

## Louvain School of Management

**Les recommandations de produit en ligne : dans quelle mesure l'implication du consommateur dans un produit et son attitude face à des formulations de recommandations différentes influencent-elles son intention de les utiliser pour son achat ?**

Auteur : François Grandjean  
Promoteur(s) : Chantal de Moerloose  
Année académique 2019-2020  
Master 120 crédits en Sciences de Gestion, à finalité spécialisée



*Qu'il me soit permis d'exprimer ma gratitude à toutes les personnes qui, de près ou de loin ont eu l'amabilité de contribuer à l'élaboration de ce travail.*

*Mes premières pensées vont à ma promotrice, Madame Chantal de Moerloose, pour son implication, ses relectures et les précieux conseils qu'elle a pu m'apporter tout au long de la rédaction de ce mémoire.*

*Je remercie également, les professeurs de l'UCLouvain et particulièrement de la Louvain School of Management pour les connaissances qu'ils m'ont transmises durant mon Master.*

*Enfin, un mémoire nécessite également la présence d'un entourage compréhensif et motivant. C'est pourquoi ma reconnaissance s'adresse également à ma famille et à Manon pour leurs encouragements, leur patience et leur affection.*



# Table des matières

<b>INTRODUCTION</b> .....	<b>1</b>
<b>PARTIE I : REVUE DE LITTÉRATURE</b> .....	<b>3</b>
CHAPITRE 1 : ÉVOLUTION DU COMPORTEMENT DU CONSOMMATEUR ET DU MARKETING .....	3
CHAPITRE 2 : LA PERSONNALISATION.....	6
1. <i>Définition de la personnalisation</i> .....	6
2. <i>La personnalisation versus la customisation</i> .....	7
3. <i>Les différents formats de la personnalisation marketing</i> .....	8
4. <i>Les technologies utilisées pour la personnalisation</i> .....	8
4.1. Customisation du produit.....	8
4.2. La personnalisation de l'offre.....	9
1.1.1. Le profilage du consommateur ( <i>Consumer Profiling</i> ).....	10
1.1.2. Le filtrage de l'information ( <i>Information Filtering</i> ).....	10
5. <i>Implémentation d'un processus de personnalisation</i> .....	13
6. <i>Livraison des offres personnalisées</i> .....	14
7. <i>Les apports du Big Data à la personnalisation et ses limites</i> .....	14
CHAPITRE 3 : LE CHOIX DU CONSOMMATEUR .....	17
1. <i>Le processus de choix du consommateur</i> .....	17
2. <i>Le consommateur face aux assortiments</i> .....	18
3. <i>Les technologies comme support au choix du consommateur</i> .....	20
3.1. L'autonomie du consommateur au détriment des technologies d'aide à la décision.....	20
3.2. Les technologies comme atouts pour la prise de décision .....	21
4. <i>Le comportement du consommateur face aux produits d'implications différentes</i> .....	22
4.1. Origine du concept .....	23
4.2. Définition de l'implication .....	23
4.3. Les dimensions de l'implication .....	24
4.4. La mesure de l'implication .....	24
4.5. Les manifestations de l'implication.....	25
5. <i>La formulation des recommandations faites aux consommateurs</i> .....	26
6. <i>La confiance du consommateur</i> .....	28
<b>CONCLUSION REVUE DE LITTÉRATURE</b> .....	<b>30</b>
<b>PARTIE II : ÉTUDE QUANTITATIVE</b> .....	<b>32</b>
CHAPITRE 1 : MÉTHODOLOGIE .....	32
1. <i>Expérimentation</i> .....	32
2. <i>Élaboration du questionnaire et des échelles de mesure</i> .....	33
3. <i>Le choix de l'échantillon</i> .....	37
4. <i>Le pré-test</i> .....	37
5. <i>La matrice « hypothèses-questions »</i> .....	38
6. <i>La procédure de collecte</i> .....	38
CHAPITRE 2 : ANALYSE DES RÉSULTATS .....	39
1. <i>Préparation des données</i> .....	39
2. <i>Description de l'échantillon</i> .....	41
3. <i>Comparaison des échantillons des sous-groupes</i> .....	44
4. <i>Analyse de la validité et de la fiabilité des échelles de mesure</i> .....	45
5. <i>Vérification des manipulations</i> .....	46
6. <i>Analyse des hypothèses</i> .....	48
7. <i>Interprétation des résultats</i> .....	56
8. <i>Recommandations managériales</i> .....	57
9. <i>Limites de notre étude quantitative</i> .....	58
CHAPITRE 3 : RECHERCHES EXPLORATOIRES.....	59
<b>CONCLUSION</b> .....	<b>61</b>
<b>BIBLIOGRAPHIE</b> .....	<b>63</b>

## Liste des figures

FIGURE 1: CYCLE DES TENDANCES DE PERSONNALISATION DANS UN ENVIRONNEMENT MARCHAND (JACKSON, 2007) .....	5
FIGURE 2: SCHÉMATISATION DES THÉORIES (ARORA ET AL., 2008).....	8
FIGURE 3 : PERSONALIZATION PROCESS (ADOMAVICIUS & TUZHILIN, 2005).....	13
FIGURE 4 : MCKINSEY THE CONSUMER DECISION JOURNEY .....	18
FIGURE 5 : MODÈLE RÉCAPITULATIF DE L'ÉTUDE.....	31

## Liste des tableaux

TABLEAU 1 : CLASSEMENT DES FACTEURS SELON LA DICHOTOMIE DE HOUTSON ET ROTHSCHILD (1978) .....	25
TABLEAU 2 : SCÉNARIOS .....	33
TABLEAU 3 : RÉCAPITULATIF DES ÉCHELLES DE MESURE UTILISÉES .....	35
TABLEAU 4 : MATRICE « HYPOTHÈSES-QUESTIONS » .....	38
TABLEAU 5 : PROFIL DES RÉPONDANTS SUPPRIMÉS .....	40
TABLEAU 6 : DESCRIPTION DE L'ÉCHANTILLON SELON L'ÂGE ET LE GENRE .....	41
TABLEAU 7 : NIVEAU D'ÉDUCATION SELON L'ÂGE ET LE GENRE .....	41
TABLEAU 8 : FRÉQUENCE D'ACHAT SELON L'ÂGE ET LE GENRE .....	42
TABLEAU 9 : ACTIVITÉ (*) EN LIGNE APRÈS ACHAT SELON L'ÂGE ET LE GENRE .....	42
TABLEAU 10 : DESCRIPTION DE LA CONNAISSANCE ET DE L'UTILISATION DES RECOMMANDATIONS SELON L'ÂGE ET LE GENRE .....	42
TABLEAU 11 : TABLEAU RÉCAPITULATIF DES TESTS DE REPRÉSENTATIVITÉ DE NOTRE ÉCHANTILLON .....	43
TABLEAU 12 : TABLEAU CROISÉ SCÉNARIO * GENRE .....	44
TABLEAU 13 : TABLEAU RÉCAPITULATIF DES TESTS D'INDÉPENDANCE .....	45
TABLEAU 14 : INDICE KMO ET TEST DE BARTLETT POUR LA VARIABLE « IMPLICATION DU CONSOMMATEUR DANS LE PRODUIT – LA VALEUR SYMBOLIQUE » .....	45
TABLEAU 15 : STATISTIQUES DE FIABILITÉ – ALPHA DE CRONBACH « IMPLICATION DU CONSOMMATEUR DANS LE PRODUIT – LA VALEUR SYMBOLIQUE » .....	46
TABLEAU 16 : TABLEAU RÉCAPITULATIF DES NOUVELLES VARIABLES UTILISÉES POUR L'ANALYSE .....	46
TABLEAU 17 : COMPARAISON DES MOYENNES DES SCÉNARIOS 1-2 (PYJAMA) ET 3-4 (VESTE) ..	47
TABLEAU 18 : RÉCAPITULATIF DES VÉRIFICATIONS DES MANIPULATIONS .....	48
TABLEAU 19 : RÉCAPITULATIF DES RÉSULTATS DES RÉGRESSIONS LINÉAIRES SIMPLES POUR H1 .....	50
TABLEAU 20 : RÉCAPITULATIF RÉGRESSION "PERSUASION ET IMPLICATION DANS LA RECOMMANDATION" (PRÉFÉRENCES PARTAGÉES).....	50
TABLEAU 21 : COEFFICIENTS RÉGRESSION "PERSUASION ET IMPLICATION DANS LA RECOMMANDATION" (PRÉFÉRENCES PARTAGÉES).....	51
TABLEAU 22 : RÉCAPITULATIF RÉGRESSION "PERSUASION ET IMPLICATION DANS LA RECOMMANDATION" (PRÉFÉRENCES SUR BASE DE SON COMPORTEMENT PASSÉ D'ACHATS) .52	52
TABLEAU 23 : COEFFICIENTS RÉGRESSION "PERSUASION ET IMPLICATION DANS LE RECOMMANDATION" (PRÉFÉRENCES SUR BASE DE SON COMPORTEMENT PASSÉ D'ACHATS) .52	52
TABLEAU 24 : MACRO - PROCESS MODÉRATION DE L'IMPLICATION DU CONSOMMATEUR DANS LA RECOMMANDATION (PRÉFÉRENCES PARTAGÉES).....	54
TABLEAU 25: MACRO - PROCESS MODÉRATION DE LA PERSUASION DE LA RECOMMANDATION (PRÉFÉRENCES PARTAGÉES) .....	54
TABLEAU 26 : MACRO - PROCESS MODÉRATION DE L'IMPLICATION DU CONSOMMATEUR DANS LA RECOMMANDATION (PRÉFÉRENCES SUR BASE DE SON COMPORTEMENT D'ACHATS PASSÉS).....	55
TABLEAU 27 : MACRO - PROCESS MODÉRATION DE LA PERSUASION DE LA RECOMMANDATION (PRÉFÉRENCES SUR BASE DE SON COMPORTEMENT D'ACHATS PASSÉS) .....	55

TABLEAU 28 : TABLEAU RÉCAPITULATIF DES TESTS D'HYPOTHÈSES .....	55
TABLEAU 29 : RÉCAPITULATIF DE LA RÉGRESSION DE L'ACTIVITÉ EN LIGNE DU CONSOMMATEUR APRÈS ACHAT .....	60

## Liste des annexes

ANNEXE1 : SCÉNARIOS .....	74
ANNEXE 2 : PRÉ-TEST POUR LA COMPRÉHENSION QUESTIONNAIRE ET TEST DES PRODUITS....	75
ANNEXE 3 : QUESTIONNAIRE .....	76
ANNEXE 4 : PLAN DE CODAGE SPSS .....	84
ANNEXE 5 : PROFIL SOCIODÉMOGRAPHIQUE DE NOTRE ÉCHANTILLON .....	85
ANNEXE 6 : TEST D'INDÉPENDANCE DES SOUS-GROUPES.....	89
ANNEXE 7 : ANALYSE DE REPRÉSENTATIVITÉ DES VARIABLES DESCRIPTIVES.....	91
ANNEXE 8 : ANALYSE FACTORIELLE ET ALPHA DE CRONBACH .....	92
ANNEXE 9 : ANALYSE DES MANIPULATION EFFECTUÉES (PRODUIT ET FORMULATION) .....	97
ANNEXE 10 : RÉGRESSION LINÉAIRE SIMPLE DE LA VARIABLE IMPLICATION DU CONSOMMATEUR DANS LE PRODUIT – LA VALEUR SYMBOLIQUE .....	100
ANNEXE 11 : RÉGRESSION LINÉAIRE SIMPLE DE LA VARIABLE IMPLICATION DU CONSOMMATEUR DANS LE PRODUIT – LE RISQUE PERÇU .....	105
ANNEXE 12 : RÉGRESSION LINÉAIRE MULTIPLE AVEC LA VARIABLE IMPLICATION DANS LA RECOMMANDATION ET LA PERSUASION DE LA RECOMMANDATION .....	110
ANNEXE 13 : MODÉRATION DE L'IMPLICATION DU CONSOMMATEUR DANS LA RECOMMANDATION .....	115
ANNEXE 14 : MODÉRATION DE LA PERSUASION DE LA RECOMMANDATION.....	117
ANNEXE 15 : RÉGRESSION LINÉAIRE DE L'ACTIVITÉ DU CONSOMMATEUR EN LIGNE APRÈS ACHAT .....	119
ANNEXE 16 : STATISTIQUE DESCRIPTIVES .....	122

## INTRODUCTION

L'écriture de ce mémoire intervient dans le cadre de ma dernière année de Master en sciences de gestion suivie à la Louvain School of Management. Bien que je sois davantage orienté « finances », mon baccalauréat en comptabilité en témoigne, ma curiosité m'a poussé à choisir, dans le cadre de mon cursus universitaire l'option « *Makerting Strategy for connected brands* ». Ce cours a suscité en moi un intérêt nouveau pour le marketing et plus particulièrement pour la personnalisation en ligne. C'est la raison pour laquelle, j'ai décidé de traiter de cette thématique.

Aujourd'hui, tout s'achète sur internet. La majorité des consommateurs n'hésitent plus à faire du « lèche-vitrine numérique » : ils comparent, achètent, évaluent, commentent, ... Face à cette évolution du comportement, et pour rester concurrentielles, bon nombre d'entreprises ont dû revoir leurs stratégies, mieux comprendre le consommateur et s'adapter. En effet, ce dernier ne veut plus faire partie d'un groupe ou être considéré comme un simple numéro ainsi que le démontre l'étude d'Oracle (2019), qui mentionne que 68% des consommateurs considèrent comme important le fait d'avoir des expériences personnalisées. Cette attente peut être comblée grâce aux évolutions technologiques avec notamment les systèmes de recommandations aidés par le Big Data.

L'e-commerce est un juteux business qui, aujourd'hui, pèse plusieurs milliers de milliards de dollars US. Alors qu'en 2014, ce secteur ne représentait que \$1.336 milliards, ce montant a presque triplé en 5 ans pour atteindre l'année dernière \$ 3.535 milliards et, on prévoit encore une belle progression pour ces prochaines années (Statista, n. d.). À l'échelle de notre pays, ce ne sont pas moins de 11,5 milliards d'euros qui ont été dépensés en achats en ligne (Van Driessche, 2020). Avec la crise du COVID-19, il faut s'attendre à une année 2020 record pour ce secteur déjà en pleine progression. Ces résultats ont notamment été favorisés grâce aux investissements réalisés par les entreprises dans les systèmes de recommandations en ligne (IDC, 2019).

Devant ce constat, de nombreuses questions se posent : Comment ces technologies fonctionnent-elles ? Sur base de quels critères se font les recommandations ? Les consommateurs ont-ils réellement confiance en ces systèmes en ligne en sachant que

l'utilisation de leurs données personnelles fait toujours débat ? Tous les types de produits sont-ils adaptés à ce genre d'opération en ligne ?

Notre mémoire est structuré de la manière suivante : dans la première partie, nous établissons un cadre de départ avec les différents changements comportementaux et les récentes évolutions marketing dans notre environnement digital pour mieux comprendre les origines du concept qui nous intéresse : la personnalisation. Ensuite, nous détaillons les différentes techniques de personnalisation et les technologies utilisées afin d'offrir une expérience personnalisée à chaque consommateur. Nous verrons aussi ce que le *Big Data* peut apporter à ces systèmes ainsi que les challenges qui y sont associés. Finalement, suite à l'arrivée de ces technologies d'aide à la décision, nous verrons comment les consommateurs réagissent face à celles-ci. Cette première partie nous permettra d'établir une base solide pour construire nos hypothèses de recherche. Nous étudierons celles-ci par la suite.

Dans la seconde partie, nous soumettrons nos hypothèses à une étude quantitative afin de mettre en évidence certaines tendances. Nous espérons pouvoir identifier des comportements différents chez les consommateurs face aux différents produits et formulations de recommandations que nous lui présenterons. Préalablement à cette étude, nous détaillerons la méthodologie suivie avec entre autres, l'élaboration de notre questionnaire, notre échantillon, le pré-test et la procédure de collecte que nous avons privilégiée. Nous préparerons ensuite nos données pour l'étude de notre modèle et mènerons différents tests nécessaires au bon déroulement de celle-ci. Pour terminer avec l'analyse et l'interprétation de nos hypothèses. et nous analyserons nos hypothèses et les interprèterons. Cette deuxième partie s'achèvera avec quelques recommandations managériales ainsi que quelques limites et de futures voies de recherches.

## PARTIE I : Revue de littérature

Cette revue de littérature a pour objectif de documenter le sujet de l'étude. Elle est composée de trois chapitres. Le premier abordera les changements de comportement du consommateur et les évolutions dans le domaine du marketing. Au travers du second, nous analyserons ce qu'est la personnalisation. Le dernier chapitre traitera lui du comportement du consommateur dans un environnement connecté où la surabondance de choix est présente.

### **Chapitre 1 : évolution du comportement du consommateur et du marketing**

Aujourd'hui, individus et organisations sont en pleine période de turbulence. Les économies et les sociétés continuent de se numériser avec l'adoption et l'utilisation croissante des technologies de l'information et de la communication (TIC). On observe de plus, au sein des organisations et entreprises, un transfert des activités sociales et économiques vers un environnement davantage digitalisé (OCDE, 2016). La crise sanitaire du COVID-19 a accentué ce transfert d'activités pour de nombreuses entreprises forcées de s'adapter en introduisant ou généralisant le télétravail. Les prochains mois confirmeront si cette pratique utilisée actuellement de manière très variée selon les pays, secteurs, et entreprises, deviendra la norme (OECD, 2020).

D'autre part, le consommateur passe davantage de temps en ligne. Il navigue, partage, accède aux réseaux sociaux et utilise largement les appareils connectés qui transforment l'utilisation d'internet (Ericsson Consumer Lab, 2012). La digitalisation a profondément changé les interactions entreprise-client. L'adage selon lequel « une entreprise qu'on ne trouve pas sur Google n'existe pas » illustre bien ces changements de comportement chez le consommateur et les conséquences qui y sont associées pour les acteurs économiques (Taiminen & Karjaluoto, 2013). Pour les entreprises et organisations, ce sont les stratégies marketing et opérationnelles qui doivent être repensées (De Filippi, 2016) et, pour les consommateurs, ce sont leurs comportements qui ont évolué et qu'il s'agit de comprendre (CapGemini Consulting 2017).

Ainsi, nous pouvons affirmer que le consommateur d'aujourd'hui est ultra-connecté, omniprésent sur internet et participe beaucoup plus aux échanges. Il est dorénavant considéré comme un partenaire actif. Il entretient davantage d'interactions et forme avec ses pairs un grand réseau de consommateurs (Hennig-Thurau et al., 2010). Dorénavant il est conscient que d'autres produits répondant à ses besoins existent. Également mieux informé sur les articles

grâce à la multitude d'informations à sa disposition, il n'hésite plus à comparer. Finalement, le commerce à l'heure du digital offre à l'utilisateur un accès mondial à tous les produits en ligne et il souhaite désormais pouvoir en disposer rapidement (Samli, A. C, 2013).

