligence artificielle.

Ainsi, la taille de l'échantillon, la pertinence des profils interrogés et la cohérence de la méthode de collecte permettent de fonder cette étude sur des données fiables, pertinentes et exploitables dans le cadre d'une démarche quantitative appliquée aux enjeux contemporains du digital.



3. Support de collecte de données

Le support utilisé pour la collecte des données repose sur un questionnaire en ligne, conçu spécifiquement pour cette recherche afin d'évaluer la perception des utilisateurs vis-à-vis de la personnalisation algorithmique et de la transparence des systèmes d'intelligence artificielle. Ce questionnaire a été diffusé via Google Forms, un outil permettant non seulement une diffusion rapide auprès d'un public large comme indiqué plus haut.

La construction du questionnaire s'est appuyée directement sur les concepts issus de la revue de littérature. Chaque bloc de questions a été pensé pour mesurer les variables clés identifiées dans les travaux académiques existants, à savoir la perception de la personnalisation, la clarté des explications fournies par les algorithmes, le niveau de transparence perçu, la compréhension des mécanismes de recommandation, la confiance dans les systèmes, ainsi que l'acceptabilité du partage de données personnelles. Il était essentiel que les indicateurs de mesure soient cohérents avec le cadre théorique afin de garantir la validité des résultats et leur interprétation.

Les variables ont été mesurées à l'aide d'échelles de type Likert à cinq points, allant de « pas du tout d'accord » à « tout à fait d'accord » ou de « pas du tout » à « énormément », selon la formulation des questions. Ce choix d'échelle a permis de capter les nuances dans les opinions et attitudes des répondants, et de faciliter ensuite le traitement statistique via des analyses de fréquences, de corrélation ou de croisement de variables. Ces échelles sont largement utilisées dans les recherches quantitatives portant sur la perception et le comportement des utilisateurs, et offrent un cadre rigoureux pour interpréter les réponses.

La structure du questionnaire a été pensée pour respecter une certaine logique de lecture. Après une première partie dédiée aux données sociodémographiques (genre, âge, statut professionnel), les questions ont progressivement introduit les thématiques centrales de la recherche : usage des services personnalisés, perception de la pertinence des recommandations, niveau de compréhension des algorithmes, importance accordée à la transparence, et effets perçus sur la confiance et les comportements de consommation. Ce déroulement progressif visait à installer un climat de réflexion chez les répondants, tout en s'assurant que chaque réponse puisse être exploitée dans l'analyse.

Le choix de ce support s'explique par la volonté de garantir une démarche à la fois rigoureuse et accessible. Le format numérique facilite la participation en réduisant les contraintes de temps et de lieu, tout en permettant un échantillonnage diversifié. De plus, la standardisation des réponses rend les données comparables et exploitables à des fins statistiques. Chaque indicateur mesuré correspond à une variable directement liée à la problématique du mémoire, ce qui assure une cohérence méthodologique et renforce la pertinence des données collectées.

En définitive, le questionnaire constitue bien plus qu'un outil technique de recueil d'information. Il est le prolongement opérationnel des hypothèses construites à partir de la littérature, et il permet de produire des résultats directement mobilisables pour comprendre l'impact de la transparence sur la confiance des utilisateurs dans les systèmes personnalisés d'intelligence artificielle. Sa conception a donc été guidée par la recherche d'une adéquation entre le cadre théorique, les objectifs empiriques et la qualité des données obtenues.



III. Analyse et résultats

1. Démarche(s) d'analyse des données

Les données analysées proviennent d'un questionnaire diffusé via Google Forms composé de 13 questions fermées à choix multiples. Ce questionnaire a permis de recueillir 187 réponses, issues d'un échantillon diversifié d'utilisateurs, contactés principalement via les réseaux sociaux et nos cercles professionnels et personnels. La cible principale concernait des utilisateurs familiers des plateformes personnalisées, telles que les services de streaming ou de commerce en ligne, afin de garantir la pertinence des réponses par rapport à l'objet d'étude.

L'ensemble des réponses a d'abord été exporté et nettoyé dans un tableur (Google Sheets), avant d'être intégré dans SPSS, un logiciel statistique couramment utilisé en sciences humaines et sociales. Chaque variable a été codée (voir Annexe n°2) en fonction de son type : nominale pour les variables de classification (genre, tranche d'âge), ordinale pour les questions d'attitudes ou de perceptions reposant sur des échelles de type Likert.

La démarche d'analyse repose sur une approche quantitative confirmatoire. Ce choix s'appuie sur une logique de recherche orientée par des hypothèses formulées à partir de la littérature, dans le but de tester de manière rigoureuse trois hypothèses principales. Dans un premier temps, des analyses descriptives ont été réalisées afin de dresser un aperçu général de l'échantillon et d'identifier les grandes tendances dans les réponses. Ces analyses, reposant sur le calcul de fréquences, de pourcentages et de moyennes, ont permis de mieux comprendre le profil des répondants ainsi que leurs perceptions concernant la personnalisation, la transparence et la confiance.

Par la suite, des analyses de corrélation ont été prévues afin d'examiner les relations entre variables clés, telles que le lien entre la perception de la transparence et le niveau de confiance, ou encore entre la personnalisation perçue et la satisfaction client.

Cette démarche permet ainsi de garantir une analyse rigoureuse, fondée sur des méthodes validées par la littérature scientifique, tout en répondant aux objectifs spécifiques de notre recherche. Elle vise à fournir des résultats crédibles, exploitables sur le plan managérial et enrichissants d'un point de vue théorique.



2. Résultats

L'étude repose sur l'analyse de 187 questionnaires valides, recueillis à l'aide d'un formulaire en ligne diffusé principalement via les réseaux sociaux, des groupes ciblés et des relais professionnels. Les répondants étaient des utilisateurs ayant déjà interagi avec des services numériques personnalisés, comme les plateformes de streaming, les sites e-commerce ou encore les applications de recommandations, ce qui assure la pertinence de leurs réponses au regard de la problématique explorée.

L'objectif de cette phase descriptive est de dresser un panorama général des réponses, avant de procéder à une analyse plus poussée des liens entre variables. Les résultats sont présentés ici de manière structurée, en cohérence avec les grandes dimensions abordées dans le questionnaire, et en lien avec les hypothèses de recherche formulées en amont. Cette première lecture des données permet d'identifier des tendances globales, des profils d'usages et des perceptions récurrentes, qui serviront de base à l'interprétation croisée dans les sections suivantes.

Quel est votre genre ?

179 réponses

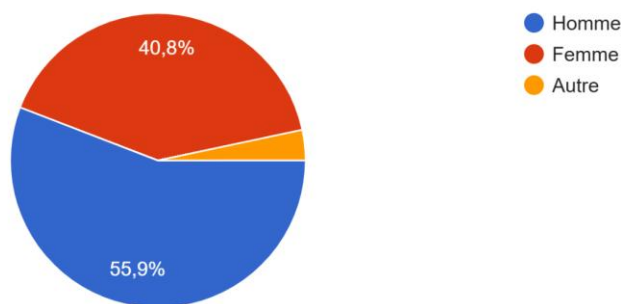


Figure 1 : Répartition des répondants selon le genre

Source : Données issues du questionnaire administré via Google Forms

En ce qui concerne la variable « genre », l'échantillon présente une répartition relativement équilibrée. Sur les 187 répondants, 40,8 % sont des femmes ($n = 76$), 55,9 % sont des hommes ($n = 104$), tandis qu'une minorité, soit 3,3 % ($n = 7$), s'identifie comme « autre ». Cette distribution permet d'assurer une représentation diversifiée des sensibilités et des perspectives, ce qui constitue un atout dans l'étude des perceptions liées à la personnalisation, à la transparence et à la confiance envers les systèmes d'intelligence artificielle. Cette diversité peut en effet refléter des rapports différenciés à la technologie, susceptibles d'influencer les attitudes ou les attentes vis-à-vis des recommandations personnalisées et de leur explicabilité..



Quel est votre âge ?

181 réponses

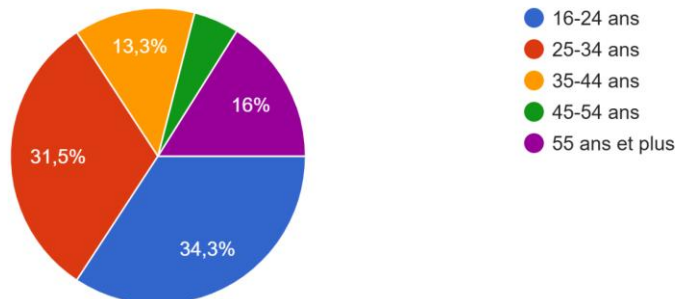


Figure 2 : Répartition des répondants selon la tranche d'âge

Source : Données issues du questionnaire administré via Google Forms

Concernant la répartition par tranche d'âge, l'échantillon est majoritairement composé de jeunes adultes. La catégorie des 16 à 24 ans représente 34,3 % des répondants, ce qui en fait le groupe le plus représenté. Elle est suivie de près par les 25 à 34 ans, qui constituent 31,5 % de l'échantillon. Ces deux tranches réunies concentrent près des deux tiers des participants, ce qui reflète une forte présence des générations numériques, habituées à utiliser quotidiennement des services personnalisés, notamment via les plateformes de streaming ou les applications mobiles.

Les autres tranches d'âge sont moins représentées : les 35 à 44 ans constituent 13,3 % de l'échantillon, tandis que la part des 45 à 54 ans reste marginale, à 5 %. En revanche, les 55 ans et plus forment un groupe non négligeable, avec 16 % des répondants, apportant ainsi un éclairage complémentaire plus intergénérationnel. Cette diversité d'âges permet d'envisager une pluralité de rapports aux technologies numériques, tant en termes d'usages que de perception des mécanismes de personnalisation et de transparence.

Quel est votre Catégorie Socio-Professionnelle ?

181 réponses

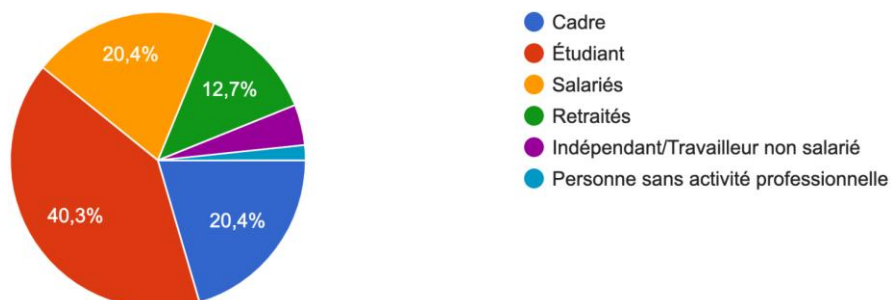




Figure 3 : Répartition des répondants par catégorie socioprofessionnelle (CSP)

Source : Données issues du questionnaire administré via Google Forms

La répartition des répondants selon les catégories socioprofessionnelles révèle une surreprésentation des publics jeunes en formation ou actifs. Les étudiants constituent la part la plus importante de l'échantillon, avec 40,3 % des répondants, ce qui reflète la facilité d'accès à ce public via les canaux de diffusion mobilisés (réseaux sociaux, contacts universitaires). Cette forte présence est également cohérente avec l'intérêt de cette population pour les technologies numériques et les services personnalisés.

Les salariés et les cadres suivent avec une part égale de 20,4 % chacun, apportant ainsi une contribution significative d'actifs en entreprise, potentiellement familiers avec les outils numériques dans un cadre professionnel ou personnel. Les retraités représentent 12,7 % de l'échantillon, offrant un regard plus distancié sur les services numériques, souvent marqué par une perception différente de la transparence ou de la personnalisation.

Enfin, les travailleurs indépendants (4,4 %) et les personnes sans activité professionnelle (1,7 %) sont moins représentés, mais permettent néanmoins d'introduire une certaine variété de profils dans l'analyse. Cette hétérogénéité relative de l'échantillon contribue à élargir les perspectives d'interprétation, en croisant les usages et les perceptions selon les statuts professionnels.

Avez-vous déjà donné des informations personnelles (nom, e-mail, historique d'achat, préférences) à ces services pour améliorer les recommandations ?

176 réponses

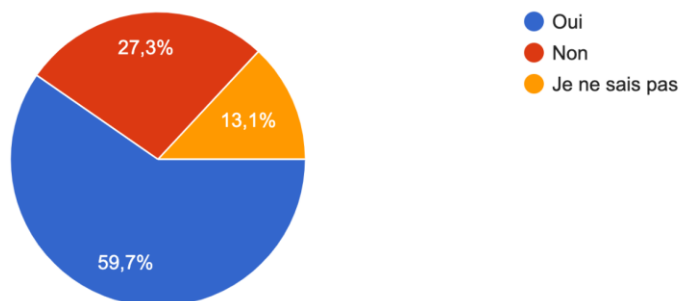


Figure 4 : Part des répondants ayant déjà partagé volontairement leurs données personnelles

Source : Données issues du questionnaire administré via Google Forms

La répartition des répondants selon les catégories socioprofessionnelles révèle une surreprésentation des publics jeunes en formation ou actifs. Les étudiants constituent la part la plus importante de l'échantillon, avec 40,3 % des répondants, ce qui reflète la facilité d'accès à ce public via les canaux de diffusion mobilisés (réseaux sociaux, contacts universitaires). Cette forte présence est également cohérente avec l'intérêt de cette population pour les technologies numériques et les services personnalisés.



Les salariés et les cadres suivent avec une part égale de 20,4 % chacun, apportant ainsi une contribution significative d'actifs en entreprise, potentiellement familiers avec les outils numériques dans un cadre professionnel ou personnel. Les retraités représentent 12,7 % de l'échantillon, offrant un regard plus distancié sur les services numériques, souvent marqué par une perception différente de la transparence ou de la personnalisation.

Enfin, les travailleurs indépendants (4,4 %) et les personnes sans activité professionnelle (1,7 %) sont moins représentés, mais permettent néanmoins d'introduire une certaine variété de profils dans l'analyse. Cette hétérogénéité relative de l'échantillon contribue à élargir les perspectives d'interprétation, en croisant les usages et les perceptions selon les statuts professionnels.

Avez-vous déjà donné des informations personnelles (nom, e-mail, historique d'achat, préférences) à ces services pour améliorer les recommandations ?

176 réponses

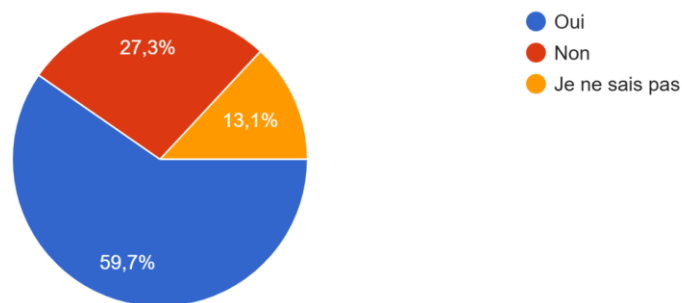


Figure 5 : Disposition à partager des données personnelles contre une personnalisation améliorée

Source : Données issues du questionnaire administré via Google Forms

Une autre question visait à mesurer la disposition des répondants à partager leurs données personnelles en échange d'une meilleure personnalisation des contenus ou services proposés. Les résultats révèlent une tendance majoritaire à l'acceptation, mais également une certaine prudence.

En effet, 59,7 % des répondants se déclarent plutôt ou totalement d'accord avec cette idée, ce qui témoigne d'une forme d'ouverture conditionnelle vis-à-vis de la personnalisation algorithmique. Pour ces utilisateurs, le partage de données semble accepté dès lors qu'il s'accompagne d'un bénéfice perçu clair, comme une recommandation plus pertinente ou une expérience utilisateur optimisée.

À l'inverse, 13,1 % des participants se disent peu ou pas du tout disposés à partager leurs données dans ce contexte, traduisant une posture de réserve, voire de méfiance, probablement liée à des préoccupations en matière de vie privée ou de sécurité des informations personnelles. Enfin, un groupe intermédiaire de 27,3 % indique ne pas savoir ou ne pas avoir d'avis tranché sur la question. Cette proportion relativement importante pourrait refléter une ambivalence ou un manque de compréhension des mécanismes de collecte et de traitement des données par les plateformes.

Ces résultats suggèrent que l'adhésion au principe de personnalisation reste fortement corrélée à la perception de son utilité, mais qu'elle dépend également du niveau de confiance accordé aux plateformes et de la clarté des modalités de traitement des données personnelles.



À quelle fréquence utilisez-vous des services personnalisés (par exemple, plateformes de streaming, sites de shopping en ligne) ?

181 réponses

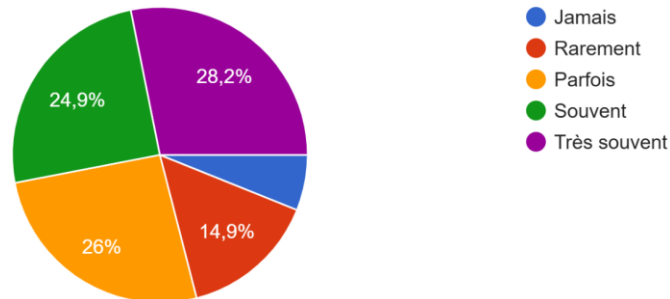


Figure 6 : Fréquence d'utilisation des services personnalisés par les répondants

Source : Données issues du questionnaire administré via Google Forms

La fréquence d'usage des services personnalisés constitue un indicateur clé du rapport des utilisateurs à ces technologies. Les résultats montrent que plus de la moitié des répondants (53,1 %) déclarent utiliser ces services souvent ou très souvent, ce qui souligne une intégration marquée de la personnalisation dans les pratiques numériques quotidiennes. Cette forte présence peut s'expliquer par la généralisation des systèmes de recommandation dans des plateformes populaires comme Netflix, Spotify ou Amazon, où la personnalisation fait partie intégrante de l'expérience utilisateur.

Par ailleurs, 26 % des participants déclarent y recourir parfois, ce qui traduit une utilisation plus ponctuelle, potentiellement influencée par le type de service ou le degré de confiance dans la plateforme. À l'inverse, une minorité, représentant 20,9 % des répondants, indique utiliser ces services rarement ou jamais. Ce groupe, bien que réduit, invite à nuancer la tendance dominante : il pourrait inclure des individus plus réticents à l'usage des technologies personnalisées, ou simplement moins exposés à ces dispositifs en raison de leurs habitudes numériques.

Cette répartition suggère que si la personnalisation est désormais largement adoptée, elle n'est pas perçue de manière homogène. L'intensité d'usage semble refléter une forme d'acceptation implicite du modèle algorithmique, mais aussi une diversité de profils et de préférences vis-à-vis du recours à la personnalisation dans les environnements numériques.



Lorsque vous recevez des recommandations (films, produits, contenus), dans quelle mesure les trouvez-vous pertinentes ?

179 réponses

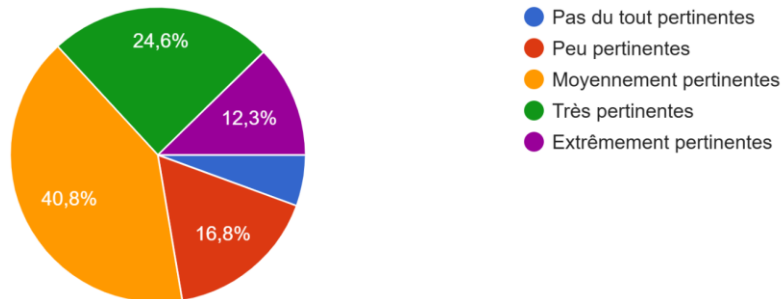


Figure 7 : Perception de la pertinence des recommandations reçues

Source : Données issues du questionnaire administré via Google Forms

La perception de la pertinence des recommandations constitue un indicateur central pour évaluer l'efficacité perçue des systèmes de personnalisation. À la question portant sur le degré de pertinence des recommandations reçues (films, produits, contenus), les réponses montrent une appréciation globalement favorable de la part des utilisateurs.

En effet, 36,9 % des répondants considèrent les recommandations comme très ou extrêmement pertinentes, ce qui témoigne d'un niveau élevé de satisfaction vis-à-vis de la personnalisation opérée par les algorithmes. Cette reconnaissance d'une adéquation entre les contenus proposés et les préférences perçues reflète une certaine efficacité des systèmes dans leur capacité à anticiper ou répondre aux attentes des utilisateurs.

Une proportion légèrement plus importante, soit 40,8 %, se positionne de manière modérée, en jugeant les recommandations comme moyennement pertinentes. Ce groupe peut refléter une expérience utilisateur plus nuancée : les systèmes personnalisés sont globalement bien perçus, mais parfois jugés imprécis, redondants ou trop génériques.

Enfin, 22,4 % des répondants estiment que les recommandations sont peu voire pas du tout pertinentes, ce qui reste une minorité, mais souligne que l'efficacité perçue des algorithmes n'est pas universelle. Ces réponses peuvent indiquer un mauvais calibrage des systèmes, un manque de personnalisation perçue, ou une inadéquation entre les préférences réelles de l'utilisateur et les suggestions reçues.

Ces résultats confirment l'idée que la pertinence perçue est un facteur déterminant de la satisfaction, mais aussi un levier clé de l'adhésion aux systèmes de recommandation dans leur ensemble.



Pensez-vous que ces recommandations améliorent votre expérience sur ces plateformes ?

179 réponses

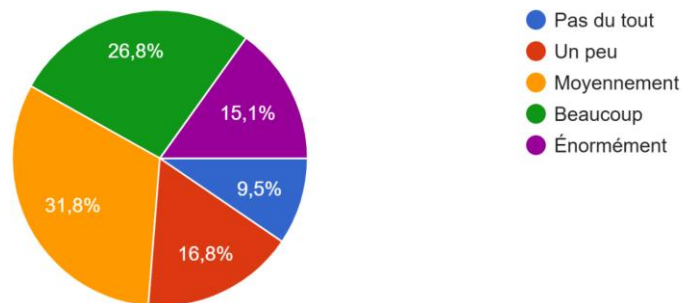


Figure 8 : Impact perçu des recommandations sur l'expérience utilisateur

Source : Données issues du questionnaire administré via Google Forms

Une autre question portait sur l'impact des recommandations sur l'amélioration perçue de l'expérience utilisateur sur les plateformes. Les résultats indiquent une perception globalement positive, avec une large majorité de répondants qui reconnaissent l'intérêt de ces dispositifs dans l'enrichissement de leur usage.

En effet, 72,2 % des participants déclarent que les recommandations améliorent leur expérience soit "beaucoup" (26,8 %) soit "énormément" (15,1 %), ce qui met en évidence l'efficacité ressentie de la personnalisation dans la navigation, le gain de temps ou la découverte de contenus pertinents. Cette forte adhésion confirme que les systèmes de recommandation sont perçus, par une majorité d'utilisateurs, comme des outils utiles et engageants dans le parcours numérique.

Une part importante des répondants 31,8 % adopte une position plus mesurée, considérant que les recommandations améliorent leur expérience de façon "moyenne". Ce positionnement peut refléter une expérience perçue comme variable, dépendante du contexte ou de la plateforme utilisée.

À l'inverse, seulement 26,3 % des répondants expriment un avis peu favorable ou négatif, en estimant que les recommandations améliorent peu, voire pas du tout, leur expérience. Cette minorité souligne un manque de pertinence perçue, ou d'une forme d'incertitude face aux bénéfices réels de la personnalisation.

Ces résultats renforcent l'idée que la valeur perçue de la personnalisation ne réside pas uniquement dans la qualité des recommandations elles-mêmes, mais aussi dans leur capacité à enrichir l'interaction globale avec la plateforme. L'expérience utilisateur apparaît ainsi comme un facteur central dans l'évaluation de l'IA personnalisée.



Selon vous, ces recommandations influencent-elles vos décisions d'achat ou de visionnage ?

180 réponses

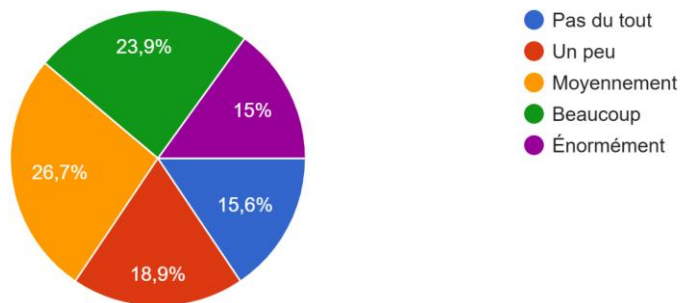


Figure 9 : Influence des recommandations sur les décisions d'achat ou de visionnage

Source : Données issues du questionnaire administré via Google Forms

Une question visait à évaluer dans quelle mesure les recommandations personnalisées influencent les décisions d'achat ou de visionnage des utilisateurs sur les plateformes numériques. Les résultats révèlent une influence perçue significative, bien que nuancée selon les profils.

Ainsi, 38,9 % des répondants déclarent être influencés “beaucoup” (23,9 %) ou “énormément” (15 %), ce qui confirme l'effet réel de la personnalisation sur les comportements de consommation. Pour cette part importante des utilisateurs, les suggestions algorithmiques semblent orienter activement les choix, qu'il s'agisse de contenus à visionner, de produits à acheter, ou de services à utiliser.

Un autre groupe, représentant 26,7 %, se montre plus modéré, estimant que les recommandations influencent leurs décisions de manière moyenne. Ce positionnement intermédiaire peut traduire un usage plus distancié ou sélectif des suggestions proposées.

En revanche, 34,5 % des répondants affirment que les recommandations ont peu ou pas du tout d'impact sur leurs décisions. Cette proportion non négligeable met en lumière une forme de résistance à l'influence algorithmique, ou une préférence pour une démarche de choix plus autonome, indépendante des suggestions automatisées.

Ces résultats soulignent que, si les systèmes de recommandation ont un effet avéré sur une majorité d'utilisateurs, leur influence reste hétérogène. Elle semble dépendre à la fois du degré de confiance dans les plateformes, de la pertinence perçue des recommandations, et de l'attitude générale des individus face à la personnalisation algorithmique.



Avez-vous l'impression de comprendre comment ces recommandations sont générées ?

180 réponses

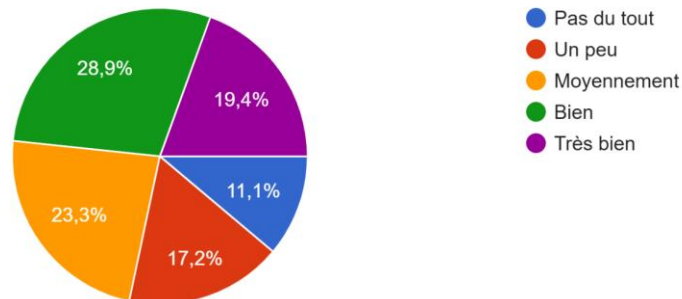


Figure 10 : Niveau de compréhension déclaré du fonctionnement des recommandations

Source : Données issues du questionnaire administré via Google Forms

La compréhension perçue du fonctionnement des algorithmes constitue un indicateur essentiel pour évaluer le niveau de transparence ressenti par les utilisateurs. À la question « Avez-vous l'impression de comprendre comment ces recommandations sont générées ? », les résultats traduisent une répartition relativement équilibrée, mais globalement positive.