Dans son rapport "State of the Connected Customer" publié en 2018, l'entreprise Salesforce a mis en évidence, que 84% des consommateurs souhaitent être traités comme une personne et non plus comme un numéro (Salesforce, 2018). Se pose donc le dilemme suivant pour les entreprises : faut-il suivre une approche standardisée ou favoriser l'adaptation (Nasir, 2009) ?

**L'approche standardisée** s'appuie sur une tendance : la globalisation. Comme Levitt (1983) le souligne, il y a davantage de similarités, d'uniformité technologique et une plus grande convergence des besoins, désirs et préférences des individus. De plus, cette approche est supportée par certains faits tels que les technologies de communication et du transport qui sont en plein développement mais aussi les traités de commerces, la libre circulation des biens et services, des capitaux et de la population. Cela conforte encore une fois le point de vue des partisans de la standardisation (Keegan & Green, 2008). Cette approche a ses avantages comme, par exemple, une réduction des coûts grâce aux économies d'échelle dans les secteurs R&D, production et marketing mais aussi la possibilité de donner une image de marque plus cohérente dans tous les pays et une gestion managériale simplifiée (Nasir, 2009).

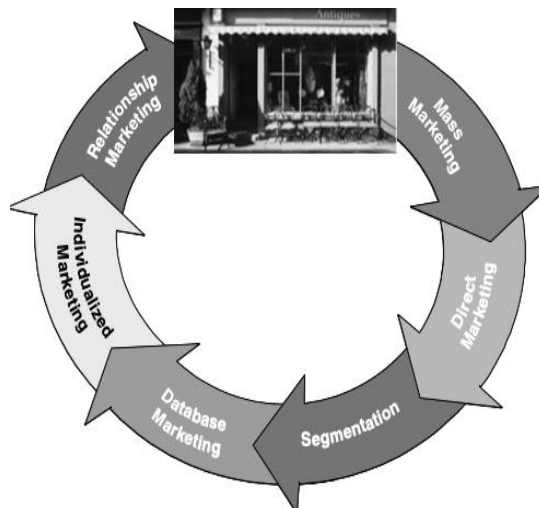
**L'école de l'adaptation** souligne de son côté, que les différences culturelles entre individus sont un facteur essentiel à prendre en compte. De plus, il serait intéressant de regarder quel est le réel objectif d'une entreprise. Celui-ci devrait être un profit à long-terme réalisé via des ventes importantes avec une meilleure compréhension des besoins et désirs individuels et non grâce à une réduction des coûts par une approche standardisée (Onkvisit & Shaw, 1990 ; Rosen, 1990 ; Whitelock & Pimblett, 1997 ; Theodosiou & Leonidou, 2003).

Le concept de segmentation a également bien évolué, suivant les changements d'habitudes de consommations. La segmentation ne s'appuie plus uniquement sur des critères d'ordres sociodémographique et géographique mais aussi comportementaux ou psychographiques comme la personnalité, le style de vie,... (CapGemini Consulting, 2017).

Nous avons pu observer que l'évolution comportementale du consommateur bouscule les techniques marketing traditionnelles. Ce dernier souhaite désormais que ses attentes et besoins

soient considérés individuellement. Le marketing transactionnel, qui a comme objectif la réalisation de la transaction et la clôture de celle-ci, laisse la place au marketing relationnel ou marketing one-to-one où l'objectif est de valoriser la fidélité (Lambin & de Moerloose, 2016 ; CapGemini Consulting, 2017). Shani et Chalasani ont défini le **marketing relationnel** comme :*"un effort intégré pour identifier, maintenir et construire un réseau avec les consommateurs individuellement et pour renforcer continuellement le réseau dans l'intérêt mutuel des deux parties, grâce à des contacts interactifs, individualisés et à la valeur ajoutée sur une longue période"* (Cité dans Seth et al., 2015). Le **marketing one-to-one** a, quant à lui, pour objectif d'individualiser toute la stratégie marketing afin de correspondre aux attentes et au profil de chaque client. Cela peut être compris comme une représentation extrême de la segmentation, avec un segment cible de taille un (Arora et al., 2008). Le marketing one-to-one existe sous deux formes: la personnalisation et la customisation. Ces deux concepts seront détaillés dans le chapitre suivant.

Cette transition vers de nouvelles approches du marketing a notamment été possible grâce aux nombreuses interactions du consommateur avec les entreprises. Les données dont disposent actuellement les entreprises sur les clients permettent aux marketers de mieux servir les besoins individuels (Wedel & Kannan, 2016). Enfin, les entreprises qui ont adopté une approche individualisée ont créé une valeur perçue par le client, une profitabilité à long terme et un renforcement de leur position sur le marché (Kumar & Pansari, 2016).



*Figure 1: Cycle des tendances de personnalisation dans un environnement marchand (Jackson, 2007)*

## Chapitre 2 : La personnalisation

Le concept est loin d'être récent. Il existait déjà bien avant la révolution industrielle et la production de masse où les préoccupations se rapportaient essentiellement à la mondialisation des marques et aux économies d'échelle. Ce n'est que vers les années 80 qu'une résurgence de cette pratique a été constatée (Deloitte, 2015).

### 1. Définition de la personnalisation

Afin de définir au mieux le concept de personnalisation, il est utile de partir de la définition de « personnaliser » au sens large pour ensuite se centrer davantage sur le sens de la personnalisation d'un point de vue marketing.

Le dictionnaire Larousse définit le verbe « personnaliser » de la façon suivante : *« Donner un caractère original, une note personnelle à quelque chose »* ou encore *« Moduler quelque chose selon les personnes »* (Larousse, s.d.). Le Robert ajoute que le verbe « personnaliser » est aussi utilisé comme *« Recommandation officielle pour customiser »* (LeRobert, s. d.).

Cependant, comme le soulignent Vesanen et Raulas (2006) dans leur étude de la personnalisation, il est difficile d'établir une définition claire et précise du concept. Les entretiens menés auprès des praticiens du marketing ont montré que la personnalisation pouvait avoir des significations différentes. Ce manquement se retrouve aussi dans la littérature puisque différents termes sont utilisés pour exprimer la "personnalisation" tels que profilage, marketing personnalisé, adaptation pour n'en citer que quelques-uns. Voici donc quelques exemples de définitions proposées par les académiques :

*“Web Personalization is defined as the process of customizing the content and structure of a web site to the specific and individual needs of each user taking advantage of the user's navigational behavior”* (Verma et al., 2011).

*“Customizing some feature of a product or service so that the customer enjoy more convenience, lower cost, or some other benefits”* (Peppers et al., 1999 cité dans Vesanen & Raulas 2006, p.7).

Imhoff, Loftis & Geiger (2001): “*Personalization is the ability of a company to recognize and treat its customers as individuals through personal messaging, targeted banner ads, special offers on bills, or other personal transactions.*” (cité dans Vesanen & Raulas, 2006, p.7)

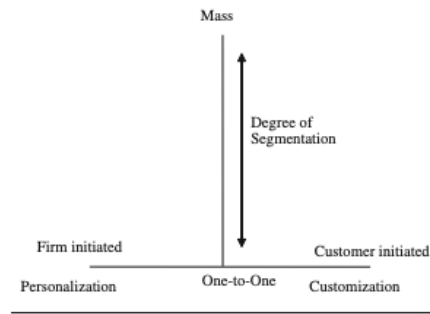
Wind & Rangaswamy (2001): “*Personalization can be initiated by the customer (e.g. customizing the look and contents of a web page) or by the firm (e.g. individualized offering, greeting customer by name etc.).*” (cité dans Vesanen & Raulas 2006, p.7).

Sur base de ces différentes définitions, nous pouvons définir la personnalisation comme une action, initiée ou non par le consommateur, ayant comme objectif d’adapter un produit, un service ou une expérience d’achat grâce à la connaissance préalable de l’acheteur et aux données récoltées en temps réel sur ses préférences et comportements.

L’objectif principal de la personnalisation est de réussir à construire une relation client forte en comprenant les besoins de chacun et en fournissant les informations nécessaires ou utiles sans en attendre la demande explicite (Mulvenna et al, 2000). La personnalisation vise alors à éliminer les tâches fastidieuses pour le client, et ainsi permettre aux spécialistes du marketing d’être en mesure de mieux identifier les besoins et les objectifs de l’utilisateur à partir de son comportement passé.

## **2. La personnalisation versus la customisation**

Comme nous venons de le voir dans les définitions précédentes et le verrons également sur le schéma suivant, la personnalisation se présente sous deux formes différentes. Personnalisation et customisation sont deux dénominations souvent utilisées de façon interchangeable alors que le fonctionnement de ces méthodes est radicalement différent. **La personnalisation** prend place lorsque l’entreprise décide quelle stratégie marketing va être utilisée pour chaque client et laquelle convient le mieux. Le tout sur base de données clients préalablement collectées. **La customisation** trouve elle son origine dans un comportement proactif du client qui spécifie, de manière volontaire, un ou plusieurs éléments du marketing mix qu’il souhaite (Arora & al., 2008).



*Figure 2: Schématisation des théories (Arora et al., 2008).*

### 3. Les différents formats de la personnalisation marketing

La personnalisation réalisée grâce aux données récoltées auprès des utilisateurs peut être divisée en deux catégories (Chellappa & Sin, 2005): la personnalisation réalisée grâce aux données correspondant aux caractéristiques individuelles (nom, prénom,...) et la personnalisation liée au comportement de l'individu.

Dans la première catégorie, on trouve **le marketing personnalisé nominal** : approche très largement utilisée par les entreprises et que l'on retrouve généralement dans les mailings commerciaux, newsletters, et sous forme d'un message d'accueil sur site internet.

Dans la seconde, on retrouve **le marketing personnalisé comportemental** qui peut être basé sur **la situation géographique** (Khelladi et al., 2014), **sur le contenu** (offres ciblées sur base de la navigation en ligne du consommateur) ou encore sur **les achats passés du consommateur** (marketing personnalisé transactionnel). C'est un marketing qui adopte une vision à court terme dans le but de réaliser une vente et non de créer une relation durable avec le consommateur.

### 4. Les technologies utilisées pour la personnalisation

#### 4.1. Customisation du produit

Selon Bressolles (2016), la customisation peut être de trois types. Le premier consiste en une simple customisation sous forme d'ajout d'éléments sans en modifier sa nature ou ses caractéristiques (ajout d'un texte, photos, ...). Le second se présente sous forme du sur-mesure modulaire ou d'assemblage à la demande (personnalisé suivant les désirs du client et de l'offre proposée par l'entreprise). Enfin, le troisième type, est une création réalisée sur mesure pour le client.

La customisation offre aux clients de l'entreprise, de nombreux avantages mais a aussi certains inconvénients :

a) Avantages

Les besoins du client sont mieux satisfaits et le lien de fidélité entre l'entreprise et le consommateur tend à se renforcer. Ensuite, la customisation génère une valeur perçue supérieure et donne la possibilité au vendeur de pratiquer un prix plus élevé. La valeur perçue est également un facteur de différenciation pour l'entreprise dans des marchés qui sont de plus en plus concurrentiels (Bresolles, 2016 ; Vas, 2017).

b) Inconvénients

La customisation des produits crée un nouveau challenge pour les entreprises : **le délai d'attente**. La probabilité que le produit fini, attendu par le consommateur, ne soit pas disponible est plus élevée. Pour cause, les caractéristiques et préférences sont propres à chacun. De plus, les théories du consommateur ont mis en évidence certains changements de comportement chez ce dernier. Il souhaite désormais disposer du produit rapidement. Il est, dès lors, important pour l'entreprise de savoir quel délais le consommateur est prêt à patienter, afin d'établir un système de production adéquat. Il ne faudrait pas inhiber le bénéfice de la valeur perçue, créé par la customisation, avec des délais d'attente trop longs (Bardakci & Whitelock, 2003).

Ensuite, la problématique de la **sécurisation des données clients** collectées, conservées et utilisées n'échappe à aucune entreprise présente sur internet. Celles opérant sur le sol européen doivent impérativement se conformer aux règles établies par la Commission européenne à travers son GDPR sous peine, en cas d'infraction, de blâmes, d'interdiction et d'amendes pouvant atteindre 20 millions d'euro ou 4% du chiffre d'affaire annuel mondial de l'entreprise (European Commission, 2019). Ce règlement a comme objectifs de permettre aux utilisateurs d'avoir un plus grand contrôle sur leurs données personnelles et d'instaurer un environnement de concurrence équitable entre entreprises.

#### 4.2. La personnalisation de l'offre

Pour réaliser une personnalisation de l'offre, deux techniques sont généralement utilisées : le profilage du consommateur et le filtrage de l'information. Cela est rendu possible grâce aux connaissances que les entreprises détiennent sur les profils de chaque client. Le profilage

permet de réaliser une personnalisation nominale alors que pour le filtrage de l'information, une personnalisation comportementale est possible.

#### 1.1.1. Le profilage du consommateur (*Consumer Profiling*)

Les informations correspondant à la navigation et au comportement de l'individu en ligne sont récoltées au travers du site. Stockées dans une base de données, comparées et recoupées avec des profils similaires, ces informations permettent de personnaliser de manière dynamique l'offre présentée à l'internaute en fonction de son profil (Bressolles, 2016). Il existe également la modélisation « *Look alike* » qui consiste à identifier les nouveaux clients qui ressemblent et se comportent comme les clients cibles de l'entreprises.

#### 1.1.2. Le filtrage de l'information (*Information Filtering*)

Belkin et Croft (1992) considèrent le filtrage de l'information comme une variété de processus dont le but est de renseigner les utilisateurs. Ces informations sont en correspondance avec les centres d'intérêts de ceux-ci. Le processus de filtrage va sélectionner les données pertinentes provenant des flux. Par la suite, le système réalise une prédiction concernant la pertinence possible pour l'utilisateur. Enfin, en mettant en parallèle ces informations et les connaissances sur l'utilisateur, le système aboutit à la décision de recommander ou non l'information (Gallardo-Lopez, 2005).

Selon Wei et al., (2017) et Oufaida & Nouali (2008), les recommandations sont traditionnellement rangées en 3 catégories distinctes en fonction du type de données collectées et la façon dont celles-ci sont utilisées dans les systèmes de filtrage.

#### **Les systèmes de filtrage à base de contenu** (*Content-based filtering*).

Ils comparent les articles sélectionnés par le consommateur avec ceux précédemment appréciés pour ensuite générer des recommandations d'articles qui pourraient correspondre au profil de ce dernier. Ces recommandations sont établies en rapprochant les informations (obtenues de manière explicite ou implicite via les comportements de navigation) sur les centres d'intérêts de l'utilisateur et les attributs de l'article. Ce système a pour particularité de ne pas prendre en compte l'avis des autres utilisateurs. En pratique, ce système délivre aux internautes une série de produits semblables avec une formulation de phrase telle que « *Nous vous recommandons...* » ou encore « *Produits similaires...* » (Voir annexe 1).

Ce système comporte certains inconvénients. En effet, il est nécessaire de connaître au préalable les préférences de l'utilisateur pour certains types d'articles avant de pouvoir générer des recommandations. (Hui et al., 2012 ; Wei et al., 2017). Ce genre de système réduit également le champ de vision car il n'est pas en mesure de recommander des articles qui sont différents de ceux que l'utilisateur a eu l'occasion de voir ou encore d'évaluer. Ces restrictions minimisent donc les opportunités pour le consommateur d'être confronté à d'autres articles potentiellement intéressants.

### **Les systèmes de filtrage collaboratif** (*collaborative filtering*).

Plus largement utilisés, les consommateurs y sont confrontés régulièrement notamment sur Amazon, Netflix, etc. Les utilisateurs réalisent des évaluations et expriment leurs préférences. Les systèmes utilisent ensuite les données recueillies sur leur comportement afin de réaliser une comparaison entre ceux-ci et essayer de trouver de potentielles similarités entre les différents profils. L'entreprise peut ainsi réaliser des prédictions ou des recommandations (Su & Khoshgoftaar, 2009) avec une approche plus humaine souvent présentée sous ces formes : «*Les clients qui ont acheté cet article ont aussi acheté...*» ou «*Les clients qui ont apprécié cet article ont aussi apprécié...*».

L'avantage principal de ces systèmes est qu'ils fournissent une certaine forme de diversité à ses utilisateurs, via la sérendipité (la découverte inattendue grâce au hasard) (Castagnos et al., 2015). Son fonctionnement est cependant totalement dépendant des notations faites par les acheteurs précédents puisque sans collaboration de leur part et en l'absence d'informations concernant le nouveau client, il ne pourra fournir des recommandations. En résumé, avec une quantité de données limitées à leur disposition, les performances de ce système de filtrage se verront fortement diminuées (Su & Khoshgoftaar, 2009).

Selon Oufaida et Nouali (2008), il existe deux approches du filtrage collaboratif : une approche du filtrage basée « mémoire » (*Memory-based approach*) et une deuxième basée « modèle » (*Model-based approach*).

Le **filtrage basé mémoire** permet au système de générer une prédiction en fonction de l'article ou de la relation entre l'article et l'utilisateur en utilisant la totalité ou une partie des profils utilisateurs (Oufaida & Nouali, 2008). Cette méthode a l'avantage d'être facile à mettre en place et de pouvoir évoluer de manière dynamique en fonction des profils.

Le **filtrage basé modèle**. Ces systèmes assimilent, tout d'abord, un modèle descriptif des préférences des utilisateurs et grâce à l'historique de notation du nouvel article peut prédire la notation que l'utilisateur actif réalisera de ce même article (Marlin, 2003 ; Sarwar et al., 2001).

Ces deux approches du filtrage collaboratif ont leurs avantages et inconvénients comme le montre Hofmann (2004). Tout d'abord, pour les systèmes basés mémoire, les résultats obtenus peuvent manquer de précision et le passage à grande échelle est difficile car il requiert une grande quantité de mémoire. Ensuite, en l'absence de construction de modèle statistique, rien n'est appris sur les profils des utilisateurs ce qui rend l'exploration de données impossible. Enfin, il est difficile d'adapter ces techniques dans le but de réaliser des tâches précises.

Toujours selon Hofmann (2004), le filtrage basé sur les modèles peut nuancer ces inconvénients. Dans un premier temps, ces modèles offrent des résultats plus précis que le premier modèle. Ils sont établis de telle sorte qu'ils sont en mesure d'identifier automatiquement les communautés d'utilisateurs sur base des données analysées. Ensuite, des prédictions peuvent être réalisées en temps réels et les concepteurs de ces modèles ont plus de flexibilité pour les définir ce qui permet de les adapter à des tâches bien précises.