Près de la moitié des répondants (48,3 %) déclarent comprendre “bien” (28,9 %) ou “très bien” (19,4 %) les logiques derrière les recommandations. Ce chiffre suggère une certaine appropriation des mécanismes de personnalisation, que ce soit par familiarité avec les outils numériques, par exposition fréquente aux recommandations, ou par intérêt personnel pour les technologies.

À l’opposé, 28,3 % des participants déclarent comprendre “peu” (17,2 %) ou “pas du tout” (11,1 %) comment les recommandations sont produites. Cette part non négligeable révèle une opacité encore ressentie par une fraction de la population, malgré les efforts croissants de certaines plateformes pour expliquer leurs logiques algorithmiques.

Enfin, 23,3 % des répondants se positionnent de manière plus neutre, en affirmant comprendre ces mécanismes “moyennement”. Cette réponse intermédiaire peut traduire une compréhension partielle ou floue, suffisante pour faire confiance au système, mais pas pour l’expliquer avec précision.

Ces résultats permettent d’identifier un niveau de clarté perçue plutôt favorable, sans pour autant ignorer l’existence d’une fracture explicative entre les utilisateurs les plus aguerris et ceux qui restent à distance des logiques internes des algorithmes. Cette variabilité dans la compréhension perçue est un point central dans l’évaluation de la transparence, mais aussi dans la construction de la confiance envers les dispositifs personnalisés.



À quel point est-il important pour vous que la plateforme explique pourquoi elle vous recommande un contenu ou un produit ?

179 réponses

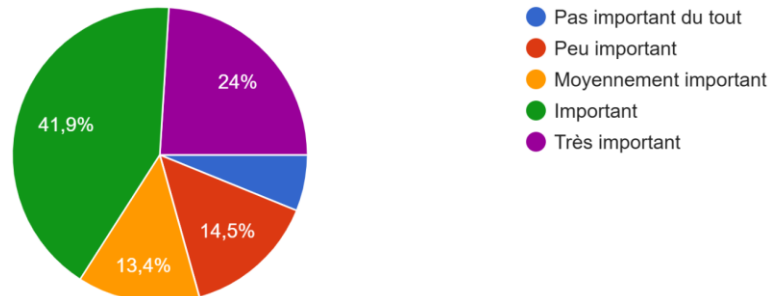


Figure 11 : Importance accordée à l'explication des recommandations par les plateformes

Source : Données issues du questionnaire administré via Google Forms

Une autre variable mesurée dans cette analyse descriptive porte sur l'importance accordée par les utilisateurs à la transparence des recommandations, c'est-à-dire à la capacité d'une plateforme à expliquer pourquoi un contenu ou un produit est suggéré. Cette question permet d'apprécier directement la place de la dimension explicative dans la relation entre utilisateur et système algorithmique.

Les résultats révèlent une attente claire en matière de transparence : 65,9 % des répondants jugent cet élément "important" (41,9 %) ou "très important" (24 %). Cette forte majorité confirme que les utilisateurs ne se contentent plus de recevoir des recommandations passives ; ils souhaitent comprendre sur quels critères et selon quelles logiques les suggestions sont construites. Cela valide la place centrale de la transparence dans la construction de la confiance envers les systèmes d'intelligence artificielle.

Une part plus réduite des participants adopte une position plus nuancée, avec 13,4 % considérant cette transparence comme moyennement importante. Ce positionnement intermédiaire peut refléter une certaine flexibilité : l'utilisateur apprécie d'avoir accès à des explications, sans pour autant en faire un critère déterminant.

Enfin, 14,5 % estiment que cette transparence est peu importante, et 6,7 % la jugent totalement inutile. Cette minorité, bien que marginale, indique que pour certains utilisateurs, la performance perçue des recommandations prime sur leur explicabilité. Il s'agit probablement d'un profil plus pragmatique, centré sur l'efficacité du service plutôt que sur son fonctionnement.

Dans l'ensemble, ces résultats confirment que la transparence est perçue comme une attente forte, et constitue un levier stratégique de valorisation de l'expérience utilisateur. Elle semble jouer un rôle déterminant dans l'acceptabilité des recommandations personnalisées et dans le maintien d'une relation de confiance durable entre l'utilisateur et la plateforme.



Si une plateforme vous donnait beaucoup de détails techniques sur ses recommandations, cela améliorerait-il votre confiance ?

179 réponses

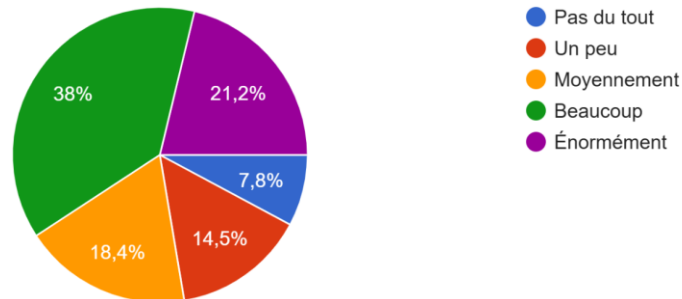


Figure 12 : Impact perçu des détails techniques sur la confiance accordée aux recommandations

Source : Données issues du questionnaire administré via Google Forms

Une autre question visait à évaluer l'impact potentiel d'une transparence technique accrue sur le niveau de confiance des utilisateurs. Il s'agissait ici de comprendre si le fait d'obtenir davantage de détails sur le fonctionnement des recommandations personnalisées pouvait renforcer la relation entre l'utilisateur et la plateforme.

Les résultats sont sans équivoque : 59,2 % des participants déclarent qu'une transparence renforcée améliorerait leur confiance, dont 38 % estimant que cela renforcerait leur confiance "beaucoup" et 21,2 % "énormément". Cette majorité significative témoigne d'un réel besoin d'explication et de lisibilité de la part des utilisateurs. Comprendre les fondements des recommandations apparaît ainsi comme un élément de légitimation et de crédibilité pour les systèmes d'IA.

Par ailleurs, 18,4 % des répondants jugent que cette transparence influencerait leur confiance de manière moyenne, tandis que 14,5 % estiment qu'elle l'améliorerait "un peu" et 7,8 % "pas du tout". Cette diversité de réponses révèle que l'effet attendu d'une démarche explicative n'est pas uniforme, et qu'elle peut dépendre de facteurs individuels comme l'intérêt pour la technologie ou encore le degré de méfiance vis-à-vis des algorithmes.

Ces résultats montrent que, bien que la transparence ne soit pas une garantie universelle de confiance, elle constitue un levier important pour une majorité d'utilisateurs. Son efficacité dépend toutefois du contenu, du format et du niveau de technicité des explications proposées, soulignant une fois encore l'importance d'une approche pédagogique et contextualisée.



Si vous recevez trop d'informations sur le fonctionnement des recommandations, cela pourrait-il vous désintéresser des suggestions ?

180 réponses

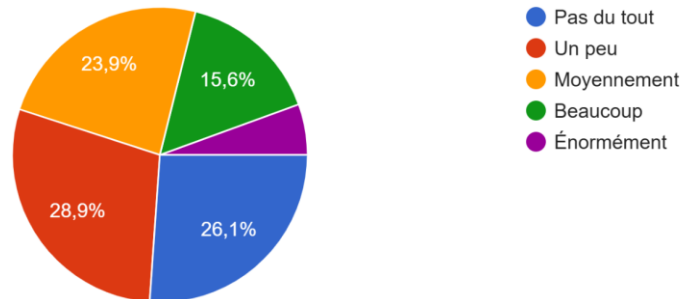


Figure 13 : Effet perçu d'une surcharge d'informations sur l'adhésion aux recommandations

Source : Données issues du questionnaire administré via Google Forms

Une dernière question permettait d'explorer la limite perçue de la transparence, en évaluant si une surcharge d'informations techniques sur le fonctionnement des recommandations pourrait nuire à l'intérêt des utilisateurs pour celles-ci. Les résultats présentent une distribution relativement équilibrée, révélatrice de la complexité de ce sujet.

Ainsi, 21,2 % des répondants déclarent que trop d'explications techniques pourraient "beaucoup" ou "énormément" les désintéresser des suggestions. À l'inverse, 26,1 % indiquent que cela ne les affecterait "pas du tout", et 28,9 % répondent "un peu", montrant un léger basculement vers l'idée qu'un excès d'informations peut commencer à altérer l'engagement.

Par ailleurs, 23,9 % des participants estiment que cela pourrait les désintéresser "moyennement", renforçant l'hypothèse d'un effet de seuil entre transparence utile et surcharge cognitive. Ces résultats suggèrent qu'une transparence perçue comme trop détaillée ou mal adaptée pourrait finir par saturer l'attention de l'utilisateur, voire produire une forme de désengagement vis-à-vis des systèmes personnalisés.

Ce constat fait écho à l'idée que la transparence, pour être efficace, ne doit pas être simplement maximale, mais contrôlée, progressive et lisible. Elle ne peut produire ses effets positifs que si elle est perçue comme utile et accessible, sans générer de complexité excessive.

Cette première analyse descriptive permet de dégager plusieurs tendances clés, que nous approfondirons ensuite à l'aide de traitements statistiques spécifiques sur SPSS, dans le but de tester nos hypothèses de recherche.

À cette fin, nous avons procédé à une série d'analyses croisées entre variables, complétées par des tests du χ^2 pour évaluer l'existence de liens significatifs entre les profils des répondants (âge, genre, statut) et leurs attitudes vis-à-vis de la personnalisation, de la transparence ou de la confiance. Des corrélations ont également été calculées afin d'identifier les relations linéaires entre les perceptions des utilisateurs et leur comportement numérique. Les statistiques descriptives générales extraites de SPSS sont détaillées en Annexe n°3.



Ces traitements permettent de valider ou nuancer les hypothèses formulées, en s'appuyant sur des données empiriques solides.

III.3. Résultats détaillés

Dans cette partie, nous présentons les résultats des analyses statistiques détaillées menées à partir des données issues du questionnaire, en mobilisant le logiciel SPSS. Cette étape vise à enrichir l'analyse descriptive initiale par des traitements quantitatifs plus approfondis, permettant de tester de manière rigoureuse les hypothèses formulées précédemment. L'objectif est de mieux comprendre les relations entre les différentes variables étudiées, de confirmer ou d'infirmer certaines tendances observées, et de proposer des interprétations fondées sur des indicateurs statistiques fiables.

Les traitements mobilisés reposent principalement sur des analyses croisées avec application du test du χ^2 , afin d'examiner l'existence de liens significatifs entre les profils sociodémographiques des répondants et leurs attitudes vis-à-vis des recommandations personnalisées ou de la transparence. En complément, des corrélations de Spearman ont été utilisées pour analyser la nature des relations entre les variables ordinales, notamment celles relatives à la fréquence d'usage, à la compréhension des algorithmes, ou encore à la confiance accordée aux plateformes.

L'étude s'est ainsi intéressée à plusieurs dimensions clés, notamment la perception de la personnalisation, la clarté des explications fournies par les plateformes, la place accordée à la transparence, le niveau de confiance envers les systèmes automatisés, et enfin l'engagement global des utilisateurs. Chaque hypothèse a été traduite en variables précises, mesurées par les questions du questionnaire, puis testée à l'aide des méthodes statistiques appropriées. Les résultats présentés dans les sections suivantes font l'objet d'une lecture critique, en lien direct avec les apports de la revue de littérature, afin de proposer une analyse intégrée, à la fois conceptuellement solide et utile dans un cadre opérationnel.

III.3.1. Analyse de l'Hypothèse H1 : personnalisation, satisfaction et fidélité

Il est nécessaire d'examiner les relations statistiques entre les différentes variables associées à l'hypothèse H1. Celle-ci explore dans quelle mesure la personnalisation de l'expérience utilisateur, rendue possible par l'intelligence artificielle, peut renforcer la satisfaction des usagers et leur fidélité à la plateforme.

Pour tester cette hypothèse, plusieurs variables issues du questionnaire ont été croisées. Elles concernent notamment la fréquence d'utilisation des services personnalisés, la pertinence perçue des recommandations reçues, l'effet de ces recommandations sur l'expérience vécue par l'utilisateur, ainsi que leur influence sur les décisions d'achat ou de visionnage. Le tableau suivant présente les résultats des corrélations obtenues à l'aide du test de Spearman.



Corrélations

			FREQUENCE	PERTINENCE	AMELIORENT	Influent
Rho de Spearman	FREQUENCE	Coefficient de corrélation	--			
		Sig. (bilatérale)	.			
		N	181			
	PERTINENCE	Coefficient de corrélation	,476**	--		
		Sig. (bilatérale)	<,001			
		N	179	179		
	AMELIORENT	Coefficient de corrélation	,435**	,672**	--	
		Sig. (bilatérale)	<,001	<,001	.	
		N	179	178	179	
	Influent	Coefficient de corrélation	,353**	,605**	,674**	--
		Sig. (bilatérale)	<,001	<,001	<,001	.
		N	180	179	179	180

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

Figure 14 : Corrélations entre fréquence, pertinence, amélioration de l'expérience et influence perçue

Source : Données issues du questionnaire, analysées via SPSS

Les résultats du test de corrélation de Spearman mettent d'abord en évidence un lien significatif entre la fréquence d'utilisation des systèmes personnalisés et la perception de la pertinence des recommandations ($\rho = 0,476$, $p < 0,001$). En d'autres termes, plus les utilisateurs recourent régulièrement à ces plateformes, plus ils jugent les suggestions qu'ils reçoivent pertinentes et adaptées à leurs préférences. Cette relation peut s'expliquer par une forme d'apprentissage mutuel : l'algorithme affine ses prédictions au fil des interactions, tandis que l'utilisateur développe une certaine familiarité avec les contenus proposés. Il s'agit là d'un premier indicateur du rôle structurant que joue la personnalisation dans la construction d'une expérience utilisateur satisfaisante.

On observe également une corrélation significative entre la fréquence d'usage et le sentiment que les recommandations contribuent à améliorer l'expérience globale sur la plateforme ($\rho = 0,435$, $p < 0,001$). Les utilisateurs réguliers identifient plus facilement la valeur ajoutée de ces dispositifs personnalisés, qu'ils perçoivent comme facilitant ou enrichissant leur parcours. Cette perception d'amélioration subjective de l'expérience peut avoir des effets durables sur la fidélité et l'attachement à la plateforme. La même tendance, bien que légèrement moins marquée, se retrouve dans la relation entre la fréquence d'utilisation et l'influence sur les décisions d'achat ou de visionnage ($\rho = 0,353$, $p < 0,001$). Cela montre que l'usage répété n'impacte pas seulement la satisfaction, mais également les comportements effectifs des utilisateurs.

Les liens les plus forts apparaissent cependant lorsqu'on considère la variable de pertinence perçue. Celle-ci est fortement corrélée à l'amélioration ressentie de l'expérience utilisateur ($\rho = 0,672$, $p < 0,001$), ainsi qu'à l'influence sur les décisions prises ($\rho = 0,605$, $p < 0,001$). Cela confirme que plus les recommandations sont jugées comme précises, adaptées et utiles, plus elles contribuent à une expérience fluide et engageante. La pertinence agit ici comme un facteur central dans l'efficacité de la personnalisation : elle traduit la qualité du ciblage algorithmique et sa capacité à répondre aux attentes implicites de l'utilisateur.



La corrélation la plus élevée concerne la relation entre l'amélioration de l'expérience perçue et l'influence sur les décisions de consommation ($p = 0,674$, $p < 0,001$). Ce résultat est particulièrement significatif, car il suggère que lorsque l'utilisateur estime que les recommandations enrichissent concrètement son expérience, cela se traduit presque systématiquement par un impact sur ses choix, qu'il s'agisse d'un visionnage, d'un achat ou d'une interaction prolongée avec le service. L'amélioration subjective de l'expérience devient ainsi un déclencheur direct de l'action.

Ces données empiriques renforcent les observations issues de la littérature, notamment les études de Wang et Qiu (2024) ou encore celles de Lv et al. (2024), qui soulignent le rôle de la personnalisation algorithmique dans l'engagement utilisateur et la satisfaction relationnelle. Dans cette dynamique, la pertinence perçue apparaît comme un pivot stratégique, car elle établit un pont entre le fonctionnement technique du système et la fidélité comportementale que celui-ci peut susciter. L'utilisateur, convaincu de la valeur ajoutée des suggestions, est plus enclin à revenir, à interagir davantage, voire à recommander la plateforme.

En résumé, les résultats observés valident de manière solide l'hypothèse H1. Lorsque les recommandations sont perçues comme pertinentes, lorsqu'elles améliorent l'expérience de navigation et influencent les décisions concrètes, elles deviennent des leviers essentiels dans la gestion de la relation client. La personnalisation, loin d'être un simple confort fonctionnel, se transforme alors en un outil stratégique pour renforcer la satisfaction et la fidélisation dans des environnements numériques toujours plus compétitifs.

Pour approfondir l'analyse, un tableau croisé a également été réalisé entre la catégorie socio-professionnelle des répondants et la fréquence d'utilisation des services personnalisés. L'objectif est d'examiner si certains profils sociaux ou professionnels ont des comportements d'usage distincts, ce qui permettrait de mieux cerner les publics les plus engagés ou, au contraire, les plus distants vis-à-vis des technologies de personnalisation. Ces observations offrent des pistes utiles pour segmenter les utilisateurs selon leur statut et adapter les approches en conséquence.

Tableau croisé CSP * FREQUENCE

Effectif		FREQUENCE					Total
		Jamais	Rarement	Parfois	Souvent	Très souvent	
CSP	Étudiant	2	7	16	26	22	73
	Cadre	1	4	11	9	12	37
	Salariés	1	6	10	8	12	37
	Retraités	6	9	7	0	1	23
	Indépendant/Travailleur non salarié	0	1	2	2	3	8
	Personne sans activité professionnelle	1	0	1	0	1	3
Total		11	27	47	45	51	181

Figure 15 : Fréquence d'utilisation des systèmes personnalisés selon la catégorie socioprofessionnelle (CSP)

Source : Données issues du questionnaire, analysées via SPSS



Tests du khi-carré

	Valeur	df	Signification asymptotique (bilatérale)
Khi-deux de Pearson	49,826 ^a	20	<,001
Rapport de vraisemblance	48,738	20	<,001
Association linéaire par linéaire	12,852	1	<,001
N d'observations valides	181		

a. 15 cellules (50,0%) ont un effectif théorique inférieur à 5.
L'effectif théorique minimum est de ,18.

Figure 16 : Résultats du test du khi² entre CSP et fréquence d'utilisation

Source : Données issues du questionnaire, analysées via SPSS

Le test du khi² réalisé sur ce tableau croisé révèle une relation statistiquement significative entre la catégorie socio-professionnelle des répondants et la fréquence d'utilisation des services de personnalisation ($\chi^2 = 49,826$, ddl = 20, $p < 0,001$). Ce résultat indique que la distribution des usages n'est pas aléatoire : la fréquence d'interaction avec les systèmes personnalisés varie bien selon le statut professionnel des individus interrogés.

L'analyse du tableau montre très clairement que les étudiants figurent parmi les utilisateurs les plus actifs. Une majorité d'entre eux déclarent utiliser ces services « souvent » (26 répondants) ou « très souvent » (22 répondants), ce qui illustre une appropriation forte des technologies de recommandation dans cette population. Cette tendance peut s'expliquer par leur familiarité avec les environnements numériques, un usage quotidien des plateformes de streaming ou d'e-commerce, ainsi qu'un rapport plus fluide et naturel aux dispositifs technologiques.

Les cadres et les salariés se distinguent également par une utilisation régulière. Les réponses les situent majoritairement dans les niveaux d'usage « parfois », « souvent » et « très souvent », ce qui traduit une exposition fréquente aux recommandations algorithmiques, sans doute liée à un mode de vie connecté, à une intégration du numérique dans leurs pratiques professionnelles ou encore à des habitudes de consommation digitale plus installées.

En revanche, les retraités, les indépendants et les personnes sans activité professionnelle se retrouvent davantage dans les modalités « jamais » ou « rarement ». Ces groupes sont aussi les moins représentés dans les tranches d'usage intensif. Cela peut s'expliquer par une moindre familiarité technologique, une réticence face à la collecte de données, ou simplement des besoins moins marqués en termes de personnalisation des contenus.

Il est toutefois important de souligner que certaines sous-catégories (notamment les indépendants et les personnes sans activité) sont peu représentées dans l'échantillon. Cela limite la portée des généralisations que l'on pourrait tirer de ces résultats. De plus, près de la moitié des cellules du tableau comportent des effectifs théoriques inférieurs à 5, ce qui appelle à la prudence dans l'interprétation fine des écarts.



En résumé, cette analyse croisée renforce les conclusions associées à l'hypothèse H1. Elle suggère que l'usage des systèmes personnalisés est modulé par des facteurs socio-économiques, et que l'exposition plus ou moins fréquente à ces dispositifs influence à la fois la perception de leur utilité et le degré de satisfaction qu'ils génèrent. Plus les utilisateurs sont en contact régulier avec ces recommandations, plus ils ont tendance à les considérer comme pertinentes, ce qui alimente un cercle vertueux d'usage, de satisfaction et potentiellement de fidélité.

III.3.2. Analyse de l'Hypothèse H2 : transparence perçue et confiance utilisateur

L'hypothèse H2 s'intéresse au rôle de la transparence perçue dans la construction de la confiance des utilisateurs vis-à-vis des systèmes de personnalisation fondés sur l'intelligence artificielle. L'idée centrale est de vérifier si des explications jugées claires, détaillées et accessibles par les utilisateurs sont de nature à renforcer leur sentiment de sécurité et leur volonté d'interagir avec ces dispositifs.

Pour explorer cette relation, plusieurs dimensions ont été intégrées à l'analyse. Il s'agit notamment de la perception globale de la transparence des systèmes, du degré de compréhension des mécanismes de recommandation, du niveau de détail technique perçu dans les explications fournies par les plateformes, ainsi que de l'importance accordée par les répondants au fait de recevoir des justifications claires sur les recommandations proposées.

D'autres variables complémentaires ont été mobilisées, comme la volonté à partager ses données personnelles dans un contexte de personnalisation, et la confiance déclarée envers le système lorsque celui-ci fournit davantage d'explications techniques.

Ces différentes variables ont été croisées et corrélées afin de tester empiriquement le lien supposé entre la transparence perçue et la confiance accordée aux plateformes. Les résultats issus de cette analyse permettront de mieux comprendre dans quelle mesure la transparence, en tant que facteur d'explicabilité, peut contribuer à renforcer l'acceptabilité des technologies de recommandation personnalisée.

			Corrélations					
			TRANSPARENCE	EXPLIQUE	DETAILSTECH	COMPREHENSION	INFOPERSO	Influent
Rho de Spearman	TRANSPARENCE	Coefficient de corrélation	--					
		Sig. (bilatérale)	.					
		N	179					
	EXPLIQUE	Coefficient de corrélation	,550**	--				
		Sig. (bilatérale)	<,001	.				
		N	178	179				
	DETAILSTECH	Coefficient de corrélation	,722**	,479**	--			
		Sig. (bilatérale)	<,001	<,001	.			
		N	178	178	179			
	COMPREHENSION	Coefficient de corrélation	,370**	,408**	,387**	--		
		Sig. (bilatérale)	<,001	<,001	<,001	.		
		N	179	179	179	180		
	INFOPERSO	Coefficient de corrélation	,129	,039	,085	,085	--	
		Sig. (bilatérale)	,089	,610	,263	,263	.	
		N	175	174	174	175	176	
	Influent	Coefficient de corrélation	,427**	,395**	,417**	,407**	,207**	--
		Sig. (bilatérale)	<,001	<,001	<,001	<,001	,006	.
		N	179	179	179	180	175	180

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

Figure 17 : Corrélations entre transparence perçue, compréhension et influence des recommandations

Source : Données issues du questionnaire, analysées via SPSS



L'analyse de corrélation de Spearman apporte des éléments solides pour évaluer l'hypothèse H2, selon laquelle une transparence perçue comme satisfaisante renforce la confiance des utilisateurs vis-à-vis des systèmes de personnalisation. Les résultats obtenus montrent des corrélations significatives entre la perception de la transparence et plusieurs dimensions clés liées à la clarté, à la compréhension et à l'efficacité perçue des recommandations.

Tout d'abord, la transparence perçue est fortement corrélée à la sensation que les recommandations sont bien expliquées ($\rho = 0,550$, $p < 0,001$) ainsi qu'au niveau de détail technique perçu ($\rho = 0,722$, $p < 0,001$). Ces résultats confirment que, dans l'esprit des utilisateurs, une plateforme est jugée transparente si elle fournit des justifications claires et suffisamment détaillées sur la manière dont les recommandations sont générées. Cela rejoint les théories de l'explicabilité en intelligence artificielle, selon lesquelles la compréhension du fonctionnement algorithmique est un levier central pour instaurer la confiance.

La variable de transparence perçue est également corrélée de manière significative à la compréhension générale du système par les utilisateurs ($\rho = 0,370$, $p < 0,001$). Ce lien montre que plus les utilisateurs trouvent les explications accessibles, plus ils ont le sentiment de maîtriser, du moins partiellement les logiques qui sous-tendent les recommandations. Cette compréhension participe à la réduction de l'effet "boîte noire" et soutient une relation plus équilibrée entre l'utilisateur et le système algorithmique.

Une autre corrélation significative concerne le lien entre transparence perçue et influence des recommandations sur les décisions de l'utilisateur ($\rho = 0,427$, $p < 0,001$). Ce résultat suggère que lorsque les explications fournies par la plateforme sont perçues comme fiables et cohérentes, elles renforcent la légitimité des recommandations. L'utilisateur est alors plus enclin à se laisser guider, ce qui renforce indirectement l'impact du système sur ses choix concrets.

En revanche, la relation entre transparence perçue et volonté de partager des données personnelles apparaît plus nuancée. La corrélation obtenue est faible ($\rho = 0,129$) et non significative au seuil de 0,05 ($p = 0,089$). Autrement dit, même si les utilisateurs considèrent la plateforme comme transparente, cela ne se traduit pas nécessairement par une plus grande ouverture au partage de données sensibles. Cette prudence souligne que la confiance ne se limite pas à la clarté perçue, mais reste conditionnée par d'autres facteurs tels que la protection de la vie privée, les politiques de confidentialité, ou encore l'expérience passée de l'utilisateur en matière de traitement des données.