Cependant, peu importe l'approche choisie, le filtrage collaboratif doit faire face à un problème majeur : le « cold start » ou démarrage à froid. Il met en évidence la difficulté pour le système de pouvoir recommander des articles à un nouvel utilisateur. Pour que le système fonctionne, il doit d'abord fournir plusieurs évaluations (Wei et al., 2017 ; Oufaida & Nouali, 2008).

### **Les systèmes de filtrage hybride (*hybrid filtering*)**

Ils combinent les méthodes de filtrage collaboratif et les méthodes de filtrage basées sur le contenu. L'avantage de ce système est qu'il permet de combler les limites des deux autres. Les performances des prédictions se voient améliorées et court-circuitent le problème de rareté de données et de comportement déviant que l'on peut observer dans le cadre du « *content-based filtering* ». L'inconvénient est son coût d'implémentation et l'augmentation de complexité du modèle (Su & Khoshgoftaar, 2009)

## 5. Implémentation d'un processus de personnalisation

Selon Adomavicius et Tuzhilin (2005) et Murthi et Sarkar (2003) la personnalisation est un processus itératif qui peut être défini par ces trois étapes :

1. L'apprentissage : comprendre le consommateur
2. La correspondance : délivrer une offre personnalisée
3. L'évaluation : mesurer l'impact de la personnalisation

*Étape 1* : Celle-ci est divisée en deux : la collecte des données et la construction du profil du consommateur grâce notamment à sa navigation sur internet, son téléphone ou le direct mailing. Ces données peuvent être implicites ou explicites. (Adomavicius & Tuzhilin, 2005).

*Étape 2* : Elle est divisée en deux : le matching et la livraison. Lors du matching, le système de personnalisation doit être en mesure de pouvoir trouver les offres les plus pertinentes correspondant le mieux aux attentes des consommateurs. Ensuite, vient la livraison où les recommandations personnalisées leurs sont délivrées. (Adomavicius & Tuzhilin, 2005).

*Étape 3* : Cette dernière étape vise à mesurer l'impact de la personnalisation et est scindée en deux : la mesure de l'impact de la personnalisation et les ajustements de la stratégie. La première évalue la satisfaction du consommateur pour les offres proposées. La deuxième consiste, pour les entreprises, à identifier de potentielles lacunes dans le processus comme par exemples, une mauvaise collecte de données, des profils de consommateurs inexacts, des techniques de mises en relations mal choisies ou encore une diffusion de contenu inefficace. Cette dernière étape d'évaluation est importante car elle donne un retour à l'entreprises pour d'éventuelles améliorations (Adomavicius & Tuzhilin, 2005).

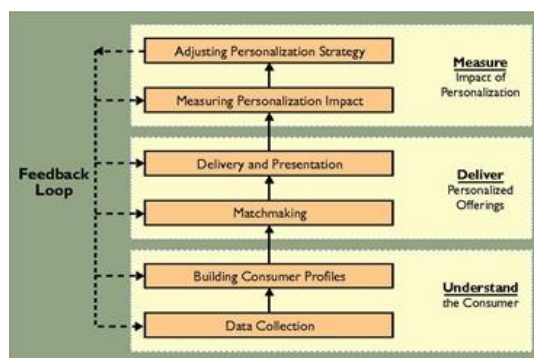


Figure 3 : Personalization process (Adomavicius & Tuzhilin, 2005).

## 6. Livraison des offres personnalisées

Les entreprises en ligne délivrent leurs offres personnalisées de différentes façons. Leur contenu peut être présenté sous forme de récit, d'une liste d'alternatives classées par ordre de pertinence, d'ensembles d'alternatives ou encore, de formats visuels différents (Adomavicius & Tuzhilin, 2005). Schafer et al., (2001) proposent la classification des livraisons des offres suivante : pull, push et passif.

Via la méthode « **pull** » le consommateur est informé que des recommandations sont disponibles et ce n'est que via une demande explicite de sa part qu'il les reçoit. Le consommateur a donc le contrôle du moment où les recommandations seront affichées. Les méthodes « pull » sont aujourd'hui principalement utilisées pour faire des recommandations périphériques (ex : la liste des 10 meilleurs) et ne sont plus intégrées dans les applications (Kohavi & Provost, 2012).

La méthode « **push** » a pour but d'atteindre les consommateurs avec lesquels l'entreprise n'interagit pas encore. Le contact se fait généralement sous forme d'envoi d'e-mails avec des recommandations ou offres promotionnelles qui invitent le consommateur à retourner sur le site du commerçant (Schafer et al., 2001).

La méthode « **passive** » quant à elle, présente les recommandations sous un format « naturel » dans l'application. Ces offres peuvent inclure l'affichage de recommandations pour des produits liés au produit consulté, liées au sujet d'un texte ou encore dans un contexte d'exploration (Kohavi & Provost, 2012). Un consommateur qui regarde un produit sur un site web se voit également afficher des recommandations pour des produits connexes.

## 7. Les apports du Big Data à la personnalisation et ses limites

L'objectif de cette partie n'est pas de définir en profondeur le concept de Big Data mais plutôt d'analyser ce qu'il pourrait amener au processus de personnalisation, mais aussi, les limites de cette utilisation.

Début des années 2000, l'entreprise Gartner a défini le concept comme suit: *“Big data is high-volume, high-velocity and/or high-variety information assets that demand cost-effective, innovative forms of information processing that enable enhanced insight, decision making, and*

*process automation.*” (Gartner’s glossary, n.d.). C’est dans cette entreprise que Doug Laney a défini les challenges et les opportunités résultant de l’augmentation des données avec un modèle à 3 dimensions, les 3 “V” (Volume, Vitesse et Variété) encore utilisé pour toutes les définitions du Big Data. (Beyer & Laney, 2012). Nous pouvons ajouter que le Big data est un ensemble de données dont la taille importante empêche les logiciels de bases de données classiques de les saisir, les stocker, les gérer et les analyser.

Ces définitions restent toutefois subjectives. En effet, au sein de la littérature il n'existe pas une définition universelle du concept. Une définition mobile de la taille de l'ensemble de données est faite car nous supposons, qu’au fur et à mesure des progrès technologiques, la taille de l’ensemble des données (déjà actuellement considérée comme volumineuse) le sera davantage avec les évolutions futures. A la première définition de Gartner, Laney avait évoqué l’existence de 3”V” caractérisant le Big Data mais il en existe aujourd’hui bien d’autres comme la véracité, la variabilité, la valeur, ... En voici certaines qui peuvent avoir un impact sur la personnalisation :

**La vitesse des données.** Elle fait référence à la rapidité avec laquelle les nouvelles données sont gérées et distribuées. Cette caractéristique du Big Data requiert une prise en charge en temps réel afin de fournir une analyse de données en continu (Koucheravy et al., 2015). La vitesse implique également que ces données soient collectées et analysées rapidement afin d’utiliser au maximum la valeur de celles-ci (Chen et al., 2014). Dans la pratique, certaines applications tirent profit de la vitesse des données, notamment les systèmes de marketing personnalisé.

Le marché compétitif dans lequel les entreprises se trouvent, implique qu’elles soient capables de prendre des décisions et actions en temps réel, basées sur les données collectées. La prise de décision en temps réel permet à une entreprise de gagner la compétition vis-à-vis de son/ses concurrents. La vitesse caractérisant le Big Data permet dorénavant de réagir dans un délai nettement plus réduit qu’auparavant.

**La variété des données.** La collecte de données provenant de plusieurs sources, il est tout à fait normal d’obtenir différents types, formats et structures de données (Chen et al., 2014). Jusqu’à présent, la plupart des données traditionnelles étaient traitées dans un classeur Excel ou dans une base de données relationnelles (les données sont liées à d’autres informations au sein

des bases de données). Avec la digitalisation de l'environnement, les données ont évolué quant à leurs aspects. Elles sont semi-structurées voir non structurées (textes, images, vidéos, ...) et nécessitent un prétraitement supplémentaire via des logiciels et systèmes capables de comprendre le sens et de gérer ces métadonnées.

Toutefois, ces données non-structurées sont une mine d'or pour les entreprises qui, dans une bonne gestion de celles-ci, pourront retirer des informations plus riches sur ses clients qu'avec des données traditionnelles. La variété des données tirées du Big Data pourra aider les entreprises à élargir leurs sources d'informations et réaliser une personnalisation beaucoup plus précise et pertinente à leurs clients.

**La véracité des données.** Par véracité il faut comprendre, l'exactitude et la fiabilité des données. Celles-ci peuvent être mises à mal vu la complexité liée à leurs différentes provenances. Il est parfois difficile pour les entreprises de relier toutes ces informations, de les faire correspondre, de les nettoyer et de les transformer d'un système à l'autre (SAS, n.d.).

Nous sommes ici confrontés à un paradoxe. D'un côté le Big Data permet à une entreprise d'analyser les données relatives à son environnement de manière quasi exhaustive et de comprendre l'ensemble des composants de son environnement (clients, partenaires, produits, concurrents, ...). De l'autre côté, comme nous le verrons dans les exemples suivants, l'entreprise peut facilement se noyer dans cet océan de données et, il est primordial, qu'un tri soit effectué pour n'en dégager que les informations de qualité et pertinentes (Blavier, 2015).

L'utilisation du Big Data peut avoir une influence sur la pertinence des données. En effet, les entreprises doivent faire face à plusieurs défis notamment l'incertitude, les imprécisions, les valeurs manquantes et la disponibilité de certaines données (Koucheravy & al., 2015). Par exemple, les logiciels peuvent traiter des données non pertinentes ou erronées et par conséquent créer de possibles fausses interprétations. Cela pourrait causer d'importants dommages à une entreprise si des décisions sont prises sur base d'interprétations de mauvaises qualités.

Selon IBM, un business leader sur trois ne croit pas dans les informations qu'il a à disposition pour prendre des décisions. Ainsi, aux États-Unis, la mauvaise qualité des informations collectées impacte l'économie à hauteur de 1.000 milliards de dollars par an. Cela montre le réel enjeu entourant ce facteur. Prenons l'exemple des réseaux sociaux. Ceux-ci drainent une

grande quantité d'informations à haut potentiel mais découlent généralement d'un jugement humain ce qui peut remettre en question la pertinence des données (IBM, n.d.).

Comme le mentionne un rapport de la société de Cyber sécurité Symantec (cité dans Teboul & Berthier, 2015), 57 % des européens se déclarent inquiets quant à la sécurité de leurs informations personnelles, et 31% n'hésitent pas à fournir aux applications, systèmes, entreprises, ..., de fausses données personnelles dans le but de se protéger. Des applications sont même développées et utilisées à ces fins dans le but de générer de fausses informations (faux contacts, fausses coordonnées géographiques, ...) sur les clients. Ces chiffres démontrent encore une fois toute l'importance d'utiliser avec prudence le Big Data dans le processus de personnalisation marketing.

### **Chapitre 3 : Le choix du consommateur**

Actuellement, les entreprises font face à «un paradoxe potentiel» concernant le choix des consommateurs. En effet, le modèle économique tel que nous le connaissons propose un choix de plus en plus large et une quantité d'informations plus importante qu'auparavant. Or, ces récentes évolutions suivent la perspective économique de l'utilité. Celle-ci implique que le consommateur trouve et choisisse les options répondant au mieux à ses attentes tout en réduisant son coût de recherche, pour qu'il puisse retirer une utilité maximale de son choix (André et al, 2018 ; Bakos, 1997).

Grâce aux avancées technologiques, les techniques de personnalisation sont de plus en plus utilisées, notamment les agents de recommandation qui suggèrent des produits ou services sur base de notre comportement passé. Ces techniques récentes ont-elles un impact sur les choix du consommateur ? Pour le savoir, nous allons analyser son comportement face aux choix et face à des produits aux implications différentes mais aussi, la manière avec laquelle ces nouvelles techniques de personnalisation lui sont présentées.

#### **1. Le processus de choix du consommateur**

Un des objectifs du marketing est d'identifier les moments où les consommateurs sont les plus ouverts pour permettre aux entreprises d'entrer en relation avec eux. Initialement, le processus de décision était vu comme un processus linéaire appelé "Funnel". Cependant, avec un panel toujours plus important de produits, des canaux numériques de plus en plus sollicités et un

consommateur de plus en plus informé, le processus n'est plus en mesure de saisir tous les points de contact et facteurs clés d'achat (Court et al., 2009).

Les experts ont donc mis en place une nouvelle approche circulaire et plus sophistiquée appelée “*Consumer decision journey*” de McKinsey. Celle-ci est applicable à tous les marchés, pour autant qu'il y ait différents types de médias, un accès à internet et un large choix de produits. Le processus se décompose en quatre phases. Dans un premier temps, le consommateur considère un ensemble de marques sur base des perceptions et de l'exposition à laquelle il a été confronté récemment (1). Il ajoute ou soustrait ensuite, les marques au fur et à mesure qu'il les évalue (2). Dans une troisième étape, il opte pour la marque souhaitée (3) et établit enfin des attentes fondées sur l'expérience qu'il vient de réaliser, avec l'objectif de pouvoir faciliter son futur choix. C'est l'expérience après achat (4) (Court et al., 2009). Dans le cadre de ce mémoire, nous analyserons plus en détail la deuxième étape car c'est lors de celle-ci que le processus de personnalisation joue un rôle.

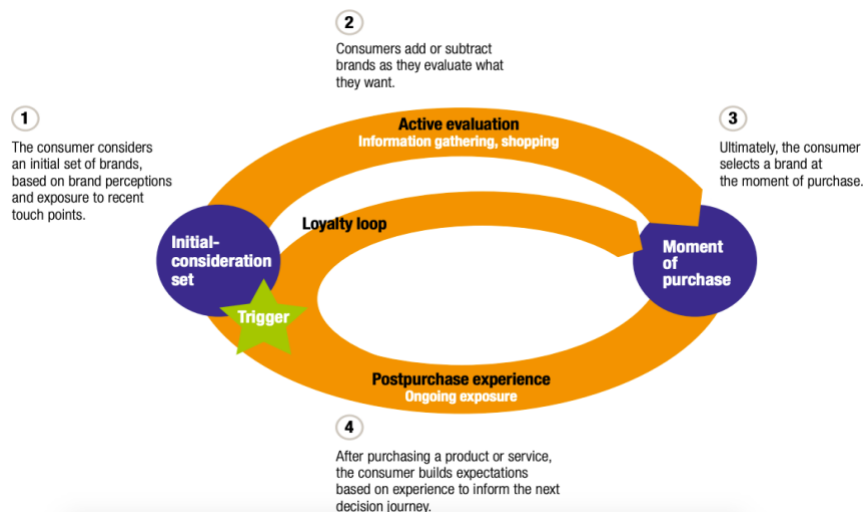


Figure 4 : McKinsey the consumer decision journey

## 2. Le consommateur face aux assortiments

Un assortiment doit faire face à un double paradoxe. Au sein de l'assortiment, le consommateur doit être en mesure de pouvoir, faire ses achats rapidement et facilement tout en répondant à la recherche de variété qu'il souhaite (Connan Ghesquiere, 2011).

Dans notre société moderne, souvent il est supposé que “*plus de choix est toujours mieux*”. Cette supposition suit la théorie économique qui veut qu'un large assortiment renforce les préférences du consommateur et bon nombre d'éléments sont en faveur de cette approche.

D'abord, **un large éventail** facilite le choix du consommateur. La probabilité qu'il puisse trouver l'option qui conviendra le mieux à ses attentes devrait être plus élevée si les alternatives possibles sont représentées. Son incertitude se verra réduite en ce qui concerne la représentation fidèle des options éventuellement disponibles (Greenleaf & Lehmann, 1995; Karni & Scharthw, 1977). De plus, un large assortiment impacte positivement les préférences de diverses manières. Premièrement, le consommateur ressent une plus grande liberté de choix. Il est en mesure de garder une certaine flexibilité dans ceux-ci (Kahn & Lehmann, 1991) et (McAlister & Pessemier, 1982) il peut faire face à ses choix futurs et anticiper de potentiels comportements de recherche de variété (Mcalister, 1982; Pessemier, 1978 ; Simonson, 1990 ; Walsh, 1995). L'expérience d'achat sera aussi davantage appréciée car le consommateur aime découvrir de nouveaux produits aussi disponibles.

De nombreux avis ont cependant été émis, remettant en question cette hypothèse d'abondance. Certains soutiennent que des assortiments plus importants ne sont pas toujours bénéfiques. Un choix plus large implique, pour le consommateur, certains inconvénients comme un coût plus important, notamment à cause d'une mobilisation plus conséquente de ses ressources cognitives. En effet, le consommateur doit évaluer un plus grand nombre d'options, de dimensions et de niveaux d'attributs ce qui peut avoir des conséquences sur sa motivation (Chernev, 2012 ; Iyengar & Lepper, 2000 ; Haynes, 2009 ; Huffman & Kahn, 1998 ; Jacoby et al., 1974 ; Lurie, 2004 ; Scammon, 1977 ; Shugan, 1980).

En outre, ses attentes changent et deviennent plus difficiles à satisfaire (Schwartz et al., 2002). Plus la taille de l'assortiment augmente, plus l'acheteur s'attend à trouver une proposition capable de remplir ses besoins et satisfaire ses préférences (Diehl & Poynor, 2010 ; Kuksov & Villas-Boas, 2010). Ses choix sont donc susceptibles de ne pas rencontrer ses attentes et cela peut impliquer des reports de décisions plus importants ainsi qu'une baisse de satisfaction.

En résumé, cette analyse du comportement du consommateur face à un assortiment a mis en évidence que la variété et l'importance de celui-ci a ses avantages et ses inconvénients. Nous verrons, par la suite, que les recommandations de produits peuvent constituer une solution intéressante pour remédier à ces difficultés décisionnelles lorsque le consommateur est face à un éventail d'offres important.

### 3. Les technologies comme support au choix du consommateur

Ces dernières années, l'utilisation des technologies a augmenté de manière significative avec de nombreux changements pour le consommateur notamment lors de ses achats en ligne. Leur utilisation est, toutefois, à double tranchant. Les technologies peuvent assister le consommateur dans sa prise de décision en facilitant et en améliorant l'efficacité de ses choix mais, en contrepartie de l'assistance apportée, son autonomie de décision se voit restreinte. Cela peut donc engendrer certains désagréments pour le consommateur (André et al., 2018).