En résumé, les résultats de cette analyse confirment en grande partie l'hypothèse H2. La transparence perçue est bien associée à une meilleure compréhension, à une perception plus positive des explications, ainsi qu'à une plus grande influence des recommandations sur les décisions. Toutefois, cette transparence ne suffit pas à instaurer une confiance complète, notamment en ce qui concerne le partage volontaire d'informations personnelles. Elle renforce la crédibilité du système, mais ne lève pas entièrement les réserves des utilisateurs sur des enjeux sensibles comme la vie privée.

Afin de mieux cerner les éventuelles différences de perception de la transparence selon les profils sociodémographiques, une analyse croisée a été réalisée entre le genre des répondants et leur évaluation de la clarté des explications fournies par les systèmes de personnalisation. L'objectif est de déterminer si des écarts significatifs apparaissent dans la façon dont les hommes, les femmes, ou les personnes se déclarant "autres" perçoivent la transparence algorithmique, en termes de compréhension ou de lisibilité.



Tableau croisé GENRE * TRANSPARENCE

Effectif

		TRANSPARENCE					Total
		Pas du tout	Un peu	Moyennement	Beaucoup	Énormément	
GENRE	Homme	5	13	14	39	28	99
	Femme	2	7	14	33	16	72
	Autre	1	0	1	1	3	6
Total		8	20	29	73	47	177

Figure 18 : Tableau croisé entre la catégorie socioprofessionnelle (CSP) et la perception de surcharge d'information

Source : Données issues du questionnaire administré via Google Forms et traitées sous SPSS

Tests du khi-carré

	Valeur	df	Signification asymptotique (bilatérale)
Khi-deux de Pearson	7,541 ^a	8	,480
Rapport de vraisemblance	7,489	8	,485
Association linéaire par linéaire	,049	1	,825
N d'observations valides	177		

a. 7 cellules (46,7%) ont un effectif théorique inférieur à 5. L'effectif théorique minimum est de ,27.

Figure 19 : Résultats du test du khi² entre la CSP et la perception de surcharge d'information

Source : Données issues du questionnaire administré via Google Forms et traitées sous SPSS

Pour compléter l'analyse de l'hypothèse H2, une analyse croisée a été menée entre le genre des répondants et leur perception de la transparence des systèmes de personnalisation. L'objectif était de déterminer si la perception des explications fournies par les plateformes varie selon le genre, et donc si des différences significatives apparaissent dans la compréhension ou l'acceptabilité des recommandations en fonction de cette variable sociodémographique.

Le test du khi² de Pearson ($\chi^2 = 7,541$, ddl = 8, $p = 0,480$) ne révèle aucune relation statistiquement significative entre le genre des répondants et leur évaluation de la transparence. Le seuil de signification étant largement supérieur à 0,05, on peut conclure que les variations observées entre les catégories ne sont pas suffisantes pour indiquer un lien fiable entre les deux variables. Cette conclusion est confirmée par les autres indicateurs statistiques : le rapport de vraisemblance ($p = 0,485$) et le test d'association linéaire ($p = 0,825$) vont dans le même sens, renforçant ce constat.



Concrètement, cela signifie que les hommes, les femmes, et les personnes s'identifiant comme « autre » déclarent des perceptions globalement similaires vis-à-vis du niveau de transparence perçu des plateformes numériques. On retrouve dans chaque groupe une majorité relative de répondants situés dans les modalités « beaucoup » ou « énormément », suggérant une certaine homogénéité dans l'évaluation des systèmes d'explication algorithmique, indépendamment du genre.

Cette absence de variation significative est intéressante à plusieurs titres. Elle suggère que la perception de la transparence ne dépend pas directement du genre, mais pourrait être davantage influencée par d'autres facteurs, comme la fréquence d'utilisation des services personnalisés, la qualité de l'interface, ou encore le niveau de familiarité technologique. En d'autres termes, les enjeux liés à la compréhension et à l'acceptabilité des recommandations semblent toucher les utilisateurs de façon relativement transversale, quel que soit leur profil sociodémographique.

Ainsi, cette analyse vient consolider les résultats précédents de l'hypothèse H2 : si la transparence perçue est effectivement liée à la compréhension et à la confiance, elle ne semble pas être influencée par des facteurs comme le genre, ce qui renforce l'universalité de cette dimension perçue dans l'expérience utilisateur.

III.3.3. Analyse de l'Hypothèse H3 : transparence excessive et désengagement

La troisième hypothèse vise à explorer une zone plus nuancée du débat autour de la transparence algorithmique : celle du potentiel effet contre-productif d'une transparence jugée excessive, trop technique, ou mal adaptée aux capacités de compréhension des utilisateurs. L'idée est que, si un niveau modéré de transparence renforce la confiance et la compréhension, une surcharge informationnelle pourrait au contraire entraîner une forme de désengagement, voire de rejet, vis-à-vis des recommandations générées par les systèmes de personnalisation.

Pour tester cette hypothèse, plusieurs variables ont été mobilisées dans une analyse de corrélation de Spearman. Parmi elles figurent la perception d'une surcharge d'informations, le niveau de détail technique des explications perçues, la fréquence d'utilisation des services personnalisés, et le niveau d'adhésion déclaré aux recommandations proposées. Ces variables permettent d'observer si l'abondance d'informations ou la complexité perçue des explications peut provoquer un effet inverse à celui attendu, en altérant l'intérêt ou l'adhésion des utilisateurs.

Les résultats présentés dans cette partie permettront d'évaluer si un excès de transparence technique, loin de favoriser la confiance, peut devenir un frein à l'utilisation et à l'efficacité des dispositifs algorithmiques personnalisés.



Corrélations

			DETAILSTECH	SURCHARGE	FREQUENCE	Influent
Rho de Spearman	DETAILSTECH	Coefficient de corrélation	--			
		Sig. (bilatérale)				
		N	179			
	SURCHARGE	Coefficient de corrélation	-,243**	--		
		Sig. (bilatérale)	,001			
		N	179	180		
	FREQUENCE	Coefficient de corrélation	,285**	-,051	--	
		Sig. (bilatérale)	<,001	,493		
		N	179	180	181	
	Influent	Coefficient de corrélation	,417**	-,071	,353**	--
		Sig. (bilatérale)	<,001	,345	<,001	
		N	179	180	180	180

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

Figure 20 : Corrélations de Spearman – Surcharge informationnelle, niveau de détail, fréquence d’usage et influence perçue

Source : Données issues du questionnaire administré via Google Forms et traitées sous SPSS

L’analyse des corrélations de Spearman offre des éclairages intéressants sur l’hypothèse H3, qui posait l’idée que trop de transparence notamment sous forme d’explications techniques jugées complexes ou surabondantes pourrait entraîner un désengagement des utilisateurs. Les résultats mettent en évidence une relation significative, mais nuancée, entre les variables.

Tout d’abord, une corrélation négative significative a été observée entre la surcharge d’information perçue et le niveau de détail technique ($\rho = -0,243$, $p = 0,001$). Cette relation inverse suggère que plus les utilisateurs perçoivent les explications fournies comme techniquement détaillées, moins ils ont le sentiment d’être submergés. Ce résultat peut paraître contre-intuitif, mais il souligne en réalité que les utilisateurs familiers avec les interfaces numériques ou les notions algorithmiques ne perçoivent pas nécessairement le niveau de détail comme un obstacle. Pour eux, la richesse d’information est interprétée comme un indicateur de qualité ou de crédibilité, et non comme une surcharge.

En revanche, la variable de surcharge ne montre pas de lien significatif avec la fréquence d’utilisation des services personnalisés ($\rho = -0,051$, $p = 0,493$), ni avec l’adhésion déclarée aux recommandations ($\rho = 0,071$, $p = 0,345$). Cela signifie que, dans l’échantillon interrogé, la perception d’un excès d’information n’est pas associée à une baisse d’usage ou à une méfiance accrue vis-à-vis des suggestions proposées par les systèmes de recommandation. En d’autres termes, la surcharge d’information ne semble pas exercer, de façon directe, un effet dissuasif ou négatif sur le comportement des utilisateurs.

À l’inverse, les corrélations entre le niveau de détail perçu et d’autres variables clés sont toutes positives et significatives. Le niveau de détail est positivement associé à la fréquence d’utilisation ($\rho = 0,285$, $p < 0,001$) et à l’adhésion aux recommandations ($\rho = 0,417$, $p < 0,001$). Ces résultats renforcent l’idée selon laquelle des explications perçues comme claires, bien structurées et suffisamment approfondies contribuent à améliorer l’expérience utilisateur, encouragent un usage plus régulier, et favorisent la confiance dans les recommandations délivrées.



En résumé, les résultats obtenus n'appuient pas clairement l'hypothèse H3 selon laquelle une transparence excessive entraînerait un désengagement. Au contraire, ils mettent en évidence que ce n'est pas la quantité d'information qui pose problème, mais bien sa qualité perçue. Une transparence pédagogique, contextualisée et bien formulée semble au contraire favoriser l'engagement et la compréhension. Cette distinction entre quantité et clarté d'information est essentielle pour concevoir des interfaces explicatives efficaces, adaptées aux différents profils d'utilisateurs.

Afin de mieux comprendre l'éventuelle sensibilité différenciée à la surcharge d'information, une analyse croisée a été réalisée entre la catégorie socioprofessionnelle (CSP) des répondants et leur perception d'être submergés par les explications algorithmiques. L'objectif est de déterminer si certains groupes sociaux se sentent plus vulnérables face à un surplus d'explications techniques ou à une complexité perçue dans la présentation des recommandations.

Tableau croisé CSP * SURCHARGE

Effectif

		SURCHARGE					Total
		Énormément	Pas du tout	Un peu	Moyennement	Beaucoup	
CSP	Étudiant	16	19	19	16	3	73
	Cadre	8	12	7	7	3	37
	Salariés	15	10	7	3	2	37
	Retraités	6	8	5	1	2	22
	Indépendant/Travailleur non salarié	2	3	2	1	0	8
	Personne sans activité professionnelle	0	0	3	0	0	3
Total		47	52	43	28	10	180

Figure 21 : Tableau croisé entre la catégorie socioprofessionnelle (CSP) et la perception de surcharge d'information

Source : Données issues du questionnaire administré via Google Forms, traitées sur SPSS

Tests du khi-carré

	Valeur	df	Signification asymptotique (bilatérale)
Khi-deux de Pearson	22,165 ^a	20	,332
Rapport de vraisemblance	21,880	20	,347
Association linéaire par linéaire	1,799	1	,180
N d'observations valides	180		

a. 15 cellules (50,0%) ont un effectif théorique inférieur à 5.
L'effectif théorique minimum est de ,17.

Figure 22 : Test du khi² associé à la relation CSP et surcharge perçue

Source : Données issues du questionnaire administré via Google Forms, traitées sur SPSS



Afin d'affiner l'interprétation des effets potentiels d'une transparence perçue comme excessive, une analyse croisée a été conduite entre la catégorie socioprofessionnelle des répondants et leur sentiment de surcharge face aux explications fournies par les systèmes de personnalisation. L'objectif était de déterminer si certaines catégories professionnelles sont plus sensibles que d'autres à une surcharge informationnelle.

Les résultats du test du χ^2 de Pearson ($\chi^2 = 22,165$; ddl = 20 ; $p = 0,332$) ne permettent pas de conclure à une relation statistiquement significative entre les deux variables. De même, les autres indicateurs : rapport de vraisemblance ($p = 0,347$) et association linéaire par linéaire ($p = 0,180$) confirment l'absence de lien robuste. En d'autres termes, il n'existe pas, dans cet échantillon, de différence marquée entre les groupes socioprofessionnels concernant la perception de surcharge liée à la transparence algorithmique.

Cependant, une lecture attentive du tableau de répartition met en évidence quelques tendances intéressantes. Les étudiants sont, en proportion, les plus nombreux à indiquer ressentir une surcharge importante : 16 sur 73 déclarent se sentir « énormément » submergés par les explications proposées. Cette surreprésentation pourrait refléter une sensibilité plus forte à la complexité perçue des systèmes ou, à l'inverse, une attente plus élevée en matière de clarté et d'ergonomie. À l'opposé, les retraités, les indépendants et les personnes sans activité professionnelle apparaissent moins touchés par ce sentiment, bien que leur faible nombre dans l'échantillon limite la portée statistique de cette observation.

Les cadres et les salariés présentent une répartition plus équilibrée, ce qui pourrait refléter une meilleure tolérance à un certain niveau de technicité dans les interfaces, possiblement liée à leur environnement professionnel ou à une exposition plus fréquente à des outils numériques complexes.

En conclusion, même si l'analyse statistique ne permet pas d'établir une relation significative entre la CSP et la surcharge perçue, ces observations qualitatives suggèrent que d'autres variables telles que le niveau d'alphabétisation numérique, l'habitude des interfaces digitales, ou l'intérêt porté aux recommandations pourraient jouer un rôle plus déterminant. Ces éléments constituent des pistes de réflexion pertinentes pour de futures recherches, notamment dans une optique de segmentation comportementale des utilisateurs face aux systèmes d'intelligence artificielle.



IV. Discussion, apports et limites

1. Discussion des principaux résultats

Les résultats obtenus permettent de confronter nos hypothèses aux enseignements tirés de la revue de littérature, tout en apportant un regard nouveau sur la manière dont les utilisateurs perçoivent la personnalisation par l'IA et la transparence des systèmes. Ce va-et-vient entre les théories et les données du terrain est essentiel pour mieux comprendre la portée de nos résultats et ce qu'ils apportent à la recherche déjà existante.

L'hypothèse H1, selon laquelle une personnalisation accrue des recommandations améliore la satisfaction et la fidélité des utilisateurs, est largement confirmée par les analyses statistiques. Les corrélations observées entre la fréquence d'utilisation des services personnalisés, la pertinence perçue des recommandations, l'amélioration ressentie de l'expérience utilisateur et l'impact sur les décisions d'achat ou de visionnage indiquent une cohérence forte entre les usages intensifs et la perception positive des systèmes.

Ces résultats renforcent les conclusions de plusieurs travaux antérieurs, notamment ceux de Wang et Qiu, ainsi que de Lv et ses collaborateurs, qui ont déjà mis en évidence l'effet positif de la personnalisation sur l'engagement des consommateurs dans les environnements numériques.

L'analyse croisée réalisée selon la catégorie socio-professionnelle ajoute une dimension intéressante à cette première hypothèse. Elle montre que certains groupes, en particulier les étudiants et les cadres, utilisent les systèmes de personnalisation plus fréquemment que d'autres, ce qui peut s'expliquer par une exposition plus régulière aux outils numériques, un intérêt plus marqué pour les technologies ou une appétence particulière pour les services personnalisés. Ces résultats suggèrent que la personnalisation est perçue comme d'autant plus utile qu'elle s'intègre dans les usages quotidiens, et qu'elle répond à des attentes spécifiques selon le profil de l'utilisateur.

En ce qui concerne l'hypothèse H2, qui postulait que la transparence perçue renforce la confiance dans les systèmes d'intelligence artificielle, les données recueillies vont également dans le sens d'une confirmation. Les utilisateurs qui déclarent que les recommandations sont bien expliquées, compréhensibles et dotées d'un niveau de détail suffisant manifestent une plus grande confiance envers les plateformes. Ce résultat est en ligne avec les travaux de Miller, qui souligne l'importance de l'explicabilité pour la compréhension des systèmes algorithmiques, et avec ceux de Balasubramaniam et al., qui mettent en avant la transparence comme levier essentiel dans la construction d'une relation de confiance entre les utilisateurs et les technologies numériques.

Toutefois, cette confiance n'est pas absolue. Le lien entre transparence perçue et volonté de partager des données personnelles reste faible, voire inexistant. Ce constat met en lumière une distinction importante entre la compréhension d'un système et l'acceptation de ses pratiques de collecte de données. Même lorsque les mécanismes algorithmiques sont perçus comme clairs et légitimes, une partie des utilisateurs conserve une certaine réserve quant à l'usage de leurs données personnelles. Ce résultat nuance les apports de la littérature, en montrant que la transparence ne suffit pas toujours à instaurer une confiance totale, notamment lorsque des enjeux de vie privée sont en jeu. Il rejoint également les conclusions de Hacker et de Zerilli, qui insistent sur la complexité du lien entre compréhension, acceptabilité et comportement.



L'analyse croisée selon le genre ne révèle pas de différences significatives dans la perception de la transparence. Cette relative homogénéité tend à montrer que les attentes en matière de clarté et d'explication sont largement partagées, indépendamment du profil sociodémographique. Ce résultat contribue à l'idée selon laquelle la confiance envers les systèmes personnalisés repose moins sur les caractéristiques individuelles que sur la qualité perçue des interactions avec l'interface et la pertinence des informations fournies.

L'hypothèse H3, qui suggérait que trop de transparence pourrait entraîner une forme de désengagement, est quant à elle plus nuancée. Les résultats de l'enquête ne confirment pas de manière nette cette crainte. La surcharge informationnelle, souvent redoutée dans la littérature, n'apparaît pas comme un facteur d'abandon ou de rejet des recommandations. En réalité, ce n'est pas la quantité d'information en elle-même qui semble problématique, mais plutôt la manière dont elle est formulée et présentée. Les utilisateurs qui trouvent les explications claires, accessibles et structurées sont aussi ceux qui utilisent le plus fréquemment les services personnalisés, ce qui tend à montrer que la clarté de l'information prime sur son volume. Ce constat rejoint les travaux de Zerilli, Bhatt et Weller, qui insistent sur le rôle fondamental de la lisibilité des explications dans la construction d'une confiance éclairée, tout en mettant en garde contre les effets d'une transparence purement formelle ou superficielle.

L'analyse croisée avec la catégorie socio-professionnelle ne révèle pas de corrélation significative sur la perception d'une éventuelle surcharge, mais certaines tendances méritent d'être soulignées. Par exemple, les étudiants apparaissent légèrement plus sensibles à l'abondance d'explications techniques, ce qui pourrait s'expliquer par une moindre tolérance à la complexité ou par un besoin d'interfaces plus directes et pédagogiques. Ces observations, bien que non significatives statistiquement, peuvent ouvrir des perspectives intéressantes pour de futures recherches, en envisageant des dispositifs de personnalisation différenciés selon les profils d'usage.

D'une manière générale, les résultats de cette recherche confirment plusieurs enseignements majeurs issus de la littérature, tout en apportant des nuances et des éclairages complémentaires. La personnalisation est perçue positivement, à condition qu'elle soit pertinente, discrète et bien intégrée. La transparence renforce la confiance, surtout lorsqu'elle s'accompagne d'un effort d'explication sincère et intelligible. En revanche, ni la transparence ni la performance des systèmes ne suffisent à lever toutes les réticences vis-à-vis du partage de données personnelles, ce qui souligne l'importance d'une gouvernance éthique, fondée sur le respect du consentement et sur une politique claire de confidentialité.

En conclusion, cette discussion met en évidence que les perceptions des utilisateurs face aux systèmes d'intelligence artificielle personnalisés dépendent à la fois de facteurs techniques, cognitifs et relationnels. La fiabilité des résultats obtenus repose sur la convergence des indicateurs étudiés, la cohérence des réponses analysées et la diversité de l'échantillon interrogé, qui permettent de dégager des tendances robustes et représentatives. Ce travail permet ainsi de renforcer la compréhension des mécanismes de confiance dans les environnements numériques, tout en apportant des éléments concrets pour adapter les stratégies d'implémentation de l'intelligence artificielle dans le domaine de l'expérience client.



2. Apports managériaux des résultats

Les résultats obtenus dans le cadre de cette étude offrent plusieurs enseignements concrets pour les entreprises qui intègrent ou souhaitent intégrer des dispositifs de personnalisation fondés sur l'intelligence artificielle. Ces contributions managériales s'inscrivent dans une double logique, à la fois d'optimisation de l'expérience client et de renforcement de la relation de confiance entre les utilisateurs et les technologies déployées.

Premièrement, les données recueillies confirment que la pertinence perçue des recommandations constitue un levier central de satisfaction et de fidélité. Il ne s'agit pas uniquement de proposer des suggestions nombreuses ou systématiques, mais bien de garantir qu'elles soient perçues comme cohérentes, ciblées et réellement utiles pour l'utilisateur. Cela implique un travail en profondeur sur la qualité des algorithmes utilisés, leur capacité à interpréter les signaux faibles et à s'adapter aux comportements évolutifs des clients. Les entreprises ont donc tout intérêt à investir dans des modèles prédictifs robustes, capables de croiser différentes sources de données pour produire des recommandations fines, dynamiques et contextuelles. Cette orientation permet non seulement de renforcer l'engagement à court terme, mais aussi de construire une fidélité durable fondée sur une expérience perçue comme réellement personnalisée.

Deuxièmement, l'étude met en évidence que la transparence perçue joue un rôle clé dans la construction de la crédibilité des systèmes intelligents. Les utilisateurs manifestent un besoin croissant de comprendre les mécanismes à l'origine des recommandations qui leur sont faites. Offrir des explications claires, lisibles et adaptées au niveau de compétence technologique de chacun constitue dès lors un levier de confiance important. Pour les entreprises, cela suppose de concevoir des interfaces où la transparence n'est pas uniquement un impératif réglementaire ou une posture marketing, mais une véritable composante de l'expérience utilisateur. L'intégration de modules explicatifs, la possibilité pour l'utilisateur de consulter ou modifier ses préférences, ou encore la clarification des critères ayant conduit à une recommandation donnée sont autant de pistes concrètes à explorer pour favoriser une adoption éclairée et responsable des systèmes d'intelligence artificielle.

Toutefois, il convient de souligner que cette transparence doit être pensée avec finesse. Une surcharge d'informations techniques, mal contextualisée ou difficilement compréhensible, peut produire l'effet inverse de celui recherché. Elle peut générer de la confusion, de la fatigue cognitive, voire une remise en question de la légitimité du système. Les résultats montrent que les utilisateurs ne rejettent pas l'information en soi, mais attendent qu'elle soit présentée de manière claire et utile. Les entreprises doivent donc adopter une approche de transparence pédagogique, qui privilégie la clarté à l'exhaustivité, et l'utilité à la technicité. Cela peut se traduire par des outils concrets comme des bulles d'aide contextuelles, des infographies simplifiées, des FAQ interactives ou des tableaux de bord de confidentialité facilement accessibles. Ce type de dispositif permet de renforcer la compréhension sans alourdir inutilement l'interface, tout en respectant les différences de profil et de niveau de littératie numérique des utilisateurs.

Enfin, ces apports peuvent être mobilisés dans différents aspects de la stratégie d'entreprise. Ils concernent non seulement la gestion de l'expérience client, mais aussi les choix technologiques, les approches UX/UI dans le design des interfaces, ainsi que la communication liée à l'usage des données personnelles. Ils rappellent que la performance des outils d'intelligence artificielle ne peut être dissociée des conditions de leur acceptabilité sociale et de leur intégration éthique dans les usages quotidiens. En ce sens, la personnalisation algorithmique ne peut être considérée uniquement comme un levier d'efficacité, mais aussi comme un enjeu de relation entre l'entreprise et ses clients, où la qualité perçue, la confiance et la transparence deviennent des dimensions centrales.



3. Limites de l'étude et perspectives

Comme toute recherche empirique, cette étude comporte un certain nombre de limites qu'il convient de reconnaître afin de situer avec précision la portée des résultats obtenus. Identifier ces limites permet non seulement d'évaluer la robustesse de l'analyse, mais également d'ouvrir des pistes pour de futurs travaux visant à approfondir la compréhension des phénomènes étudiés.

Sur le plan méthodologique, l'utilisation d'un questionnaire auto-administré constitue une première source de biais. Les réponses recueillies reposent sur des perceptions déclarées et non sur des comportements observés, ce qui introduit un écart possible entre ce que les utilisateurs disent faire ou ressentir, et ce qu'ils font réellement dans un contexte d'usage concret. Ce biais est courant dans les enquêtes par questionnaire, notamment lorsqu'il s'agit de sujets liés à la vie privée, à la confiance ou à des technologies complexes, pour lesquels les individus peuvent répondre en fonction de normes sociales perçues ou d'attentes implicites, plutôt que de leur expérience effective. Il aurait donc été pertinent de compléter l'analyse par des données comportementales, issues de l'observation ou de l'expérimentation, afin d'obtenir une vision plus fine de la relation entre transparence, personnalisation et engagement.

La composition de l'échantillon constitue également une limite. Bien que les 187 répondants offrent une base suffisante pour une analyse statistique, l'échantillon présente une surreprésentation des jeunes actifs et des étudiants, souvent plus à l'aise avec les outils numériques et potentiellement plus familiers avec les logiques de personnalisation. Cette caractéristique démographique peut influencer sur les réponses, en donnant une image plus favorable de l'intelligence artificielle ou une meilleure acceptabilité des systèmes personnalisés que dans d'autres tranches de la population. Par conséquent, les résultats ne peuvent pas être généralisés de manière rigoureuse à l'ensemble des utilisateurs de plateformes numériques, notamment les seniors, les publics éloignés du numérique ou les populations moins exposées aux technologies.

Sur le plan statistique, certaines analyses croisées, notamment les tests du khi², ont été réalisés malgré des effectifs faibles dans certaines sous-catégories. Cette situation concerne en particulier certaines tranches d'âge ou catégories socioprofessionnelles faiblement représentées dans l'échantillon. Bien que ces tests aient permis de faire émerger des tendances intéressantes, leur validité statistique reste limitée, et les résultats obtenus doivent être interprétés avec prudence. Pour renforcer la fiabilité des analyses croisées, un échantillon plus grand et varié aurait permis d'assurer une meilleure représentativité des sous-populations.

Un autre point de limite concerne le choix exclusif d'une approche quantitative. Bien que cette méthode soit pertinente pour tester des hypothèses et dégager des tendances générales, elle présente des limites lorsqu'il s'agit de comprendre les motivations profondes, les incompréhensions ou les ambivalences des utilisateurs. L'ajout de données qualitatives, par exemple à travers des entretiens semi-directifs, des groupes de discussion ou des analyses de parcours utilisateur, aurait permis d'approfondir certains résultats. Une telle démarche aurait notamment été utile pour explorer les raisons qui poussent certains répondants à faire confiance à un système malgré une compréhension partielle de son fonctionnement, ou à refuser de partager leurs données même lorsqu'ils trouvent les recommandations pertinentes.