#### 3.1. L'autonomie du consommateur au détriment des technologies d'aide à la décision

Le choix que le consommateur réalise en autonomie lui procure une certaine satisfaction. Dans le cas d'une bonne prise de décision, il s'en attribue les mérites car il se sent maître de ses choix. Il retire aussi de cette expérience un sentiment de compétence, d'avoir décidé par lui-même et d'avoir abouti à une décision finale favorable. Dans leur ouvrage Feather et Simon (1971) montrent que les individus se sentent davantage responsables des résultats positifs de leurs choix lorsque la relation pensée-action-résultat est claire pour eux.

La recherche d'autonomie peut aussi se présenter sous d'autres formes pour le consommateur comme le désir de pouvoir **personnaliser un produit** voire même de pouvoir réaliser la fabrication complète de celui-ci. Cette recherche d'autonomie peut s'expliquer par l'envie du consommateur de pouvoir s'exprimer. Cet effet est connu des spécialistes comme le "IKEA effect" (Mochon et al., 2012; Sarstedt et al., 2017).

Laisser le consommateur libre de ses choix peut également l'amener à **renforcer les attributs** de l'option qu'il préfère et minimiser l'intérêt de l'option délaissée (Botti & McGill, 2006). Dans une autre analyse, Botti et McGill (2011) soulignent que la satisfaction est plus grande lorsque l'individu consomme un produit hédonique choisi par ses soins que si le choix avait été réalisé via l'aide d'un expert.

Il a finalement été démontré que **le manque d'autodétermination** chez le consommateur peut avoir des effets psychologiques néfastes, ce qui renforce une fois de plus l'importance du choix. Par manque d'autodétermination, on considère l'incapacité de l'individu à pouvoir influencer une situation qu'il préférerait différente d'un point de vue personnel (Abramson et al., 1978 ; Maier & Seligman, 1976). Si nous adoptons le point de vue du marketing ciblé, avec des

algorithmes de plus en plus persuasifs et efficaces à disposition des experts, le consommateur pourrait se conforter dans l'idée que ceux-ci prédisent ses préférences aussi bien que si celui-ci avait pris la décision par lui-même et son intégrité pourrait dès lors être mise à mal. Si nous ajoutons à cela des publicités de plus en plus efficaces, le consommateur serait plus facilement tenté (André et al., 2018).

### 3.2. Les technologies comme atouts pour la prise de décision

Malgré le désir du consommateur de rester autonome dans ses choix, le laisser en pleine autonomie peut avoir des inconvénients. En l'absence d'aide provenant des technologies, il est amené à devoir faire face à des situations conflictuelles dans lesquelles il doit **faire des compromis**.

Dans la "*consumer decision journey*" de McKinsey, le consommateur passe, dans sa prise de décision, par une phase de comparaison et d'analyse de chaque option disponible. Cette situation peut aboutir à deux résultats différents. D'abord, si l'individu est dans une situation où une des options sort du lot par rapport aux autres, sa décision va générer une certaine satisfaction personnelle car il aura pu mener à bien cette évaluation. Cependant, il arrive que les options proposées soient relativement similaires. Dans ce cas, le consommateur doit réaliser un compromis et choisir les avantages d'une des options au détriment des autres (Alba et al., 1997 ; Payne et al., 1988 ; Shugan, 1980 cité dans André et al., 2018). Cette situation peut rendre l'expérience de consommation moins agréable. Assister le consommateur dans son processus de comparaison et d'analyse grâce aux technologies pourrait toutefois lui éviter ces désagréments.

Alors que nous venons de voir que la comparaison et l'analyse sollicitent les capacités cognitives du consommateur, il semble que ce dernier chercherait à réaliser des compromis. Cette observation a toute son importance dans notre économie connectée. En effet, les agents de recommandations peuvent être d'une grande utilité car ils augmenteraient la probabilité que la première option proposée soit celle choisie. Cela évite alors au consommateur de rentrer dans une phase de comparaison. Toutefois, avec les outils digitaux à sa disposition, il peut facilement mener des comparaisons. Cela réduit la probabilité que le consommateur achète le produit et que ses critères de satisfactions soient rencontrés (André et al., 2018).

**La surabondance de choix** qui permet aux individus de continuer d'exprimer une liberté de choix peut impacter leurs motivations à prendre des décisions car ils devront mobiliser des ressources cognitives importantes ce qui, pour certains, peut demander de gros efforts et même les décourager. De plus, le consommateur surestime généralement les bénéfices à pouvoir choisir. Plus précisément, il ne prend pas en compte le coût temporel et l'énergie qu'il y consacre à sa prise de décision. Confronté à ces efforts importants, le petit avantage qu'il retire d'un produit marginalement supérieur n'absorbe pas l'énergie qu'il a investi et cela se traduit généralement par une expérience négative (André et al., 2018). Les technologies peuvent à nouveau amener certains avantages pour le consommateur lors de son processus décisionnel en lui permettant de réduire ces coûts cognitifs importants.

Cependant, l'analyse du consommateur face à la surabondance de choix est à analyser au cas par cas car cela varie en fonction de sa familiarité avec certains produits. Certaines personnes ayant l'habitude de traiter avec les produits auront moins de difficulté qu'une personne y étant confrontée pour la première fois.

**L'attachement à une option.** Au cours de son processus décisionnel, le consommateur passe par une phase d'évaluation même si celle-ci n'est pas explicite. Lors de celle-ci, il va comparer les attributs des options, se projeter et imaginer l'utilisation qu'il pourrait faire du produit. Cette phase, une fois réalisée, peut créer un sentiment de perte dès qu'il doit choisir une option au détriment d'une autre. Cela s'appelle l'attachement à une option (Carmon, 2003). À nouveau, les technologies de recommandation pourraient venir atténuer ces attachements à une option en suggérant directement certains produits évitant ainsi aux individus d'entrer dans une relation « sentimentale » avec les produits qu'il consulte.

#### **4. Le comportement du consommateur face aux produits d'implications différentes**

Après avoir débattu entre autres des avantages et inconvénients de la taille de l'assortiment proposé, intéressons-nous aux produits qui le composent. Nous voulons comprendre si le consommateur réagit de la même façon face à des produits relativement différents de par leur implication et pour cela, nous avons parcouru l'étude de Knotzer et Madlberger (2007). Dans un premier temps, ils supposent qu'une implication forte de la part du consommateur dans un produit influence sa recherche d'opinions auprès d'autrui. Ensuite, ils suggèrent une deuxième relation entre sa recherche d'opinion du consommateur et sa réceptivité aux suggestions

fournies par les systèmes de recommandations. Cela nous amène à nous demander quel impact peut avoir l'implication du consommateur dans le produit sur la perception des recommandations. Ils ont mesuré l'implication en utilisant deux des cinq facettes de Laurent et Kapferer (1986) : le risque de se tromper et la valeur symbolique du produit. Nous verrons, par la suite, que ce concept d'implication est large et complexe.

#### 4.1. Origine du concept

Le concept d'implication tire ses origines dans la psychologie sociale et est utilisé pour comprendre comment et pourquoi le consommateur crée un attachement particulier avec une catégorie précise de produits (Sherif & Sherif, 1967 cités dans Michaelidou & Dibbs, 2006). Cela a servi de base pour l'utilisation du concept dans l'analyse du comportement des consommateurs. C'est Krugman (1965) qui a transposé le concept d'implication au domaine marketing et à l'analyse du comportement du consommateur après qu'il ait mesuré l'implication dans les publicités. Par la suite, les recherches se sont davantage portées sur la conceptualisation et la mesure de l'implication par rapport aux produits, message ou encore l'achat.

#### 4.2. Définition de l'implication

Au sein de la littérature, notamment dans le domaine de la psychologie sociale, il existe une multitude de définitions et utilisations de ce concept, ce qui rend sa mise en œuvre compliquée (Michaelidou & Dibbs, 2006). Malgré cela, Rothschild (1984) (cité dans Miled-Chérif, 2001) est parvenu à dégager la définition suivante : « *un état non observable de motivation, d'excitation ou d'intérêt. Elle est créée par des variables externes (la situation, le produit, la communication) et internes (le moi, les valeurs). Elle entraîne des comportements, certaines formes de recherche de produit, de traitement de l'information et de prise de décision* ». La motivation du consommateur va, en effet, déterminer les efforts qu'il sera prêt à faire pour satisfaire ses besoins. L'implication influence donc les efforts mentaux et physiques que le consommateur mobilise dans son processus d'achat. Un individu avec un niveau d'implication plus élevé va chercher plus d'informations avant l'achat, traiter les informations plus en profondeur et son choix reposera sur plus de critères que s'il avait un faible niveau d'implication (Laaksonen, 1994 cité dans Behe et al., 2015 ; Breugelmans et Campo, 2011).

#### 4.3. Les dimensions de l'implication

L'implication se compose de deux dimensions : une première, cognitive et affective ((McGuire, 1976 ; Berger, 1986 ; Vaughn, 1980 ; Park & Young, 1983 ; Ratchford, 1987 cité dans Miled-Chérif, 2001) et une seconde, durable et contextuelle (Houston & Rothschild, 1978 ; Bloch 1981, cité dans Miled-Chérif, 2001).

**La composante cognitive** dépend de la motivation associée à la recherche de performance d'attributs tangibles. (McGuire 1976 ; Holbrook & Hirschman, 1982). L'attention du consommateur se porte sur le coût, les bénéfices procurés par le produit et ses performances fonctionnelles. (Dhar & Wertenbroch, 2000). **La composante affective** dépend des possibilités de réponses à des besoins hédoniques offertes par le produit comme la valeur de plaisir (Holbrook & Hirschman, 1982 ; Dhar & Wertenbroch, 2000) ou la possibilité offerte à son utilisateur d'exprimer l'image de lui qu'il souhaite donner, appelé aussi valeur signe (Laurent & Kapferer, 1986 ; Berger, 1986). L'implication est le résultat de ces deux composantes. (Buck, 1988). On parle d'arbitrage entre les aspects cognitifs et affectifs du comportement de l'individu.

**La composante durable**, suppose un intérêt à long terme pour le produit indépendamment du contexte. ((Houston & Rothschild, 1978 ; Higie & Feick, 1989, cité dans Miled-Chérif, 2001)). L'implication est déterminée par l'intensité de la relation entre le produit, les besoins et les valeurs de l'individu. Il s'agira d'un produit impliquant lorsqu'il est en mesure de satisfaire les besoins et valeurs de l'individu (Miled-Chérif, 2001). À contrario, **la composante contextuelle** est expliquée par l'intérêt manifesté par un individu au travers de son comportement découlant d'un contexte particulier comme l'achat et/ou l'utilisation d'un produit. L'implication contextuelle n'est donc que provisoire puisque celle-ci diminue une fois l'objectif de l'individu atteint (Bloch, 1981).

#### 4.4. La mesure de l'implication

Nous distinguons trois catégories de mesure : unidimensionnelles, multidimensionnelles et les profils d'implication (Miled-Chérif, 2001). Rothschild (1979) (cité dans Michaelidou & Dibb, 2006) souligne que la plupart des recherches voient l'implication de manière multidimensionnelle. Laurent et Kapferer ajoutent qu'il faudrait arrêter de penser en termes

d'indicateur simple mais plutôt d'utiliser un profil d'implication reprenant une série d'indicateurs (Kapferer & Laurent, 1985).

Laurent et Kapferer (1986) ont dressé une liste de 5 sources possibles d'implication pour établir un profil :

- (1) « *L'intérêt personnel dans la catégorie de produit* » ;
- (2) « *L'importance perçue des conséquences négatives en cas de mauvais choix* » ;
- (3) « *La probabilité subjective de faire une telle erreur* » ;
- (4) « *La valeur signe attribuée par le consommateur au produit, à son achat ou à sa consommation* » ;
- (5) « *La valeur hédonique du produit, son potentiel émotionnel, sa capacité à procurer un plaisir ou une sensation agréable* ».

Tableau 1 : Classement des facteurs selon la dichotomie de Houtson et Rothschild (1978)

Implication durable	Implication de situation
L'intérêt (1)	
Le plaisir (5)	
Le risque perçu (2)	
La valeur signe(4)	
La probabilité de se tromper (3)	

Soulignons pour finir que le facteur risque (2 et 3) joue un rôle relativement important dans l'implication du consommateur lors de ses choix. On trouve comme source de risques, la variable prix, l'impossibilité de revenir sur un choix réalisé dans le cas d'un bien destiné à une longue utilisation mais encore la fréquence d'achat, le degré de compétence et de familiarité que le consommateur a vis-à-vis du produit (Laurent & Kapferer, 1986).

#### 4.5. Les manifestations de l'implication

Ce concept a permis de comprendre les comportements du consommateur. Les facteurs contextuels, les caractéristiques propres à chacun ainsi qu'au produit, sont à l'origine de comportements différents comme par exemple dans la recherche d'informations, son traitement et le processus de décision (Houston & Rothschild, 1978). L'implication décisionnelle peut être faible ou forte.

Dans le cas d'une implication élevée, les individus mèneront de larges et complexes activités pour collecter et traiter des informations. Les raisons de l'achat peuvent faire augmenter cette activité de collectes comme par exemple si c'est un produit acheté pour soi ou si c'est dans le cadre d'un cadeau. Une implication faible suscitera le comportement inverse.

A la vue de ces nouveaux éléments, il nous a semblé pertinent de retenir le critère d'implication dans le produit pour notre étude. C'est pourquoi, nous nous posons la question suivante : « *Dans quelle mesure, l'implication du consommateur dans le produit influence-t-elle son intention d'utiliser les recommandations pour son achat ?* » Nous poserons donc l'hypothèse de recherche suivante :

**H1 : L'implication du consommateur dans un produit a une influence sur l'intention du consommateur d'utiliser une recommandation pour son achat.**

- H1.1 : La valeur symbolique perçue par le consommateur dans un produit a une influence sur l'intention du consommateur d'utiliser une recommandation pour son achat.
- H1.2. : Le risque perçu dans l'achat d'un produit a une influence sur l'intention du consommateur d'utiliser une recommandation pour son achat.

## **5. La formulation des recommandations faites aux consommateurs**

André et al., (2018) dégagent certaines interrogations à la fin de leur étude, notamment à propos de l'origine de la recommandation. Par origine, ils entendent sur quelles données et au travers de quel algorithme une recommandation a été émise. Alors que les chercheurs se sont concentrés principalement sur les algorithmes et les caractéristiques des produits recommandés, Gai et Klesse (2019) étudient l'impact de la formulation d'une recommandation sur l'intention de cliquer dessus (Formuler : « *rédiger un texte, un énoncé selon la formule adéquate d'une certaine manière* » Formulation : « *la manière dont quelque chose est formulé* » (Larousse, n. d.). Leur objectif est d'identifier la manière la plus efficace de présenter une recommandation aux consommateurs. Pour ce faire, ils comparent deux types de recommandations : les systèmes de recommandations utilisant un système de filtrage collaboratif focalisé sur les similitudes entre les préférences des utilisateurs tout en mentionnant des affirmations telles que « *Les clients qui ont consulté cet article ont également consulté...* » ou « *Les clients qui ont apprécié cet article ont également apprécié...* » et ceux basés sur le contenu qui se focalisent sur les attributs des produits et génèrent l'affirmation suivante « *Similaire à....* ».

Cette étude (Gai & Klesse, 2019) permet de mettre en évidence les systèmes les plus efficaces. Dans cette analyse, ils démontrent que les systèmes de filtrage collaboratif ont certains atouts : ils fournissent par exemple des recommandations aux consommateurs avec lesquelles il existe une correspondance des produits (c'est-à-dire que le produit recommandé est similaire au produit que le consommateur consulte simultanément) et permettent aussi de fournir une correspondance de goûts entre les utilisateurs. Ce genre de recommandation offre aux consommateurs la possibilité d'extraire des informations à partir des goûts partagés avec d'autres pour pouvoir prédire les leurs pour des produits inconnus. Cela devrait leur procurer une garantie supplémentaire que le produit corresponde à leurs attentes (Yaniv & al., 2011).

Cependant, la complexité des algorithmes pose certains défis aux entreprises pour savoir expliquer aux utilisateurs de manière claire et concise une recommandation. C'est à dire la manière avec laquelle le processus de recommandation est structuré et fonctionne. Une meilleure compréhension renforce pourtant le sentiment de confiance du consommateur dans le système de recommandation (Wang & Benbasat, 2007) et sa capacité à les accepter (Cramer et al., 2008 ; Kramer, 2007).

Leur analyse a permis de vérifier l'hypothèse de départ quant à l'efficacité des recommandations basées sur les préférences partagées avec les autres consommateurs. Ils sont plus attirés vers ce genre de formulation de recommandation car elle apporte une composante sociale au système (Gai & Klesse, 2019). Il serait intéressant que les entreprises ayant recours à ces systèmes de recommandations considèrent ces résultats et se posent la question de l'adaptation de leurs modèles existants.

Afin de faciliter la lecture et de raccourcir la dénomination des formulations utilisées, nous proposons le codage suivant : « Les clients qui ont apprécié cet article ont également apprécié... » sera résumé sous la dénomination « préférences partagées » et la seconde « Nous vous recommandons... » par « préférences basées sur le comportement passé »

Sur base de ces recherches, nous nous sommes donc posé la question suivante : « *Dans quelle mesure la formulation d'une recommandation faite à un consommateur influence-t-elle son intention d'utiliser une recommandation pour son achat ?* ». Alors, nous formulons les deux hypothèses suivantes :

H2 : L'attitude du consommateur envers la formulation de recommandations de produits mentionnant des préférences partagées influence son intention d'utiliser une recommandation pour son achat.

H3 : L'attitude du consommateur envers la formulation de recommandations de produits mentionnant des préférences basées sur son comportement passé d'achats influence son intention d'utiliser une recommandation pour son achat.

## **6. La confiance du consommateur**

Comme le soulignaient déjà André et al., (2018) la confiance du consommateur est à prendre en compte dans l'utilisation de recommandations. L'étude menée par Oracle en 2019, appuie ces suppositions à propos desquelles, la confiance des consommateurs envers les recommandations d'achats varie significativement en fonction de la source de celles-ci. Ainsi, on peut voir que lorsqu'une recommandation est formulée par un ami, membre de la famille ou un collègue, le consommateur a confiance en celle-ci à hauteur de 88%. Lorsqu'il s'agit d'une recommandation d'un autre consommateur en ligne, la confiance chute à 24%. Pour une recommandation d'un employé en magasin, le pourcentage est de 26%. Les influenceurs eux obtiennent le niveau de confiance le plus faible avec 14% (Oracle, 2019).

Nous nous sommes donc interrogés sur cette modération et avons basé nos recherches sur l'étude de Senecal et Nantel (2004). Ceux-ci analysent certaines variables pouvant jouer un rôle de modérateur, et influencer le comportement à l'égard d'une recommandation en ligne. Parmi ces variables, ils ont analysé la confiance. Ils ont supposé que les recommandations provenant des autres consommateurs devraient être perçues comme dégageant plus de confiance que si la source était un expert humain ou un système de recommandation et ils ont pu valider cette hypothèse. Comme cité précédemment, Wang et Benbasat (2005 ;2007) ont fait de nombreuses études pour comprendre l'attitude du consommateur au travers de la variable confiance dans le système de recommandation. C'est grâce à leurs échelles de mesure que nous avons établi nos questions pour évaluer le modérateur confiance en l'agent de recommandation (Benbasat & Wang, 2005). Sur base de ceci, et l'attitude que le consommateur adopte vis-à-vis de la formulation d'une recommandation, il nous a semblé intéressant d'étudier si une formulation mentionnant des préférences partagées dégage plus de confiance dans le chef du consommateur et, par conséquent, augmente son intention d'utiliser les recommandations proposées.

**H4 : L'influence positive de la formulation d'une recommandation sur l'intention d'utiliser une recommandation sera plus forte si le consommateur a confiance en l'agent de recommandation.**

- H4.1 : L'influence positive d'une recommandation de produits mentionnant ce que d'autres consommateurs ont aussi acheté sur l'intention d'utiliser une recommandation sera plus forte si le consommateur a confiance en l'agent de recommandation
- H4.2 : L'influence positive d'une recommandation de produits mentionnant des produits similaires à son comportement passé d'achats et qu'il pourrait apprécier sur l'intention d'utiliser une recommandation sera plus forte si le consommateur a confiance en l'agent de recommandation.

## Conclusion revue de littérature

En conclusion, les changements de comportements observés chez les consommateurs demandent aux entreprises de revoir leurs stratégies. Face à des utilisateurs de plus en plus connectés qui interagissent entre eux et veulent désormais que leurs besoins soient considérés de manière individuelle, les experts se sont tournés vers le marketing relationnel reposant sur les interactions et sur le marketing one-to-one aussi appelé personnalisation.

Dans second chapitre, nous avons constaté que les évolutions technologiques ont permis d'améliorer la customisation du produit mais aussi la personnalisation de l'offre basée sur les caractéristiques individuelles ou comportementales des individus et cela grâce profilage du consommateur, et au filtrage de l'information au travers des différents systèmes. Ceux-ci ont montré des fonctionnements relativement différents et nous avons pu également constater que le comportement du consommateur à l'égard de ces systèmes pouvait potentiellement être différent. Nous avons ensuite analysé l'implantation d'un processus de personnalisation suivant un cycle particulier et la livraison des offres qui en découlent. Enfin, nous avons découvert que l'utilisation du Big Data pouvait être un support intéressant pour les entreprises ayant recourt à la personnalisation avec toutefois certains points critiques à prendre en compte.

Notre dernier chapitre s'est intéressé dans un premier temps au comportement du consommateur face aux évolutions de la société de consommation et de l'arrivée des nouvelles technologies facilitant la prise de décision. Nous avons vu que la prise de décision du consommateur se faisait au travers de plusieurs étapes. Nous avons constaté que lorsque le consommateur est face à un assortiment de produits, ce dernier réagit différemment une fois qu'il y est confronté. Nous avons vu que les technologies pouvaient avoir un rôle à jouer pour assister le consommateur dans ses choix mais présentaient aussi certains inconvénients. Par la suite, nous sommes interrogés des possibles changement de comportement chez le consommateur face à des produits d'implications différentes notamment en terme de « valeur symbolique », « de risque » et de « probabilité subjective de se tromper ». Nous nous sommes également intéressés à l'analyse des systèmes de recommandations et en particulier aux comportements manifestés par le consommateur à l'égard de la formulation des recommandations. Une différence d'attitude possible entre deux formulations précises a été mise en évidence. Nous tenterons de confirmer cette hypothèse dans la deuxième partie. Une différence de comportement a été remarquée entre deux formulations différentes. Nous avons

finalement émis l'hypothèse que le facteur confiance pouvait avoir un rôle de modérateur sur l'intention d'utilisation des recommandations.

Voici ci-dessous, un schéma récapitulatif des différentes hypothèses que nous avons émises et que nous testerons dans la seconde partie.

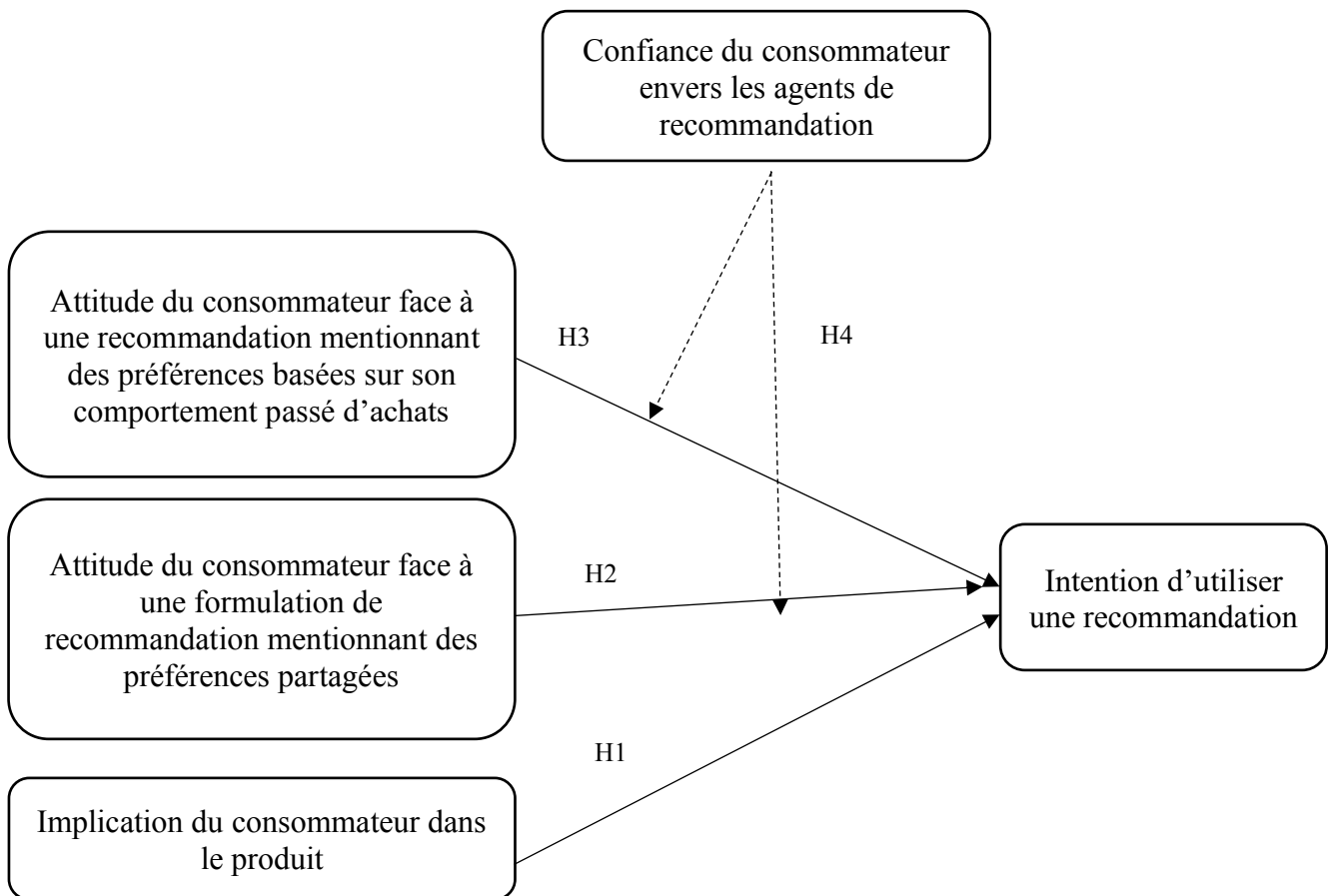


Figure 5 : Modèle récapitulatif de l'étude

## PARTIE II : Étude quantitative

Nous avons établi précédemment une revue de littérature afin de formuler nos hypothèses. Nous allons maintenant les tester au travers d'une étude quantitative. Celle-ci sera organisée en trois parties : la méthodologie, l'analyse des résultats et finalement de brèves recherches exploratoires.

### Chapitre 1 : Méthodologie

Pour vérifier nos hypothèses et les différentes interactions entre les facteurs utilisés, nous effectuerons une approche quantitative. En effet, nous avons pu supposer que l'implication du consommateur dans les produits, tout comme son attitude envers la formulation de la recommandation présentée, pouvaient impacter son intention d'utiliser les recommandations de produits proposées. La littérature nous a également montré que l'impact entre de la formulation et l'intention du consommateur de l'utiliser, pouvait être modéré par la confiance que l'individu a envers l'agent de recommandation.

#### 1. Expérimentation

La recherche quantitative s'est faite au travers de 4 scénarios au sein desquels nous avons manipulé plusieurs variables telles que les produits recommandés et également la manière avec laquelle la recommandation était formulée. Dans chacun de ces scénarios, nous avons fait varier le produit présenté (un pyjama supposé à faible implication et une veste supposée à forte implication) et la formulation de la recommandation (« Des utilisateurs ayant acheté cet article ont également acheté... » que nous renommons « Préférences partagées » et « Nous vous recommandons... » renommé « Préférences sur base du comportement passé d'achats ») (Voir Annexe 1). L'objectif premier de cette approche est d'abord d'observer si les répondants ont perçu ces changements et ensuite dans quelle(s) mesure(s) ces variations ont impacté les comportements vis-à-vis des recommandations.

Afin d'élaborer les différents scénarios, nous avons choisi des exemples de produits et des formulations à présenter aux répondants. Tout d'abord, la difficulté a résidé dans la recherche de produits d'implications différentes et pour lesquels d'autres paramètres que ceux désirés ne viennent influencer le comportement du consommateur. Ensuite, nous avons cherché des sites internet qui proposent des formulations de recommandations différentes pour ces produits.

Nous avons donc navigué sur des sites de commerce en ligne proposant des recommandations pour leurs utilisateurs et notre choix s’est arrêté sur le site de Zalando et d’Amazon.

En ce qui concerne les produits choisis, nous avons considéré la veste comme étant un produit suscitant une forte implication du consommateur notamment en matière de risque perçu et de valeur symbolique. En opposition à ce produit, nous avons choisi de présenter le pyjama comme produit à faible implication. Nous supposons en effet, qu’il ne suscite pas un niveau d’implication élevé chez le répondant. Le choix de ces articles a été confirmé par la soumission de notre questionnaire à 5 personnes qui ont manifesté une implication différente à l’égard de ces deux produits (Voir annexe 2).

Pour le choix des exemples de formulations, nous nous sommes appuyés sur la littérature puisque les formulations « Les utilisateurs qui ont acheté cet article ont également acheté ... » et « Nous vous recommandons... » ont déjà démontré des attitudes différentes chez le consommateur dans une étude précédente (Gai & Klesse, 2019).

Tableau 2 : Scénarios

		Formulation utilisée	
		<b>A : Préférences basées sur le comportement passé d’achat</b>	<b>B : Préférences partagées</b>
Produit présenté	Pyjama	Scénario n°1	Scénario n°2
	Veste	Scénario n°3	Scénario n°4

## 2. Élaboration du questionnaire et des échelles de mesure

Lors de l’élaboration de notre questionnaire, nous avons veillé à maintenir une certaine standardisation, condition à ne pas négliger étant donné que nous élaborons plusieurs scénarios. En effet, le respect de cette condition nous permettra d’obtenir des données comparables et, par conséquent, exploitables dans notre analyse statistique. Raison pour laquelle, nous avons élaboré nos questionnaires de façon identique avec des libellés et un ordre de questions similaires pour tous les répondants (Lambin & de Moerloose, 2016).

Le questionnaire se compose de 4 sections. Préalablement à celui-ci, une brève introduction est faite aux répondants afin de leur expliquer l’objectif, le sujet, la manière de répondre au questionnaire et comment leurs données seront traitées.

**La première section** est composée d'une question filtre pour nous assurer que les répondants sont familiers avec les achats en ligne. Cette première question a toute son importance car dans les sections suivantes nous allons mesurer les comportements des répondants vis-à-vis des recommandations présentes sur internet.

**La seconde section** reprend quelques questions de mise en contexte destinées à évaluer les connaissances des répondants sur le sujet.

**La troisième section** contient 1 des 4 scénarios. Ils sont distribués aléatoirement aux répondants et sont organisés suivant le même schéma de question : une question destinée à mesurer le niveau d'implication du répondant vis-à-vis du produit, ensuite plusieurs questions pour analyser son attitude par rapport à la formulation utilisée pour exprimer la recommandation, suivies d'une question pour évaluer le niveau de confiance du répondant envers l'agent de recommandation et enfin une dernière question pour mesurer l'intention du répondant d'utiliser la recommandation pour son achat.

**La quatrième section** nous permet via diverses questions de dresser le profil sociodémographique (sexe, âge, niveau d'éducation) et d'activité en ligne après achat (leur contribution à des avis, recommandations suite à leurs achats/expériences) de nos répondants.

Notre questionnaire se clôture systématiquement avec une question ouverte pour permettre aux répondants de formuler des commentaires éventuelles à propos de l'enquête ainsi qu'avec un bref message de remerciement pour le temps consacré.

En ce qui concerne l'ordre des questions, nous avons veillé à ce qu'elles respectent un ordre le plus logique possible. Pour cela, nous avons mis en pratique le principe d'entonnoir qui voudrait que les questions générales soient posées avant les questions plus personnelles, nécessaires pour établir le profil sociodémographique des répondants. Nous avons aussi privilégié des questions fermées exception faite pour la question de clôture où les répondants peuvent formuler leurs commentaires. Finalement, nous avons fait attention à la longueur du questionnaire car nous savons qu'au-delà d'une certaine durée, le nombre d'abandons devient significatif.

Les réponses récoltées sont mesurées au travers d'échelles reprises dans notre revue de littérature. Chaque échelle a dû être adaptée et parfois traduite afin de correspondre aux mieux

à nos scénarios et d'assurer une fluidité de lecture. Toutes les échelles utilisées dans les scénarios sont de type Likert à 5 points allant de « Pas du tout d'accord » à « Tout à fait d'accord ». Notre choix s'est arrêté sur les échelles à 5 points car nous estimions que le questionnaire dégageait déjà une certaine difficulté dans le chef de nos répondants et nous voulions éviter que des possibilités de réponses supplémentaires ne viennent alourdir leur tâche ou qu'ils abandonnent. De plus, afin de ne pas contraindre nos répondants à fournir une réponse dans le cas où ils n'avaient pas d'avis, une option « Je ne sais pas » a été prévue. L'échelle de Likert a l'avantage d'être simple à comprendre pour les personnes interviewées et le nombre impair de réponses possibles permet aux individus sans avis tranché, de pouvoir répondre de manière « Neutre ». La sixième proposition de réponse « Je ne sais pas » a été privilégié pour ne pas forcer les répondants à fournir une réponse qui ne correspond pas à leur ressenti et par conséquent ne viennent biaiser les résultats obtenus. En ce qui concerne les questions se rapportant au profil sociodémographique du répondant, nous avons utilisé des échelles nominales et ordinales. Vous trouverez, ci-dessous un, tableau récapitulatif des échelles utilisées pour calculer chaque variable dépendante et indépendante.

Tableau 3 : Récapitulatif des échelles de mesure utilisées

Variable	#items de mesure	Type d'échelle	Items de mesures adaptés	Sources
Implication	10	Échelle de Likert à 5 points	<p><b>La valeur symbolique :</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>- Ce produit qu'on achète dit un peu qui on est</li> <li>- On peut se faire une idée de quelqu'un avec ce genre de produit à ce qu'il (ou elle) achète</li> <li>- Ce produit que j'achète reflète le genre de personne que je suis</li> </ul> <p><b>L'importance symbolique :</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>- Quand on choisit ce produit, ce n'est pas grave si on se trompe</li> <li>- Si après avoir acheté ce produit mon choix se révélait mauvais, cela m'ennuierait énormément</li> <li>- Si ce produit ne me convient pas, c'est très ennuyeux</li> </ul> <p><b>La probabilité subjective :</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>- Quand on achète ce produit, on n'est jamais certain de son choix</li> <li>- Choisir ce produit, c'est assez compliqué</li> <li>- Quand je suis devant un assortiment de ce produit, je me sens toujours désorienté pour choisir</li> <li>- Quand je vois ce produit, je suis perdu dans mes choix</li> </ul>	Laurent, G., et Kapferer, J. (1986).
Intention d'utiliser une recommandation	3	Échelle de Likert à 5 points	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Je suis disposé à utiliser cet agent de recommandation pour m'aider dans mes décisions d'achats de produits</li> </ul>	Nilashi et al., (2016).

			<ul style="list-style-type: none"> <li>- Je suis disposé à laisser cet agent de recommandation m'aider à décider quel produit choisir</li> <li>- Je suis disposé à utiliser cet agent de recommandation comme un outil qui me suggère un certain nombre de produits parmi lesquels je peux choisir</li> </ul>	
Implication dans la recommandation	3	Échelle de Likert à 5 points	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Je trouve ce message intéressant</li> <li>- Je trouve que ce message me pousse à aller plus loin/à m'engager</li> <li>- Je trouve ce message pertinent</li> </ul>	Bower, A., et Landreth, G.(2009).  Shiv, B., et al., (2004).
Persuasion de la recommandation	4	Échelle de Likert à 5 points	<p>Ce message est :</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>- Persuasif</li> <li>- Efficace</li> <li>- Contraignant</li> <li>- Convaincant</li> </ul>	Chang (2017;2018).  Dillar et al., (2007)
Confiance du consommateur dans les agents de recommandation	11	Échelle de Likert à 5 points	<p><b>Confiance – les compétence</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>- Cet agent de recommandation est comme un expert dans l'évaluation de ces produits</li> <li>- Cet agent de recommandation a l'expertise nécessaire pour comprendre mes besoins et mes préférences</li> <li>- Cet agent de recommandation a la capacité de comprendre mes besoins et mes préférences en matière de produits</li> <li>- Cet agent de recommandation a de bonnes connaissances sur les produits</li> <li>- Cet agent de recommandation tient compte de mes besoins et de toutes les caractéristiques importantes des produits</li> </ul> <p><b>Confiance - la bienveillance</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>- Cet agent de recommandation fait passer mes intérêts avant les siens</li> <li>- Cet agent de recommandation garde mes intérêts à l'esprit</li> <li>- Cet agent de recommandation veut comprendre mes besoins et mes préférences</li> </ul> <p><b>Confiance – l'intégrité</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>- Cet agent de recommandation me fournit des recommandations impartiales sur le produit</li> <li>- Cet agent de recommandation est honnête</li> <li>- Je considère que cet agent de recommandation est intègre</li> </ul>	Benbasat, I. et Wang, W., (2005).
Sexe	2	Échelle nominale	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Homme</li> <li>- Femme</li> </ul>	Source personnelle
Age	6	Échelle de proportion	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Moins de 18 ans</li> <li>- 18 – 25 ans</li> <li>- 26 – 35 ans</li> <li>- 36 – 45 ans</li> <li>- 46 – 55 ans</li> <li>- 56 – et plus</li> </ul>	Source personnelle
Niveau d'étude	6	Échelle ordinale	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Niveau primaire</li> <li>- Niveau secondaire</li> <li>- Bachelier ou graduat</li> <li>- Master ou licence</li> <li>- Doctorat</li> <li>- Autres :</li> </ul>	Source personnelle

Activité en ligne après achat	5	Échelle nominale	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Jamais</li> <li>- Rarement</li> <li>- Occasionnellement</li> <li>- Souvent</li> <li>- Toujours</li> </ul>	Source personnelle
Fréquence d'achat	4	Échelle ordinale	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Moins d'une fois par mois</li> <li>- Une fois par mois</li> <li>- Deux à trois fois par mois</li> <li>- Quatre fois ou plus par mois</li> </ul>	Source personnelle

### 3. Le choix de l'échantillon

La technique d'échantillonnage utilisée est un échantillonnage non-probabiliste. Afin de collecter les données les plus exploitables possibles, nous avons ajouté au début du questionnaire une question filtre afin que seules les personnes ayant déjà réalisé un achat en ligne répondent à ce questionnaire. Notre échantillon sera donc les belges francophones qui réalisent des achats en ligne.