En outre, la notion de transparence algorithmique elle-même reste un concept complexe à appréhender. Il existe un écart entre la transparence perçue et la transparence réelle. Ce que les utilisateurs considèrent comme « clair » ou « compréhensible » ne correspond pas nécessairement à une explication exacte ou fidèle des processus algorithmiques. Cette ambiguïté conceptuelle peut avoir influencé les réponses, notamment en fonction des attentes, du niveau d'expertise ou du degré de familiarité avec les technologies. Il aurait été intéressant de confronter ces perceptions à des dispositifs concrets, par exemple en testant différentes interfaces ou en proposant des scénarios simulés permettant aux utilisateurs d'interagir avec des systèmes transparents à des degrés variables. Une telle approche expérimentale aurait permis de mesurer plus précisément l'impact réel de la transparence sur la confiance et le comportement.

Enfin, cette recherche s'inscrit dans un contexte temporel spécifique, celui de l'année universitaire 2024-2025, marqué par une évolution rapide des pratiques numériques et une attention croissante aux enjeux liés aux données personnelles. Or, ces perceptions sont susceptibles d'évoluer en fonction de l'actualité, des régulations, des innovations technologiques... Il serait donc pertinent, dans une perspective à long terme, de répéter cette étude à intervalles réguliers pour observer l'évolution des attentes des utilisateurs, et mieux comprendre la dynamique de la confiance dans un environnement algorithmique en constante transformation.

En somme, bien que cette étude offre des résultats intéressants et utiles, il est essentiel d'en reconnaître les limites. Ces limites ne remettent pas en cause la validité globale de l'analyse, mais elles rappellent la nécessité de compléter et approfondir les recherches futures, notamment par des approches mixtes, des échantillons plus équilibrés, et des dispositifs d'observation directe. Ces prolongements permettraient d'affiner les recommandations formulées et d'outiller plus précisément les entreprises dans leur démarche d'intégration éthique et performante de l'intelligence artificielle dans l'expérience client.



Conclusion

Ce mémoire s'est attaché à explorer l'impact de la transparence des systèmes d'intelligence artificielle sur la confiance des utilisateurs, dans le cadre spécifique de la personnalisation de l'expérience client. À une époque où les technologies algorithmiques occupent une place croissante dans la relation entre les marques et les consommateurs, cette recherche s'inscrit dans une réflexion plus large sur les conditions d'acceptabilité, d'éthique et de performance des systèmes intelligents. En s'appuyant sur une revue de littérature pluridisciplinaire et une enquête quantitative, trois hypothèses principales ont été formulées et testées, portant respectivement sur les effets de la personnalisation, de la transparence perçue, et du risque de surcharge d'information.

Les résultats obtenus ont permis de confirmer dans une large mesure les hypothèses initiales. La première hypothèse, qui postulait qu'une personnalisation perçue comme pertinente et ajustée aux préférences renforce la satisfaction et l'engagement des utilisateurs, a été largement validée. Les répondants les plus exposés à des recommandations ciblées, jugées utiles et adaptées, déclarent une expérience plus positive et une tendance plus forte à revenir sur les plateformes concernées. Ce constat rejoint les travaux récents qui établissent un lien direct entre performance des algorithmes et fidélité client, tout en soulignant l'importance de la qualité des données exploitées.

La seconde hypothèse, selon laquelle la transparence des systèmes de recommandation renforce la confiance des utilisateurs, a également été clairement confirmée par les données recueillies. Les utilisateurs qui déclarent comprendre les logiques de recommandation, percevoir la provenance des suggestions ou pouvoir accéder à des explications sur le fonctionnement du système, témoignent d'un niveau de confiance plus élevé envers la plateforme. Ce résultat confirme les apports de la littérature sur le rôle central de l'explicabilité dans l'acceptation des technologies d'IA, et confirme que la transparence constitue bien un levier de légitimité dans les interactions homme-machine.

La troisième hypothèse, plus nuancée, supposait que trop de transparence ou un excès d'information technique pourrait provoquer un désengagement de la part des utilisateurs. Les résultats n'ont pas permis de valider totalement cette idée. Il apparaît que ce n'est pas tant la quantité d'information qui pose problème que sa forme et sa lisibilité. Les utilisateurs restent favorables à l'idée d'une plus grande transparence, à condition que celle-ci soit intelligible, contextualisée et adaptée à leur niveau de compréhension. Une transparence mal conçue, trop technique ou difficile d'accès peut au contraire engendrer confusion, fatigue cognitive et sentiment de surinformation.

Au-delà de la validation des hypothèses, cette recherche apporte plusieurs contributions concrètes. Sur le plan conceptuel, elle clarifie les interactions entre personnalisation, transparence et confiance, en soulignant que ces dimensions ne doivent pas être pensées isolément mais de manière intégrée, dans une logique d'expérience utilisateur globale. Sur le plan méthodologique, l'étude propose un cadre d'analyse mobilisant à la fois des indicateurs perceptifs (satisfaction, confiance, compréhension) et des variables de profil (âge, catégorie socioprofessionnelle, usage), permettant de dégager des tendances transversales tout en identifiant des points de vigilance dans certains sous-groupes. Enfin, sur le plan opérationnel, elle fournit aux entreprises des leviers d'action concrets : améliorer la qualité des algorithmes de recommandation, adapter le niveau d'explication aux utilisateurs, et concevoir des dispositifs de transparence pédagogiques, interactifs et modulables.



Les recommandations managériales issues de cette étude sont claires. Il ne suffit pas d'intégrer des technologies avancées pour améliorer l'expérience client. Il faut aussi veiller à leur acceptabilité, en tenant compte de la diversité des attentes, des sensibilités et des niveaux de littératie numérique. La personnalisation doit être perçue comme un service, et non comme une intrusion. La transparence doit être conçue comme un accompagnement, et non comme une justification. Et la confiance doit être cultivée dans la durée, par des pratiques cohérentes, explicites et respectueuses des données personnelles.

Cette recherche présente néanmoins plusieurs limites, qu'il est essentiel de reconnaître. La méthodologie repose sur un questionnaire auto-administré, ce qui implique un certain biais de perception déclarative. L'échantillon, bien que quantitativement satisfaisant, reste déséquilibré, avec une forte proportion de jeunes actifs et d'étudiants, ce qui limite la généralisabilité des résultats. L'absence de données qualitatives, telles que des entretiens ou des observations de parcours, limite également la profondeur d'analyse, notamment en ce qui concerne les motivations, les réticences ou les incompréhensions face aux interfaces.

Ces limites ouvrent la voie à plusieurs pistes de recherche futures. Il serait pertinent d'envisager des études mixtes, combinant données quantitatives et entretiens qualitatifs, pour approfondir les logiques d'appropriation ou de rejet des systèmes d'IA personnalisés. Des démarches expérimentales pourraient également être envisagées, en confrontant différents modèles de transparence sur des interfaces simulées, afin de mieux cerner l'effet réel des formats explicatifs sur la confiance et l'engagement. Enfin, des recherches sur le long terme permettraient d'analyser l'évolution des perceptions dans le temps, notamment face à l'évolution des pratiques, des régulations et des discours autour des données personnelles.

En définitive, ce mémoire contribue à une meilleure compréhension des conditions dans lesquelles les systèmes d'intelligence artificielle peuvent être perçus comme légitimes, utiles et dignes de confiance. À l'heure où les enjeux liés à la personnalisation algorithmique, à la transparence et à la souveraineté des données prennent une place croissante dans les stratégies numériques, il devient essentiel de développer des modèles d'interaction technologique à la fois performants, explicables et respectueux des utilisateurs. Ce travail s'inscrit dans cette perspective, et espère ouvrir la voie à des innovations plus équilibrées, fondées sur un dialogue éclairé entre l'humain, la donnée et l'algorithme.



Références bibliographiques

- Balasubramaniam, N., Kauppinen, M., Rannisto, A., Hiekkänen, K., & Kujala, S. (2023). Transparency and Explainability of AI Systems: From Ethical Guidelines to Requirements. *ScienceDirect*, Volume 95, Article 105154, Pages 1-13. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0950584923000514?via%3Dihub>
- Barclay, I., Taylor, H., Preece, A., Taylor, I., Verma, D., & de Mel, G. (2020). A Framework for Fostering Transparency in Shared Artificial Intelligence Models by Increasing Visibility of Contributions. *arXiv*, Article 2103.03610. <https://arxiv.org/abs/2103.03610>
- Bohanec, M., Tartarisco, G., Marino, F., Pioggia, G., Puddu, P. E., Schiariti, M. S., Baert, A., Pardaens, S., Clays, E., Vodopija, A., & Luštrek, M. (2021). HeartMan DSS: A Decision Support System for Self-Management of Congestive Heart Failure. *ScienceDirect*, Volume 175, Pages 107-123. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0957417421010733?via%3Dihub>
- Garcia-Gasulla, D., Cortés, A., Alvarez-Napagao, S., & Cortés, U. (2022). Signs for Ethical AI: A Route Towards Transparency. *arXiv*, Article 2009.13871v2. <https://arxiv.org/abs/2009.13871v2>
- Gacanin, H., & Wagner, M. (2018). Artificial Intelligence Paradigm for Customer Experience Management in Next-Generation Networks: Challenges and Perspectives. *arXiv*, Article 1805.06254. <https://arxiv.org/abs/1805.06254>
- Haibe-Kains, B., Adam, G. A., Hosny, A., Khodakarami, F., Waldron, L., Wang, B., McIntosh, C., Greene, C. S., Hoffman, M. M., Leek, J. T., Tibshirani, R., Ioannidis, J. P. A., Quackenbush, J., Aerts, H. J.W.L., Pineau, J., & Huber, W. (2020). The Importance of Transparency and Reproducibility in Artificial Intelligence Research. *arXiv*, Article 2003.00898. <https://arxiv.org/abs/2003.00898>
- Hacker, P., Cordes, J., & Rochon, J. (2023). Regulating Gatekeeper AI and Data: Transparency, Access, and Fairness under the DMA, the GDPR, and Beyond. *arXiv*, Article 2212.04997v2. <https://arxiv.org/pdf/2212.04997v2>
- Hosain, M. T., Anik, M. H., Rafi, S., Tabassum, R., Insia, K., Siddiky, M. M., & Samuel-Okon, A. D. (2023). Path to Gain Functional Transparency in Artificial Intelligence with Meaningful Explainability. *Journal of Machine Vision*, Volume 130, Article 6685, Pages 1-15. <https://doi.org/10.57019/jmv.1306685>
- Khenrouche, F., Elmir, Y., Djebbari, N., Himeur, Y., & Amira, A. (2023). Revolutionizing Customer Interactions: Insights and Challenges in Deploying ChatGPT and Generative Chatbots for FAQs. *arXiv*, Article 2311.09976. <https://arxiv.org/abs/2311.09976>
- Kleizen, B., Van Dooren, W., Verhoest, K., & Tan, E. (2023). Do citizens trust trustworthy artificial intelligence? Experimental evidence on the limits of ethical AI measures in government. *ScienceDirect*, Volume 77, Issue 4, Pages 435-450. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0740624X23000345>
- Koo, I., Zaman, U., Ha, H., & Nawaz, S. (2025). Assessing the interplay of trust dynamics, personalization, ethical AI practices, and tourist behavior in the adoption of AI-driven smart tourism



- technologies. *ScienceDirect*, Volume 25, Article 249X, Pages 1-18.
<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S219985312400249X>
- Laufer, D. (2021). What Makes a Special Issue Impactful in Business Horizons? *ScienceDirect*, Volume 64, Issue 3, Pages 22-37.
<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0007681320301221>
- Lu, Y., & Zhang, J. (2025). Balancing Identity Diversity and Product Contexts: Understanding Consumer Trust in AI-Enhanced Chatbot Services. *ScienceDirect*, Volume 95, Pages 110-121.
<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0969698924005010>
- Lv, L., Chen, S., Liu, G. G., & Benckendorff, P. (2024). Enhancing Customers' Life Satisfaction Through AI-Powered Personalized Luxury Recommendations in Luxury Tourism Marketing. *ScienceDirect*, Volume 38, Pages 245-260.
<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0278431924002263?via%3Dihub>
- Miller, T. (2019). Explanation in Artificial Intelligence: Insights from the Social Sciences. *ScienceDirect*, Volume 101, Pages 121-134.
<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0004370218305988?via%3Dihub>
- Nazaretsky, T., Mejia-Domenzain, P., Swamy, V., Frej, J., & Käser, T. (2024). The Critical Role of Trust in Adopting AI-Powered Educational Technology for Learning: An Instrument for Measuring Student Perceptions. *ScienceDirect*, Volume 25, Article 86, Pages 1-15.
<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2666920X25000086>
- Olateju, O. O., Okon, S. U., Olaniyi, O. O., Samuel-Okon, A. D., Asonze, C. U., & Samuel-Okon, A. D. (2024). Exploring the Concept of Explainable AI and Developing Information Governance Standards for Enhancing Trust and Transparency in Handling Customer Data. *Journal of Economic Research and Reviews*, Volume 5, Article 1206, Pages 1-10.
<https://journaljerr.com/index.php/JERR/article/view/1206>
- Palomares, I., & Kovalchuk, S. V. (2017). Multi-View Data Approaches in Recommender Systems: An Overview. *ScienceDirect*, Volume 8, Pages 321-335.
<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1877050917323670>
- Park, K., & Yoon, H. Y. (2024). Beyond the Code: The Impact of AI Algorithm Transparency Signaling on User Trust and Relational Satisfaction. *ScienceDirect*, Volume 55, Pages 121-134.
<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0363811124000869>
- Schelenz, L., Segal, A., & Gal, K. (2020). Applying Transparency in Artificial Intelligence-Based Personalization Systems. *arXiv*, Article 2004.00935. <https://arxiv.org/abs/2004.00935>
- Shahzad, M. F., Xu, S., An, X., & Javed, I. (2024). Assessing the Impact of AI-Chatbot Service Quality on User E-Brand Loyalty Through Chatbot User Trust, Experience, and Electronic Word of Mouth. *ScienceDirect*, Volume 55, Pages 43-56.
<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0969698924001632?via%3Dihub>



Wang, P., Li, K., Du, Q., & Wang, J. (2024). Customer Experience in AI-Enabled Products: Scale Development and Validation. *ScienceDirect*, Volume 62, Article 3296, Pages 1-15. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0969698923003296?via%3Dihub>

Wang, X., & Qiu, X. (2024). The Positive Effect of Artificial Intelligence Technology Transparency on Digital Endorsers: Based on the Theory of Mind Perception. *ScienceDirect*, Volume 45, Pages 22-38. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0969698924000730?via%3Dihub>

Zerilli, J., Bhatt, U., & Weller, A. (2022). How Transparency Modulates Trust in Artificial Intelligence. *Pattern*, Volume 6, Article 100455, Pages 1-15. <https://doi.org/10.1016/j.patter.2022.10045>



Annexes

Annexe n°1 : questionnaire administré via Google Form

Introduction :

Dans le cadre de notre mémoire, cette enquête vise à répondre à une question essentielle : comment la personnalisation des recommandations et la transparence des systèmes d'intelligence artificielle influencent-elles la satisfaction et la confiance des utilisateurs ?