### 4. Le pré-test

Afin de tester tous les aspects du questionnaire et déceler de potentiels problèmes de compréhension ou d'ordre technique, nous avons réalisé un pré-test auprès de 5 répondants. Le pré-test a permis de mettre en évidence que la transposition du questionnaire initial vers un appareil mobile entraînait un manque de clarté et de fluidité pour les pré-testeurs (Voir annexe 2). Ce à quoi nous avons remédié car selon notre logiciel d'enquête en ligne, 53% des enquêtes menées sur Qualtrics sont démarrées sur des appareils mobiles (Qualtrics, n. d.). Nous avons également revus certaines tournures de phrases parfois trop complexes ou imprécises.

## 5. La matrice « hypothèses-questions »

Voici ici un tableau reprenant les hypothèses et les différentes questions. Il nous permet de vérifier que chaque question correspond bien à une hypothèse et qu'il n'y a pas de question inutile.

Tableau 4 : Matrice « hypothèses-questions »

		H1	H2	H3	H4	Manipulation Check	Analyse de l'échantillon
Partie commune	Q1	Question filtre					
	Q2 <sub>O</sub>						
	Q3 <sub>N</sub>						
	Q4 <sub>N</sub>						
Scénario	Q5 <sub>I</sub>	A				D	
	Q6 <sub>I</sub>		B	B		D	
	Q7 <sub>I</sub>		B	B		D	
	Q8 <sub>I</sub>				E		
	Q9 <sub>I</sub>	A	B	B	E		
Partie commune	Q10 <sub>N</sub>						C
	Q11 <sub>O</sub>						C
	Q12 <sub>O</sub>						C
	Q13 <sub>N</sub>						
	Q14 <sub>N</sub>						

### Légende des symboles utilisés :

Q<sub>i</sub> où i indique la nature des données. N = Nominal, O = Ordinal, I = Intervalle et R = Ratio.

Les lettres dans le tableau correspondent aux différents tests effectués : A = régression linéaire simple, B = régression linéaire multiple, C = Test Khi-carré, D = Test d'homogénéité, E = Modération

Les questions se rapportant à la première partie commune sont destinées à créer une mise en situation pour le répondant afin de leur expliquer brièvement ce qu'est une recommandation de produit en ligne. La seconde partie commune comporte 5 questions utiles à l'établissement du profil sociodémographique du répondant.

## 6. La procédure de collecte

Le questionnaire a été élaboré sous un format digital grâce au logiciel de création d'enquêtes Qualtrics et a été publié pendant 4 jours sur les réseaux sociaux. L'objectif initial était de 50 répondants minimum par scénario avec un objectif global de 200 répondants avec des réponses exploitables. Nous avons toutefois obtenu plus de répondants qu'espéré.

Les raisons qui nous ont poussés à diffuser l'enquête en ligne sont diverses. Tout d'abord, ce canal de diffusion correspond à notre population cible puisque nous cherchions des consommateurs faisant leurs achats en ligne. Ensuite, c'est la méthode la plus rapide et également la moins onéreuse. Elle permet aussi de toucher un plus large échantillon de répondants potentiels. D'un point de vue pratique, la méthode de distribution en ligne nous facilite certaines tâches puisqu'elle nous permet d'obtenir un encodage immédiat. Des aides visuelles comme des images peuvent aussi être présentées aux répondants ce que nous avons largement fait dans le cadre de notre enquête. Nous sommes toutefois conscients que ce type de méthode a certains inconvénients tel que son caractère impersonnel, la peur du répondant quant à l'utilisation de ses données et finalement une accroche du répondant plus difficile (Lambin & de Moerloose, 2016).

## **Chapitre 2 : Analyse des résultats**

Dans ce chapitre, notre analyse se structure en 6 étapes : la préparation des données pour les utiliser à des fins descriptives et statistiques, la description de l'échantillon obtenu grâce au questionnaire, la comparaison des échantillons des sous-groupes, les opérations préliminaires avec les analyses factorielles et de fiabilité des échelles de mesure, la vérification des manipulations et finalement l'analyse des hypothèses de notre recherche. L'ensemble de ces étapes est réalisé sur le logiciel statistique SPSS et nous avons travaillé avec un seuil de signification de 5%.

### **1. Préparation des données**

Avant de traiter les réponses avec le logiciel SPSS, nous avons réalisé un prétraitement des données pour ne garder que les données exploitables et pertinentes. Sur les 643 réponses reçues, 239 profils de répondants n'ont pas été pris en compte car les réponses fournies n'étaient pas complètes. Des 404 réponses restantes, nous avons aussi soustrait 26 répondants qui n'avaient jamais réalisé d'achats en ligne. Il nous restait donc une base de données « exploitable » de 378 répondants. Cependant, étant donné que nous avons choisi de ne pas forcer à fournir une réponse dans les cas où les répondants ne savaient pas répondre, nous avons dû procéder à la suppression de 11 questionnaires qui présentaient soit des anomalies dans leur profil sociodémographique soit un trop grand nombre de « je ne sais pas » pour réponse, rendant leur profil inexploitable. Certains commentaires post-questionnaire et l'analyse des profils problématiques nous ont permis d'en comprendre les raisons. En effet, parmi ces 11 répondants

certains ont indiqué qu'ils avaient des difficultés à percevoir clairement les nuances ou trouvaient le questionnaire trop compliqué. Autre explication possible, le facteur âge (voir tableau 4) en lien avec un vocabulaire trop technique ou un manque de familiarité avec les achats en ligne ou la technologie, pourrait expliquer ces abstentions de réponses. Quant aux répondants qui ont exceptionnellement répondu « Je ne sais pas » à une question, nous avons utilisé la moyenne des autres réponses fournies par ce même répondant au sein de cette même dimension afin d'assigner une valeur.

La difficulté manifestée par certains répondants, notamment pour percevoir les nuances, nous amènes à nous interroger sur l'existence d'un biais potentiel. En effet, l'utilisation des échelles de Likert combinée à un manque de discernement des nuances par certains répondants, a pu créer un effet de halo les poussant à cocher systématiquement la même colonne.

Nous disposons donc finalement d'une base de données exploitables de 367 répondants.

*Tableau 5 : Profil des répondants supprimés*

	Genre	Âge
Répondant 63	Femme	18 – 25 ans
Répondant 109	Femme	- 18 ans
Répondant 166	Femme	18 – 25 ans
Répondant 168	Femme	- 18 ans
Répondant 199	Femme	18 – 25 ans
Répondant 222	Femme	- 18 ans
Répondant 263	Femme	56 ans et +
Répondant 266	Homme	18 – 25 ans
Répondant 270	Femme	56 ans et +
Répondant 335	Homme	56 ans et +
Répondant 355	Femme	18 – 25 ans

Pour faciliter le traitement de nos données, nous avons établi en amont un codage des réponses via le logiciel Qualtrics pour ne garder que des variables numériques. Nous avons procédé au recodage de certaines données. Les variables « Implication du consommateur dans le produit – risque1 » et « Persuasion de la recommandation - 3 » ont subi un recodage pour en inverser l'échelle de mesure. Nous avons également regroupé 2 catégories d'âge « Moins de 18 ans » avec les « 18-25 ans ». La variable niveau d'éducation a aussi subi un regroupement des niveaux afin de passer de 6 réponses à 3 : « Niveau primaire et secondaire », « Baccalauréat

ou graduat » et « Master ou licence et plus ». A propos de cette variable, une réponse « autre » était proposée et a été attribuée à la catégorie correspondante (Voir annexe 4).

## 2. Description de l'échantillon

Notre échantillon se compose de 367 répondants dont 93 hommes et 274 femmes relativement familiers avec les achats en ligne et âgé entre 18 et + 56 ans. Les tableaux ci-dessous décrivent notre échantillon et les données plus conséquentes sont mises en évidence en rouge. Les répondants sont majoritairement des femmes, âgées de 18 à 25 ans (tableau 5). Nombreux sont ceux avec un diplôme de bachelier (tableau 6). La majorité des répondants effectuent au minimum un achat par mois (tableau 7). Par contre, rares sont ceux qui écrivent des recommandations, des évaluations, commentaires ou autres sur un produit après leurs achats (tableau 8). Finalement, une grande majorité de nos répondants savent ce qu'est une recommandation de produit en ligne et nous ont aussi affirmé utiliser ce genre de services (tableau 9).

Tableau 6 : Description de l'échantillon selon l'âge et le genre

		Age					Total
		18 - 25 ans	26 - 35 ans	36 - 45 ans	46-55 ans	56 ans et +	
Genre	Homme	12,5%	5,2%	2,7%	2,7%	2,2%	25,3%
	Femme	51,2%	10,6%	4,1%	5,2%	3,5%	74,7%
Total		63,8%	15,8%	6,8%	7,9%	5,7%	100,0%

Tableau 7 : Niveau d'éducation selon l'âge et le genre

		Age										Total
		18 - 25 ans		26 - 35 ans		36 - 45 ans		46-55 ans		56 ans et +		
		H	F	H	F	H	F	H	F	H	F	
Niveau éducation	Primaire ou secondaire	1,9%	24,0%	0,8%	2,7%	0,8%	1,4%	0,3%	1,1%	0,5%	1,9%	35,4%
	Bachelier ou graduat	6,3%	22,1%	3,0%	6,0%	1,1%	1,6%	1,1%	2,7%	1,1%	1,4%	46,3%
	Master ou licence ou +	4,4%	5,2%	1,4%	1,9%	0,8%	1,1%	1,4%	1,4%	0,5%	0,3%	18,3%
Total		12,5%	51,2%	5,2%	10,6%	2,7%	4,1%	2,7%	5,2%	2,2%	3,5%	100,0%

Tableau 8 : Fréquence d'achat selon l'âge et le genre

		Age										Total
		18 - 25 ans		26 - 35 ans		36 - 45 ans		46-55 ans		56 ans et +		
		H	F	H	F	H	F	H	F	H	F	
<b>Fréquence achat en ligne</b>	Moins de 1 fois par mois	5,7%	24,0%	1,9%	0,8%	0,5%	2,2%	1,6%	3,0%	1,4%	3,0%	44,1%
	Une fois par mois	4,1%	12,8%	2,2%	3,0%	0,5%	0,8%	0,5%	0,3%	0,8%	0,0%	25,1%
	2 à 3 fois par mois	2,7%	10,6%	0,8%	5,2%	1,1%	1,1%	0,5%	1,1%	0,0%	0,5%	23,7%
	4 fois ou plus par mois	0,0%	3,8%	0,3%	1,6%	0,5%	0,0%	0,0%	0,8%	0,0%	0,0%	7,1%
Total		12,5%	51,2%	5,2%	10,6%	2,7%	4,1%	2,7%	5,2%	2,2%	3,5%	100%

Tableau 9 : Activité (\*) en ligne après achat selon l'âge et le genre

		Age										Total
		18 - 25 ans		26 - 35 ans		36 - 45 ans		46-55 ans		56 ans et +		
		H	F	H	F	H	F	H	F	H	F	
<b>Activité en ligne après achat</b>	Jamais	5,7%	20,4%	2,2%	1,4%	0,8%	1,1%	1,9%	2,2%	0,8%	1,9%	38,4%
	Rarement	5,7%	19,3%	2,2%	7,4%	1,6%	2,5%	0,3%	2,2%	0,8%	1,1%	43,1%
	Occasionnellement	1,1%	8,7%	0,5%	1,6%	0,3%	0,3%	0,5%	0,8%	0,5%	0,5%	15,0%
	Souvent	-	2,5%	0,3%	0,3%	-	0,3%	-	-	-	-	3,3%
	Toujours	-	0,3%	-	-	-	-	-	-	-	-	0,3%
Total		12,5%	51,2%	5,2%	10,6%	2,7%	4,1%	2,7%	5,2%	2,2%	3,5%	100,0%

(\*) « Vous arrive-t-il d'écrire des recommandations, des évaluations, commentaires ou autres sur un produit après vos achats ? »

Tableau 10 : Description de la connaissance et de l'utilisation des recommandations selon l'âge et le genre

		Age										Total
		18 - 25 ans		26 - 35 ans		36 - 45 ans		46-55 ans		56 ans et +		
		H	F	H	F	H	F	H	F	H	F	
<b>Connaissance des recommandations de produit en ligne</b>		11,2%	40,9%	3,3%	8,4%	2,2%	3,0%	1,9%	3,5%	1,1%	1,9%	77,4%
<b>Utilisation des recommandations</b>		9,3%	37,3%	3,8%	9,0%	2,2%	2,5%	0,5%	2,5%	1,1%	0,5%	68,7%

Pour terminer la description de notre échantillon, nous avons mené un test de représentativité de celui-ci. Nous n'avons cependant pu réaliser le test que sur la variable genre et niveau d'éducation. L'institut national des statistiques (STATBEL, n. d.) nous a donné les chiffres suivant concernant à la répartition homme-femme dans la population belge francophone (nous nous sommes uniquement concentré sur la Wallonie) : 48,9% sont des hommes et 51,1% sont des femmes. Pour le test, nous avons posé les hypothèses suivantes.

*H0 : L'échantillon obtenu n'est pas représentatif de la population*

*H1 : L'échantillon obtenu est représentatif de la population*

Le test Khi-Carré réalisé nous indique une p-valeur de 0,00 ce qui implique que nous ne pouvons pas rejeter H0. Par conséquent, nous pouvons conclure que notre échantillon en terme de genre n'est pas représentatif de la population que nous avons ciblé. La représentativité n'est pas non plus confirmée en ce qui concerne le niveau d'éducation (Voir annexe 7).

*Tableau 11 : Tableau récapitulatif des tests de représentativité de notre échantillon*

<b>Variable</b>	<b>Effectif observé</b>	<b>N théorique</b>	<b>Khi-carré</b>	<b>p-valeur</b>
<b>Genre</b>	Homme: 93 Femme: 274	Homme: 179,3 Femme: 187,7	81,186	0,000
<b>Âge</b>	Les données théoriques ne correspondent pas aux classes d'âge que nous avons établies donc nous n'avons pas pu réaliser le test. Cependant, les chiffres statistiques observés nous laissent émettre l'hypothèse que notre échantillon d'un point de vue de l'âge n'est pas représentatif de la population.			
<b>Niveau d'éducation</b>	Niveau prim. ou second.: 130 Bachelier ou Graduat: 170 Master ou Licence et +: 67	Niveau prim. ou second.: 246,6 Bachelier ou Graduat: 59,1 Master ou Licence et +: 61,3	263,878	0,000

Il est important de mettre en évidence certains effets potentiels que ces différences significatives observées pourraient avoir sur la suite de notre étude. Tout d'abord, le fait que nous ayons obtenu une majorité de répondants féminins pourrait avoir une influence sur l'implication dans les produits présentés notamment face à un pyjama. En effet, si nous considérons que l'utilisation du pyjama peut-être diverse et variée entre les hommes et les femmes cela pourrait entrainé des résultats biaisés.

Ensuite, un biais possible concernant la distribution de ce questionnaire. En effet, le nombre important de répondants de sexe féminin s'explique par le fait que le questionnaire a été partagé sur des « groupes de filles ». Cela a entrainé un premier biais quant à l'homogénéité des répondants car nous pouvons émettre l'hypothèse que les membres de ces groupes partagent des valeurs et caractéristiques sociodémographique communes ne nous permettant pas d'obtenir un échantillon hétérogène.

Enfin, de nombreuse réponses ont été collectées sur ces « groupes de filles » en un court lapse de temps et nous avons pris la décision de stopper la diffusion par ce canal. Cette décision a entrainé un second biais car à la suite de cela, seules les répondantes impulsives, réactives,

généreuses et connectées ont répondu à ce questionnaire. De plus, cela a aussi impacté le groupe de répondant masculin puisque notre attention s'est portée sur eux afin de combler l'écart, obtenant ainsi des réponses d'hommes qui ont un comportement plus réfléchi.

### 3. Comparaison des échantillons des sous-groupes

Étant donné que les données récoltées proviennent de 4 sous-groupes et que ces scénarios ont été proposés de manière aléatoire aux répondants nous nous sommes assurés via des tests ad-hoc qu'il n'existait pas de différences trop significatives entre les sous-groupes notamment en termes de genre, d'âge et de niveau d'éducation au sein de nos répondants. Pour cela, un test d'indépendance Khi-Carré a été fait. Voici les hypothèses nécessaires à notre test :

*H0 : Les scénarios sont répartis aléatoirement selon le genre (indépendance)*

*H1 : Les scénarios ne sont pas répartis aléatoirement selon le genre (dépendance)*

Pour s'assurer que les fréquences soient bien égales ou supérieures à 5, nous avons créé un tableau croisé avec la variable scénario et genre. Cette condition, comme nous pouvons le voir ci-dessous, est bien respectée.

Tableau 12 : Tableau croisé Scénario \* Genre

Effectif

Scénarios		Genre		Total
		Homme	Femme	
Scénario 1		24	67	91
Scénario 2		23	65	88
Scénario 3		20	78	98
Scénario 4		26	64	90
Total		93	274	367
Khi-Carré de Pearson				1,940
P-valeur				0,585

La p-valeur supérieure au seuil de signification implique que nous ne pouvons pas rejeter l'hypothèse H0 ce qui confirme l'attribution aléatoire des scénarios selon le genre. Ci-dessous, voici le récapitulatif de l'analyse de nos autres variables descriptives qui confirme l'indépendance des scénarios selon l'âge et le niveau d'éducation (Voir annexe 6).

Tableau 13 : Tableau récapitulatif des tests d'indépendance

Variable	Khi-Carré	p-valeur	Conclusion
Genre	1,940	0,585	Non rejet H0
Âge	10,112	0,606	Non rejet H0
Niveau d'éducation	2,209	0,899	Non rejet H0

#### 4. Analyse de la validité et de la fiabilité des échelles de mesure

Préalablement à nos tests d'hypothèse, nous avons réalisé une analyse en composantes principales (ACP) ainsi qu'une analyse de la fiabilité de nos échelles de mesure. Grâce à ce test ACP, nous tenterons de vérifier la validité de construction de nos variables. Ensuite, grâce à l'analyse de fiabilité, nous vérifierons qu'il existe une cohérence dans les variables constituant nos échelles.

Pour déterminer si notre variable est factorisable, nous avons effectué le test de sphéricité de Bartlett et observé l'indice de Kaiser-Meyer-Olkin (KMO). Nous avons donc posé les hypothèses :

*H0 : il n'y a pas de corrélation ( $\rho = 0$ )*

*H1 : il y a corrélation ( $\rho \neq 0$ )*

Tableau 14 : Indice KMO et test de Bartlett pour la variable « Implication du consommateur dans le produit – la valeur symbolique »

Indice de Kaiser-Meyer-Olkin pour la mesure de la qualité d'échantillonnage.		,661
Test de sphéricité de Bartlett	Khi-carré approx.	413,748
	ddl	3
	Signification	,000

Ce tableau nous indique un indice KMO de 0,661 ce qui est une valeur correcte. Il faut savoir que cet indice varie entre 0 et 1 mais pour pouvoir réaliser une factorisation, une valeur supérieure à 0,5 doit être atteinte. Au plus l'indice se rapproche de 1, au mieux c'est. La seconde condition à remplir pour réaliser une factorisation est d'avoir une valeur inférieure à 0,05 au test de sphéricité de Bartlett, ce qui est le cas. Considérant ces deux valeurs, nous pouvons rejeter l'hypothèse nulle et affirmer qu'il existe une corrélation entre nos variables pour mener une analyse factorielle. Les analyses se rapportant aux autres variables ont fourni des résultats similaires (voir annexe 8).

Ensuite, l'analyse de fiabilité au travers de l'Alpha de Cronbach permet de mesurer la cohérence des items mis ensemble sous la même échelle et s'assurer de la fiabilité de la variable. Un Alpha

de Cronbach supérieur à 0,7 est considéré acceptable par Field (2013) et permet de s’assurer de la fiabilité des facteurs. Nous avons analysé ci-dessous l’échelle « Implication du consommateur dans le produit – la valeur symbolique ».

Tableau 15 : Statistiques de fiabilité – Alpha de Cronbach « Implication du consommateur dans le produit – la valeur symbolique »

Alpha de Cronbach	Nombre d'éléments
,803	3

Cette variable est ici bien supérieure au seuil de 0,7. Nous pouvons donc confirmer la fiabilité de l’échelle utilisée pour mesurer cette variable.

Grâce à ces analyses, nous avons pu créer de nouvelles variables qui reprennent, sous un seul facteur, l’ensemble des items le composant. Voici, ci-dessous, un tableau récapitulatif pour chaque variable avec les KMO et Alpha de Cronbach associés:

Tableau 16 : Tableau récapitulatif des nouvelles variables utilisées pour l’analyse

Variable	Dans SPSS	Nombre d'items	KMO	Alpha Cronbach
Implication du consommateur dans le produit – La valeur symbolique	<i>ImplicationProduitSymbole</i>	3	0,661	0,803
Implication du consommateur dans le produit – Le risque perçu	<i>ImplicationRisquePerçu</i>	7	0,777	0,770
Implication dans la recommandation	<i>ImplicationRecommandation</i>	3	0,605	0,704
Persuasion de la recommandation	<i>PersuasionRecommandation</i>	4	0,713	0,709
Confiance du consommateur envers l’agent de recommandation	<i>ConfianceAgentRecommandation</i>	11	0,868	0,838
Intention d’utiliser une recommandation	<i>IntentionUtilisation</i>	3	0,668	0,779

## 5. Vérification des manipulations

Étant donné que nous avons réalisé notre étude avec 4 scénarios différents en utilisant des manipulations, il était important de s’assurer que nos répondants avaient bien perçu la différence entre un faible niveau d’implication (scénarios 1 et 2) et une forte implication (scénarios 3 et 4). Ensuite, nous vérifierons l’attitude du consommateur face aux deux formulations de recommandations présentées : une première mentionnant ce que d’autres acheteurs ont également acheté (scénarios 2 et 4) et une seconde mentionnant des produits similaires à son comportement passé (scénarios 1 et 3).

Nous avons donc effectué des tests ANOVA pour vérifier que les moyennes des manipulations effectuées diffèrent bien de manière significative. Toutefois, avant de réaliser ces tests, des conditions d'applications sont à respecter comme l'indépendance des données, la distribution normale de celles-ci et l'homogénéité des variances. Nous étudierons ici, la manipulation de la variable « Implication dans le produit – la valeur symbolique » via les hypothèses suivantes :

*H0 : La moyenne de l'implication (valeur symbolique) ne varie pas significativement en fonction des scénarios et n'est pas supérieure pour les scénarios 3 et 4 (veste).*

*H1 : La moyenne de l'implication (valeur symbolique) varie significativement en fonction des scénarios et est supérieure pour les scénarios 3 et 4 (veste).*

Au vu des résultats ci-dessous, nous pouvons remarquer que nos manipulations concernant les produits présentés (pyjama et veste) ont bien été perçues. Cependant, la p-valeur obtenue (0,059) est supérieure au seuil de signification de 0,05. Par conséquent, la moyenne de l'implication du consommateur dans le produit (valeur symbolique) ne varie pas significativement en fonction des scénarios.

*Tableau 17 : Comparaison des moyennes des scénarios 1-2 (Pyjama) et 3-4 (Veste)*

Implication du consommateur dans le produit-la valeur symbolique

	N	Moyenne	Ecart type	Erreur standard	Intervalle de confiance à 95 % pour la moyenne		Minimum	Maximum
					Borne inférieure	Borne supérieure		
Pyjama	179	3,09	,888	,066	2,96	3,22	1	5
Veste	188	3,28	,995	,073	3,14	3,42	1	5
Total	367	3,19	,947	,049	3,09	3,29	1	5
P-valeur	0,59							

Ci-dessous, se trouve le tableau récapitulatif des vérifications des manipulations. Les répondants ont, pour une grande majorité, perçu une différence significative entre nos manipulations. Seules les deux variables mises en évidence en rouge n'ont pas montré de résultats significatifs (voir annexe 9).

Tableau 18 : Récapitulatif des vérifications des manipulations

		Moyenne	P-valeur
Implication dans le produit - La valeur symbolique	Pyjama	3,09	0,059
	Veste	3,28	
Implication dans le produit – Le risque perçu	Pyjama	3,12	0,000
	Veste	3,43	
Persuasion de la recommandation	Recommandations avec préférences partagées	3,12	0,678
	Recommandations avec préférences passées	3,09	
Implication dans la recommandation	Recommandations avec préférences partagées	3,08	0,024
	Recommandations avec préférences passées	3,28	

## 6. Analyse des hypothèses

**H1 : L'implication du consommateur dans un produit a une influence sur l'intention du consommateur d'utiliser une recommandation pour son achat.**

- H1.1 : La valeur symbolique perçue par le consommateur dans un produit a une influence sur l'intention du consommateur d'utiliser une recommandation pour son achat.
- H1.2. : Le risque perçu dans l'achat d'un produit a une influence sur l'intention du consommateur d'utiliser une recommandation pour son achat.

Afin d'analyser l'hypothèse **H1.1**, nous posons les hypothèses suivantes :

*H0 : La valeur symbolique perçue par le consommateur dans un produit n'a pas d'influence sur l'intention du consommateur d'utiliser une recommandation pour son achat*

*H1 : La valeur symbolique perçue par le consommateur dans un produit a une influence sur l'intention du consommateur d'utiliser une recommandation pour son achat.*

Pour tester cette première hypothèse (H1.1), nous avons réalisé une régression linéaire simple. En amont de celle-ci, nous nous sommes assurés que les conditions d'application étaient remplies en ce qui concerne les résidus (LSPSTAT, n. d.)

Conditions d'applications (Voir annexe 10)

- (1) **Indépendance des résidus** : étant donné que chacune de nos lignes de réponses sont liées à un individu différent, nous pouvons affirmer que cette condition est bien respectée.
- (2) **Distribution normale des résidus** : l'analyse graphique des résidus permet d'affirmer que cette condition est également remplie. En effet, l'histogramme obtenu pour les résidus suis bien une distribution normale et le graphique P-P plot le confirme puisque que les résidus suivent globalement la droite de Henry. De plus, le nuage de points présenté dans le troisième graphique nous montre que 95% des données sont bien comprises entre -2 et +2 sur l'axe des ordonnées.

(3) **Condition d'homoscédasticité des résidus** : toujours sur base du graphique représentant un nuage de points, nous observons que le comportement des individus semble aléatoires, les valeurs ne sont pas plus éloignées dans une partie du domaine des valeurs de X que dans une autre. Sur base de ceci, nous pouvons confirmer que la variance des résidus est bien uniforme.

Afin d'éviter que des données avec un grand résidu biaisent ou influencent fortement notre modèle de régression, nous avons analysé les résidus. Pour se faire, nous avons lancé une régression linéaire pour la variable « Implication du consommateur dans le produit - la valeur symbolique » avec l'enregistrement des résidus. Les 3 nouvelles variables obtenues nous ont permis de mener une analyse graphique. Celle-ci a mis en évidence que deux résidus s'écartaient de notre nuage de points et, l'analyse du graphique Q-Q plot l'a confirmé. Il s'agit maintenant de mesurer le biais potentiel et effectif de certaines données. Pour ce faire, nous avons utilisé les indices de Levier et de Cooke. Grâce à ces derniers, nous avons constaté que les données de l'identifiant 141 et 269 biaisaient notre modèle de régression, c'est pourquoi, pour la suite de nos analyses, nous avons décidé de ne plus les prendre en compte.

Afin de tester l'hypothèse (H1.1), nous avons tenu compte des deux situations qui ont été présentées aux répondants. Les deux scénarios avec un produit à faible implication et les deux scénarios avec un produit à forte implication.

Pour le produit « pyjama », nous avons obtenu  $R^2$  de 0,00 et une p-valeur de 0,936 ce qui entraîne le non rejet de  $H_0$ . Pour le produit « veste », nous avons obtenus un  $R^2$  de 0,033. Cela signifie que 3,3% de la variance de l'intention du consommateur d'utiliser une recommandation pour son achat est expliqué par les variables du modèle que nous étudions. Nous obtenons, pour ce second produit, une p-valeur de 0,012. L'hypothèse  $H_0$  est donc rejetée et nous ne pouvons pas confirmer notre hypothèse (Voir annexe 10)

**En conclusion, nous pouvons confirmer qu'une valeur symbolique élevée pour un produit à forte implication influence de manière significative l'intention du consommateur d'utiliser une recommandation pour son achat.**

En ce qui concerne la seconde hypothèse (H1.2), celle-ci a pu être confirmée. On peut donc confirmer que le risque perçu par le consommateur influence son intention d'utiliser une

recommandation pour son achat. Cela n'a cependant pu être démontré que pour un produit à faible implication. (Voir annexe 11)

Tableau 19 : récapitulatif des résultats des régressions linéaires simples pour H1

	Produit présenté	R	R-deux	R-deux ajusté	F	Sig.	Beta	Conclusions hypothèse
(H1.1) Implication du consommateur dans le produit - <b>la valeur symbolique</b>	<b>Le pyjama</b>	0,06	,000	-0,06	,007	,936	,006	Non rejet de H0
	<b>La veste</b>	,182	,033	,028	6,366	,012	,167	Rejet de H0
(H1.2) Implication du consommateur dans le produit - <b>le risque perçu</b>	<b>Le pyjama</b>	,151	,023	,017	4,110	,044	,182	Rejet de H0
	<b>La veste</b>	,028	,001	-0,005	,148	,701	-,035	Non rejet de H0

H2 : L'attitude du consommateur face à des recommandations de produits mentionnant ce que d'autres consommateurs ont aussi apprécié ont une influence sur l'intention d'utiliser une recommandation pour son achat

Afin d'analyser l'hypothèse **H2**, nous posons les hypothèses suivantes :

*H0 : L'attitude du consommateur face à des recommandations de produits mentionnant des préférences partagées n'a pas d'influence sur l'intention d'utiliser une recommandation pour son achat.*

*H1 : L'attitude du consommateur face à des recommandations de produits mentionnant des préférences partagées a une influence sur l'intention d'utiliser une recommandation pour son achat.*

Pour tester cette seconde hypothèse (H2), nous avons suivi la même méthodologie que pour la première. Les quatre conditions d'applications ont bien été respectées et l'analyse des résidus a mis en évidence trois données qui bausaient notre modèle de régression, c'est pourquoi nous les avons écartées (Voir annexe 12)

Cette hypothèse a été testée via une régression linéaire multiple avec les deux variables « Persuasion de la recommandation » et « Implication dans la recommandation » destinées à évaluer l'attitude du répondant face à une formulation mentionnant des préférences partagées.

Tableau 20 : Récapitulatif régression "Persuasion et implication dans la recommandation" (préférences partagées)

R	,700
R-deux	,489
R-deux ajusté	,484
Sig.	,000

Tableau 21 : Coefficients régression "Persuasion et implication dans la recommandation" (préférences partagées)

Modèle	Coefficients non standardisés		Coefficients standardisés			Intervalle de confiance à 95,0% pour B		Statistiques de colinéarité	
	B	Erreur standard	Bêta	t	Sig.	Borne inférieure	Borne supérieure	Tolérance	VIF
1 (Constante)	,442	,208		2,124	,035	,031	,853		
Persuasion de la recommandation	,161	,085	,140	1,881	,062	-,008	,329	,531	1,883
Implication du consommateur dans la recommandation	,625	,078	,596	7,997	,000	,470	,779	,531	1,833

A la suite de ce test, le tableau permet de dire que le modèle est globalement intéressant puisque la p-valeur est inférieure à 0,05. Le second tableau vérifie que toutes les variables explicatives sont intéressantes. Seule « l'implication du consommateur dans la recommandation » obtient une p-valeur (0,000) inférieure à 0,05 ce qui signifie que nous pouvons rejeter H0.

**En conclusion, nous ne pouvons pas confirmer que l'attitude du consommateur face à la formulation de recommandations mentionnant des préférences partagées a une influence significativement son intention d'utiliser une recommandation pour son achat.** (Voir annexe 12)

H3 : L'attitude du consommateur face à des recommandations de produits mentionnant des produits similaires à son comportements d'achat passé et qu'il pourrait apprécier influence sur l'intention du consommateur d'utiliser une recommandation pour son achat

Afin d'analyser l'hypothèse **H13**, nous posons les hypothèses suivantes :

*H0 : L'attitude du consommateur face à des recommandations de produits mentionnant des préférences sur base de son comportement passé d'achats n'influence pas l'intention du consommateur d'utiliser une recommandation pour son achat*

*H1 : L'attitude du consommateur face à des recommandations de produits mentionnant des préférences sur base de son comportement d'achats passé influence l'intention du consommateur d'utiliser une recommandation pour son achat*

Cette hypothèse a été testée via une régression linéaire multiple avec les deux variables « Persuasion de la recommandation » et « Implication dans la recommandation » destinées à évaluer l'attitude du répondant face à une formulation mentionnant des préférences passées. Les 4 conditions d'applications ont bien été respectées et les données qui bausaient notre modèle de régression ont été retirées. Elles sont identiques à celles se rapportant à l'analyse de la seconde hypothèse.

Tableau 22 : Récapitulatif régression "Persuasion et implication dans la recommandation" (préférences sur base de son comportement passé d'achats)

R	,713
R-deux	,508
R-deux ajusté	,503
Sig.	,000

Tableau 23 : Coefficients régression "Persuasion et implication dans le recommandation" (préférences sur base de son comportement passé d'achats)

Modèle	Coefficients non standardisés		Coefficients standardisés Bêta	t	Sig.	Intervalle de confiance à 95,0% pour B Borne inférieure	Intervalle de confiance à 95,0% pour B Borne supérieure	Statistiques de colinéarité	
	B	Erreur standard						Tolérance	VIF
1 (Constante)	,366	,196		1,866	,064	-,021	,753		
Persuasion de la recommandation	,364	,090	,321	4,041	,000	,187	,542	,424	2,358
Implication du consommateur dans la recommandation	,456	,083	,438	5,513	,000	,293	,619	,424	2,358

A la suite de ce test, le tableau permet de dire que le modèle est globalement intéressant puisque la p-valeur est inférieure à 0,05. Le second tableau vérifie que toutes les variables explicatives sont intéressantes ce qui est le cas puisqu'elles ont toutes une p-valeur inférieure à 0,05 ce qui signifie que nous pouvons rejeter H0.

**En conclusion, nous pouvons confirmer que l'attitude du consommateur face à des recommandations de produits mentionnant des préférences sur base de son comportement passé d'achat influence l'intention du consommateur d'utiliser une recommandation pour son achat.**

Nous obtenons l'équation suivante :

$$\text{IntentionUtilisation} = 0,378 + 0,399 (\text{PersuasionRecommandation}) + 0,421 \\ (\text{ImplicationRecommandation}) + \text{erreur}$$

**H4 : L'influence positive de la formulation d'une recommandation sur l'intention d'utiliser une recommandation sera plus forte si le consommateur a confiance en l'agent de recommandation**

- H4.1 : L'influence positive de l'attitude du consommateur face à la formulation de recommandation de produits mentionnant des préférences partagées sur l'intention d'utiliser une recommandation sera plus forte si le consommateur a confiance en l'agent de recommandation
- H4.2 : L'influence positive de l'attitude du consommateur face à la formulation d'une recommandation de produits mentionnant des préférences basées sur son comportement passé d'achats sur l'intention d'utiliser une recommandation sera plus forte si le consommateur a confiance en l'agent de recommandation.