Les recommandations que vous recevez (par exemple, sur des plateformes de streaming ou des sites de shopping) sont souvent générées par des systèmes automatisés. Ces systèmes utilisent vos données, comme votre historique d'utilisation ou vos préférences exprimées, pour proposer des contenus adaptés. Nous cherchons à comprendre votre perception de ce type de recommandations et de la transparence des systèmes qui les génèrent.

Durée estimée de l'enquête : 5 à 10 minutes.

Ce questionnaire est anonyme et vos réponses seront utilisées exclusivement pour cette étude.

Partie I : Données personnelles et utilisation des services personnalisés

1. Quel est votre genre ?
 - ☐ Homme
 - ☐ Femme
 - ☐ Autre

2. Quel est votre âge ?
 - ☐ 16-24 ans
 - ☐ 25-34 ans
 - ☐ 35-44 ans
 - ☐ 45-54 ans
 - ☐ 55 ans et plus

3. Quel est votre Catégorie Socio-Professionnelle ?
 - ☐ Cadre
 - ☐ Étudiant
 - ☐ Salariés
 - ☐ Retraités
 - ☐ Indépendant/Travailleur non salarié
 - ☐ Personne sans activité professionnelle



4. Avez-vous déjà donné des informations personnelles (nom, e-mail, historique d'achat, préférences) à ces services pour améliorer les recommandations ?
 - ☐ Oui
 - ☐ Non
 - ☐ Je ne sais pas
5. Êtes-vous d'accord pour partager certaines données personnelles si cela permet d'avoir des recommandations plus pertinentes ?
 - ☐ Pas du tout d'accord
 - ☐ Peu d'accord
 - ☐ Moyennement d'accord
 - ☐ D'accord
 - ☐ Tout à fait d'accord
6. À quelle fréquence utilisez-vous des services personnalisés (par exemple, plateformes de streaming, sites de shopping en ligne) ?
 - ☐ Jamais
 - ☐ Rarement
 - ☐ Parfois
 - ☐ Souvent
 - ☐ Très souvent

Partie II : Pertinence et impact des recommandations

6. Lorsque vous recevez des recommandations (films, produits, contenus), dans quelle mesure les trouvez-vous pertinentes ?
 - ☐ Pas du tout pertinentes
 - ☐ Peu pertinentes
 - ☐ Moyennement pertinentes
 - ☐ Très pertinentes
 - ☐ Extrêmement pertinentes



7. Pensez-vous que ces recommandations améliorent votre expérience sur ces plateformes ?
- ☐ Pas du tout
 - ☐ Un peu
 - ☐ Moyennement
 - ☐ Beaucoup
 - ☐ Énormément
8. Selon vous, ces recommandations influencent-elles vos décisions d'achat ou de visionnage ?
- ☐ Pas du tout
 - ☐ Un peu
 - ☐ Moyennement
 - ☐ Beaucoup
 - ☐ Énormément

Partie III : Transparence et confiance

9. Avez-vous l'impression de comprendre comment ces recommandations sont générées ?
- ☐ Pas du tout
 - ☐ Un peu
 - ☐ Moyennement
 - ☐ Bien
 - ☐ Très bien
10. À quel point est-il important pour vous que la plateforme explique pourquoi elle vous recommande un contenu ou un produit ?
- ☐ Pas important du tout
 - ☐ Peu important
 - ☐ Moyennement important
 - ☐ Important
 - ☐ Très important



11. Si une plateforme était totalement transparente sur ses recommandations, cela renforcerait-il votre confiance en elle ?

- ☐ Pas du tout
- ☐ Un peu
- ☐ Moyennement
- ☐ Beaucoup
- ☐ Énormément

12. Si une plateforme vous donnait beaucoup de détails techniques sur ses recommandations, cela améliorerait-il votre confiance ?

- ☐ Pas du tout
- ☐ Un peu
- ☐ Moyennement
- ☐ Beaucoup
- ☐ Énormément

Partie IV : Impact d'une transparence excessive

13. Si vous recevez trop d'informations sur le fonctionnement des recommandations, cela pourrait-il vous désintéresser des suggestions ?

- ☐ Pas du tout
- ☐ Un peu
- ☐ Moyennement
- ☐ Beaucoup
- ☐ Énormément



Annexe n°2 : grille des codage des réponses (Homme = 1, etc.) afin d'importer nos données sur SPSS

	GENRE	AGE	CSP	INFOPERSO	DACCORD_PARTAGE	FREQUENCE	PERTINENCE	AMELIORENT	Influent	COMPREHENSION	EXPLIQUE	TRANSPARENCE
2	2	1	1	2	3	5	4	4	4	1	3	4
3	1	1	1	1	4	3	3	4	2	5	2	2
4	2	1	1	1	3	5	5	5	5	5	5	5
5	1	1	1	1	2	4	3	3	3	4	4	4
6	1	2	1	1	3	3	3	3	3	3	3	2
7	1	1	1	1	4	4	4	4	4	4	4	4
8	1	1	1	1	3	3	3	4	2	3	3	3
9	2	1	3	0	1	3	4	3	3	1	4	4
10	2	2	3	0	4	5	3	2	3	3	5	5
11	1	2	1	1	1	3	3	3	2	4	4	3
12	2	1	1	1	3	4	3	3	3	3	4	4
13	2	2	1	1	4	4	4	4	4	4	4	5
14	1	1	1	1	4	5	4	4	3	4	2	5
15	2	2	2	1	4	5	4	5	4	5	3	2
16												
17	2	2	3	0	1	4	3	1	1	5	5	5
18	2	1	1	2	5	4	4	4	4	3	5	3

Annexe n°3 : Résultats des statistiques descriptives SPSS

GENRE

		Fréquence	Pourcentage	Pourcentage valide	Pourcentage cumulé
Valide	Homme	100	53,5	55,9	55,9
	Femme	73	39,0	40,8	96,6
	Autre	6	3,2	3,4	100,0
	Total	179	95,7	100,0	
Manquant	Système	8	4,3		
Total		187	100,0		

AGE

		Fréquence	Pourcentage	Pourcentage valide	Pourcentage cumulé
Valide	16-24 ans	62	33,2	34,3	34,3
	25-34 ans	57	30,5	31,5	65,7
	35-44 ans	24	12,8	13,3	79,0
	45-54 ans	9	4,8	5,0	84,0
	55 ans et plus	29	15,5	16,0	100,0
	Total	181	96,8	100,0	
Manquant	Système	6	3,2		
Total		187	100,0		



CSP

		Fréquence	Pourcentage	Pourcentage valide	Pourcentage cumulé
Valide	Étudiant	73	39,0	40,3	40,3
	Cadre	37	19,8	20,4	60,8
	Salariés	37	19,8	20,4	81,2
	Retraités	23	12,3	12,7	93,9
	Indépendant/Travailleur non salarié	8	4,3	4,4	98,3
	Personne sans activité professionnelle	3	1,6	1,7	100,0
	Total	181	96,8	100,0	
Manquant	Système	6	3,2		
Total		187	100,0		

INFOPERSO

		Fréquence	Pourcentage	Pourcentage valide	Pourcentage cumulé
Valide	Non	48	25,7	27,3	27,3
	Oui	105	56,1	59,7	86,9
	Je ne sais pas	23	12,3	13,1	100,0
	Total	176	94,1	100,0	
Manquant	Système	11	5,9		
Total		187	100,0		

DACCORD_PARTAGE

		Fréquence	Pourcentage	Pourcentage valide	Pourcentage cumulé
Valide	Pas du tout d'accord	29	15,5	16,0	16,0
	Peu d'accord	47	25,1	26,0	42,0
	Moyennement d'accord	41	21,9	22,7	64,6
	D'accord	36	19,3	19,9	84,5
	Tout à fait d'accord	28	15,0	15,5	100,0
	Total	181	96,8	100,0	
Manquant	Système	6	3,2		
Total		187	100,0		



FREQUENCE

		Fréquence	Pourcentage	Pourcentage valide	Pourcentage cumulé
Valide	Jamais	11	5,9	6,1	6,1
	Rarement	27	14,4	14,9	21,0
	Parfois	47	25,1	26,0	47,0
	Souvent	45	24,1	24,9	71,8
	Très souvent	51	27,3	28,2	100,0
	Total	181	96,8	100,0	
Manquant	Système	6	3,2		
Total		187	100,0		

PERTINENCE

		Fréquence	Pourcentage	Pourcentage valide	Pourcentage cumulé
Valide	Pas du tout pertinentes	10	5,3	5,6	5,6
	Peu pertinentes	30	16,0	16,8	22,3
	Moyennement pertinentes	73	39,0	40,8	63,1
	Très pertinentes	44	23,5	24,6	87,7
	Extrêmement pertinentes	22	11,8	12,3	100,0
	Total	179	95,7	100,0	
Manquant	Système	8	4,3		
Total		187	100,0		

AMELIORENT

		Fréquence	Pourcentage	Pourcentage valide	Pourcentage cumulé
Valide	Pas du tout	17	9,1	9,5	9,5
	Un peu	30	16,0	16,8	26,3
	Moyennement	57	30,5	31,8	58,1
	Beaucoup	48	25,7	26,8	84,9
	Énormément	27	14,4	15,1	100,0
	Total	179	95,7	100,0	
Manquant	Système	8	4,3		
Total		187	100,0		



Influent

		Fréquence	Pourcentage	Pourcentage valide	Pourcentage cumulé
Valide	Pas du tout	28	15,0	15,6	15,6
	Un peu	34	18,2	18,9	34,4
	Moyennement	48	25,7	26,7	61,1
	Beaucoup	43	23,0	23,9	85,0
	Énormément	27	14,4	15,0	100,0
	Total	180	96,3	100,0	
Manquant	Système	7	3,7		
Total		187	100,0		

COMPREHENSION

		Fréquence	Pourcentage	Pourcentage valide	Pourcentage cumulé
Valide	Pas du tout	20	10,7	11,1	11,1
	Un peu	31	16,6	17,2	28,3
	Moyennement	42	22,5	23,3	51,7
	Bien	52	27,8	28,9	80,6
	Très bien	35	18,7	19,4	100,0
	Total	180	96,3	100,0	
Manquant	Système	7	3,7		
Total		187	100,0		

EXPLIQUE

		Fréquence	Pourcentage	Pourcentage valide	Pourcentage cumulé
Valide	Pas important du tout	11	5,9	6,1	6,1
	Peu important	26	13,9	14,5	20,7
	Moyennement important	24	12,8	13,4	34,1
	Important	75	40,1	41,9	76,0
	Très important	43	23,0	24,0	100,0
	Total	179	95,7	100,0	
Manquant	Système	8	4,3		
Total		187	100,0		



TRANSPARENCE

		Fréquence	Pourcentage	Pourcentage valide	Pourcentage cumulé
Valide	Pas du tout	8	4,3	4,5	4,5
	Un peu	20	10,7	11,2	15,6
	Moyennement	29	15,5	16,2	31,8
	Beaucoup	73	39,0	40,8	72,6
	Énormément	49	26,2	27,4	100,0
	Total	179	95,7	100,0	
Manquant	Système	8	4,3		
Total		187	100,0		

DETAILSTECH

		Fréquence	Pourcentage	Pourcentage valide	Pourcentage cumulé
Valide	Pas du tout	14	7,5	7,8	7,8
	Un peu	26	13,9	14,5	22,3
	Moyennement	33	17,6	18,4	40,8
	Beaucoup	68	36,4	38,0	78,8
	Beaucoup	38	20,3	21,2	100,0
	Total	179	95,7	100,0	
Manquant	Système	8	4,3		
Total		187	100,0		

SURCHARGE

		Fréquence	Pourcentage	Pourcentage valide	Pourcentage cumulé
Valide	Énormément	47	25,1	26,1	26,1
	Pas du tout	52	27,8	28,9	55,0
	Un peu	43	23,0	23,9	78,9
	Moyennement	28	15,0	15,6	94,4
	Beaucoup	10	5,3	5,6	100,0
	Total	180	96,3	100,0	
Manquant	Système	7	3,7		
Total		187	100,0		