Au travers de notre revue de littérature, nous avons été amenés à supposer que la confiance des consommateurs envers un agent de recommandation pouvait modérer l'influence que l'attitude du consommateur envers la formulation de recommandation pouvait avoir sur son intention d'utiliser pour son achat. Pour cela, nous avons testé cette hypothèse (**H.4.1**) via une modération réalisée avec une Macro-Process de modèle 1 de Hayes et avons posé les hypothèses suivantes :

*H0 : La confiance du consommateur en l'agent de recommandation ne modère pas l'effet de l'attitude du consommateur face à la formulation d'une recommandation sur l'intention du consommateur d'utiliser une recommandation pour son achat.*

*H1 : La confiance du consommateur en l'agent de recommandation modère l'effet de l'attitude du consommateur face à la formulation d'une recommandation sur l'intention du consommateur d'utiliser une recommandation pour son achat*

Étant donné que nous évaluons l'attitude du consommateur face à la formulation d'une recommandation au travers deux variables (« Implication du consommateur dans la recommandation » et « Persuasion de la recommandation »), nous avons effectué une macro pour chacune d'elles. Nous pouvons remarquer qu'aucune de ces deux variables indépendantes n'a d'effet significatif pour cette interaction.

Tableau 24 : Macro - Process modération de l'implication du consommateur dans la recommandation (préférences partagées)

Model Summary							
	R	R-sq	MSE	F	df1	df2	p
	,7854	,6169	,3100	92,3260	3,0000	172,0000	,0000
Model							
	coeff	se	t	p	LLCI	ULCI	
constant	2,8535	,0461	61,9430	,0000	2,7625	2,9444	
Implicat	,5129	,0595	8,6245	,0000	,3955	,6303	
Confianc	,5829	,0741	7,8675	,0000	,4366	,7291	
Int_1	,0369	,0690	,5351	<u>5,933</u>	-,0993	,1732	

Tableau 25: Macro - Process modération de la persuasion de la recommandation (préférences partagées)

Model Summary							
	R	R-sq	MSE	F	df1	df2	p
	,7129	,5082	,3980	59,2381	3,0000	172,0000	,0000
Model							
	coeff	se	t	p	LLCI	ULCI	
constant	2,8730	,0527	54,5292	,0000	2,7690	2,9770	
Perusasi	,3323	,0711	4,6713	,0000	,1919	,4728	
Confianc	,7030	,0843	8,3435	,0000	,5367	,8693	
Int_1	-,0378	,0916	-,4129	<u>6,802</u>	-,2185	,1429	

Nous avons une p-valeur supérieure à 0,05 pour les deux Macro effectués (p-valeur « Implication du consommateur dans la recommandation » = 0,5933 et 0,6802 pour « Persuasion de la recommandation »). Par conséquent, nous ne pouvons pas rejeter H0 et notre supposition de départ n'a pu être confirmée (Voir annexe 14).

Afin d'analyser cette seconde hypothèse **H4.2**, nous posons les hypothèses suivantes :

*H0 : La confiance du consommateur en l'agent de recommandation ne modère pas l'effet de l'attitude du consommateur face à la formulation d'une recommandation sur son intention d'utiliser une recommandation pour son achat.*

*H1 : La confiance du consommateur en l'agent de recommandation modère l'effet de la de l'attitude du consommateur face à la formulation d'une recommandation sur son intention d'utiliser une recommandation pour son achat*

À nouveau, nous avons réalisé une modération via une Macro Process de modèle 1 de Hayes Pour aucune d'elles, nous n'observons d'effet significatif pour cette interaction. Par conséquent, nous ne pouvons rejeter H0 et notre supposition de départ n'a pu être confirmée (Voir annexe 13).

Tableau 26 : Macro - Process modération de l'implication du consommateur dans la recommandation (préférences sur base de son comportement d'achats passés)

Model Summary							
	R	R-sq	MSE	F	df1	df2	p
	,7392	,5465	,3507	73,4973	3,0000	183,0000	,0000
Model							
	coeff	se	t	p	LLCI	ULCI	
constant	3,0114	,0477	63,0914	,0000	2,9172	3,1055	
Implicat	,5050	,0629	8,0297	,0000	,3809	,6291	
Confianc	,4467	,0816	5,4734	,0000	,2857	,6077	
Int_1	-,0885	,0693	-1,2775	<u>,2031</u>	-,2252	,0482	

Tableau 27 : Macro - Process modération de la persuasion de la recommandation (préférences sur base de son comportement d'achats passés)

Model Summary							
	R	R-sq	MSE	F	df1	df2	p
	,7102	,5044	,3832	62,0868	3,0000	183,0000	,0000
Model							
	coeff	se	t	p	LLCI	ULCI	
constant	3,0043	,0505	59,5147	,0000	2,9047	3,1039	
Perusasi	,5014	,0749	6,6914	,0000	,3536	,6492	
Confianc	,4563	,0885	5,1564	,0000	,2817	,6309	
Int_1	-,0652	,0784	-,8325	<u>,4062</u>	-,2198	,0894	

**En conclusion, peu importe la formulation de recommandation que nous avons utilisé, la confiance du consommateur en l'agent de recommandation n'a pas influencé l'intention de ceux-ci d'utiliser ou non une recommandation pour leur achat.**

Tableau 28 : Tableau récapitulatif des tests d'hypothèses

Hypothèses		Résultats
H1	<p>L'implication du consommateur dans un produit a une influence sur l'intention du consommateur d'utiliser une recommandation pour son achat.</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>H1.1 : La valeur symbolique perçue par le consommateur dans un produit a une influence sur l'intention du consommateur d'utiliser une recommandation pour son achat.</li> <li>H1.2. : Le risque perçu dans l'achat d'un produit a une influence sur l'intention du consommateur d'utiliser une recommandation pour son achat.</li> </ul>	<p>Confirmé pour un produit à forte implication</p> <p>Confirmé pour un produit à faible implication</p>
H2	L'attitude du consommateur envers la formulation de recommandation de produits mentionnant des préférences similaires ont une influence sur l'intention d'utiliser une recommandation pour son achat	Confirmé pour 1 des variables

H3	L'attitude du consommateur envers la formulation de recommandation de produits mentionnant des préférences basées sur son comportement passé d'achats influence son intention d'utiliser une recommandation pour son achat	Confirmé pour les 2 variables
H4	<p>L'influence positive de la formulation d'une recommandation sur l'intention d'utiliser une recommandation sera plus forte si le consommateur a confiance en l'agent de recommandation</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• H 4.1 : L'influence positive de l'attitude du consommateur face à la formulation de recommandation de produits mentionnant des préférences partagées sur l'intention d'utiliser une recommandation sera plus forte si le consommateur a confiance en l'agent de recommandation</li> <li>• H4.2 : L'influence positive de l'attitude du consommateur face à une formulation de recommandation de produits mentionnant des préférences passés sur l'intention d'utiliser une recommandation sera plus forte si le consommateur a confiance en l'agent de recommandation.</li> </ul>	<p>Non confirmé</p> <p>Non confirmé</p>

## 7. Interprétation des résultats

En conclusion, les tests que nous avons effectués montrent l'existence de résultats intéressants en matière d'achats en ligne. Nous discuterons de ces résultats de manière à les comparer avec ceux obtenus dans des études menées précédemment par d'autres chercheurs.

**Au niveau des produits présentés dans les recommandations**, les consommateurs ont montré une attitude différente vis-à-vis de ceux-ci. Des influences significatives ont été mises en évidence via nos sous-concepts. Premièrement, la valeur symbolique perçue par un consommateur a montré une influence sur son intention d'utiliser une recommandation pour son achat lorsqu'il est confronté à un produit à forte implication. Cela signifie que quand le consommateur accorde de l'importance à son image, une intention plus élevée de les utiliser se manifestera. Ce comportement n'est pas surprenant. Knotzer et Madlberger (2007) avaient déjà démontré dans leur étude qu'une valeur symbolique perçue importante influençait son comportement de recherches d'opinion extérieure et cette recherche d'avis peut donc être comblée par les recommandations de produit. Ensuite, la sous dimension risque perçu a, elle aussi, montré une influence sur l'intention du consommateur d'utiliser une recommandation pour son achat quand celui-ci est confronté à un produit à faible implication. Cette seconde découverte permet de supposer que lorsque le consommateur perçoit un risque faible, son

intention d'utiliser une recommandation sera plus importante car il aura moins peur de faire le mauvais choix s'il suit la recommandation.

Lorsque nous avons analysé **l'attitude du consommateur face à des recommandations formulées de différentes façons**, nous avons obtenus des résultats plus concluants. Tout d'abord, les deux formulations ont, dans les deux cas, suscité une attitude positive de nos répondants. Lorsque les répondants ont reçu la formulation « Les consommateurs ayant acheté cet article ont aussi acheté... », seule une de nos deux variables utilisées pour mesurer l'attitude du consommateur face à la formulation avait une influence significative. La seconde formulation « Nous vous recommandons... » a quant à elle démontré une influence significative de l'attitude du consommateur sur son intention d'utiliser une recommandation. Ces résultats sont assez éloignés de ce que Gai et Klesse (2019). En effet, ils avaient réussi à démontrer que des recommandations utilisant les préférences partagées avaient une influence plus importante que dans le cas des recommandations utilisant les préférences basées sur le comportement passé du consommateur.

Globalement, la confiance manifestée par nos répondants envers les agents de recommandation, n'a pas été très élevée. Les chiffres obtenus mentionnent un niveau de confiance moyen de 2,77 sur 5. Ces résultats ne sont pas si étonnants puisque dans l'enquête d'Oracle (2019) il a été mentionné que 52% des individus étaient septiques et méfiants à propos des recommandations en ligne. L'étude de Benbasat et Wang (2005) avait aussi démontré que les recommandations émanant de ce genre de sources ne récoltaient pas un très bon degré de confiance. Ajoutons que dans les sous-dimensions utilisées pour mesurer cette variable, c'est celle liée à l'intégrité de l'agent de recommandation qui récolte le niveau de confiance le plus faible. Cela signifie que les répondants ne sont pas tout à fait convaincus que les agents agissent dans leurs intérêts mais plutôt l'inverse. Les utilisateurs le voient comme un système non impartial, pas très honnête et peu intègre.

## **8. Recommandations managériales**

Il faut d'abord garder à l'esprit que, les produits qui sont proposés à la vente sur internet, ne sont pas considérés de la même façon par tous les individus. Ils peuvent ressentir une implication différente vis-à-vis de ceux-ci. Nous savons qu'une forte implication dans le produit signifie généralement que le consommateur y accorde une importance symbolique élevée et

pour lequel le risque est fort de se tromper en achetant ce produit. Si nous ajoutons une confiance relativement faible à l'égard des systèmes de recommandation, il est à se demander si les utilisateurs seront prêts à prendre le risque de les utiliser.

Enfin, la confiance dégagée par le consommateur est assez fragile vis-à-vis des agents de recommandation. Nous savons que les individus sont souvent réticents à l'idée d'utiliser les technologies et encore davantage quand il s'agit d'y avoir recours pour leurs choix. Wang et Benbasat (2007) avaient souligné que la compréhension du fonctionnement de ces systèmes est importante si les entreprises veulent que les utilisateurs aient davantage confiance. Amazon qui est une entreprise très efficace en ce qui concerne les recommandations fournit déjà des explications sur le fonctionnement de ses systèmes à ses utilisateurs. Cela pourrait être envisagé par d'autres entreprises ayant également recours aux recommandations de produits.

## **9. Limites de notre étude quantitative**

Chaque recherche et étude comporte des pistes d'améliorations qui peuvent être exploitées. Les limites de notre étude deviendront peut-être des forces pour une suite éventuelle à cette recherche.

Notre échantillon de répondants est un des éléments à améliorer. Ce dernier manque de diversité. La méthode de distribution du questionnaire (via les réseaux sociaux) en est probablement la cause. En procédant de la sorte, nous avons touché des personnes au profil similaire (femmes entre 18 et 25 ans). Une autre amélioration est à trouver au niveau du choix des produits. En optant pour le pyjama et la veste nous voulions choisir deux produits ayant une implication différente sans pousser celle-ci à son « extrême » par peur de fausser les résultats. Cela a eu pour conséquence une faible différence d'implication entre les 2 produits. Nous aurions peut-être dû laisser la possibilité à notre modèle d'échouer en optant pour des produits plus distincts. D'autres éléments ont également perturbé les résultats comme le facteur « essai » du produit, la fréquence d'achat, ... Ajoutons finalement que le concept d'implication est par nature relativement difficile à saisir pour bon nombre de chercheurs dans ce domaine et le mettre en pratique, de manière accessible pour les répondants n'a pas été simple et a suscité certains commentaires quant à la difficulté de compréhension lorsque nous avons analysé cette facette.

Malgré les limites que nous venons de citer, les commentaires que nous avons obtenus de nos répondants sont, dans l'ensemble, assez positifs. Malgré la difficulté de compréhension de la partie sur l'implication du produit, bon nombre de nos répondants ont apprécié ce questionnaire et nous ont confié s'être remis en question sur leur manière de percevoir leur expérience de shopping en ligne. Ils ont appris de ce questionnaires

### **Chapitre 3 : recherches exploratoires**

Pour ouvrir la voie à d'éventuelles futures pistes de recherche, nous avons formulé une question spécifique à la fin de notre questionnaire pour demander à quelle fréquence les répondants écrivaient des commentaires ou recommandations sur les produits qu'ils avaient acheté en ligne.

Étant donné que les systèmes de recommandations utilisent ces notations pour suggérer d'autres produits, nous nous sommes donc demandé si leur activité de partage d'avis après achat ne pouvait pas influencer la confiance qu'ils avaient envers les agents de recommandations. Nous avons posé l'hypothèse de recherche suivante :

Hypothèse : L'activité en ligne des consommateurs influence la confiance que ceux-ci ont envers les agents de recommandation.

*H0 : L'activité en ligne des consommateurs n'influence pas la confiance que ceux-ci ont envers les agents de recommandation*

*H1 : L'activité en ligne des consommateurs a une influence sur la confiance que ceux-ci ont envers les agents de recommandations*

Afin de pouvoir déceler l'existence d'une influence entre ces deux variables, nous avons réalisé une régression linéaire simple. Tout comme pour les autres analyses de régression, nous avons veillé à ce que les trois conditions d'application soient bien respectées et qu'aucun des résidus ne viennent biaiser notre modèle. Cette dernière analyse, nous a montré qu'une de nos données venait influencer notre modèle. Par conséquent, nous avons décidé de l'écarter pour notre analyse (voir annexe 15).

Tableau 29 : récapitulatif de la régression de l'activité en ligne du consommateur après achat

R	R-deux	R-deux ajusté	F	Sig.	Beta	Conclusion hypothèse
,111	,012	,010	4,505	,034	,088	Rejet de H0

A la vue de ces données, nous pouvons rejeter H0 et affirmer que l'activité du consommateur en ligne a bien une influence sur sa confiance envers les agents de recommandations. Cette relation est résumée dans la formule suivante :

$$\text{Confiance en l'agent de recommandation} = 2,611 + 0,088 (\text{Activité en ligne}) + \text{erreur.}$$

Une seconde piste de recherche nous a été fournie par un des profils avec son commentaire « *Vive l'intelligence artificielle pour refourguer les stock dormants* ». Il serait peut-être pertinent de s'intéresser en profondeur aux perceptions que les consommateurs peuvent avoir des recommandations en ligne et qui, par conséquent, pourraient venir influencer leur intention de les utiliser pour les assister dans leurs achats. Notre étude des sous-dimensions de la confiance du consommateur envers les agents de recommandations, a permis de nous montrer que la sous dimensions décrivant l'intégrité de ces agents avait procuré des résultats qui vont dans le même sens. On pourrait dès lors s'interroger si le consommateur n'a pas une attitude négative à l'encontre des agents de recommandations qu'il considérerait comme un outil destiné à réaliser plus de ventes pour l'entreprise. A la vue de ceci, nous pouvons émettre l'hypothèse suivante destinée à de futures recherches :

Hypothèse : Les perceptions (positives ou négatives) des consommateurs sur les agents de recommandations influence l'intention de ceux-ci d'y avoir recours pour leurs achats

## CONCLUSION

Les entreprises en ligne ont bien compris l'importance d'assister le consommateur dans sa recherche de produits et de faciliter son accès aux plus pertinents d'entre eux en lui proposant des recommandations. Les systèmes de recommandations sont nombreux, chacun avec leurs avantages et inconvénients. Il s'agit donc, pour l'entreprise de choisir celui qui correspond le mieux aux services qu'elle souhaite offrir à ses clients. De son côté, le consommateur attend un marketing personnalisé. Il ne faut pas oublier, qu'au final, c'est lui qui décide. Les systèmes de recommandations sont un formidable outil mais la confiance des consommateurs dans ceux-ci peut encore être améliorée.

*Dans quelles mesure l'implication du consommateur dans un produit et son attitude face à des formulations de recommandations différentes influencent-elles son intention de les utiliser pour son achat ?* Voilà la question que nous nous sommes posé dans le cadre de ce mémoire.

Il s'avère que la décision d'un consommateur se manifeste par un niveau d'implication faible ou fort exprimé en différentes dimensions comme la valeur symbolique et le risque perçu. Au plus ceux-ci sont élevés, au plus le consommateur a tendance à se tourner vers un avis extérieur. C'est pourquoi nous avons considéré les systèmes de recommandations comme une source d'informations car ils offrent des suggestions de produits tant sur base de ce que d'autres consommateurs ont acheté mais aussi sur base de son comportement passé d'achats.

Nous nous sommes penchés sur l'attitude adoptée par le consommateur face aux recommandations entourant ces produits. Il a été souligné qu'une formulation suscite davantage d'intérêts pour le répondant quand celles-ci mettent en avant des préférences partagées et adoptent plus une approche plus humaine.

Après avoir élaboré notre modèle, nous avons tenté de vérifier nos hypothèses au travers d'une étude quantitative en ligne contenant 4 scénarios différents. Les résultats ont confirmé que l'implication en terme de valeur symbolique dans un produit à forte implication et le risque perçu par le consommateur dans un produit à faible implication influence son intention d'utiliser une recommandation. Nous avons démontré que les deux formulations présentées aux consommateurs influencent son intention d'utiliser une recommandation. Une attitude davantage positive a pu être remarquée lorsque le consommateur est face à une formulation

mentionnant des préférences basées sur le comportement passé d'achats, ce qui va à l'encontre de ce que nous avons pu observer dans la littérature. Enfin, nous n'avons pas pu valider l'hypothèse selon laquelle la confiance du consommateur envers les agents de recommandation jouait un rôle de modérateur.

La généralisation de nos résultats est à prendre avec beaucoup de précautions car certaines limites existent à cette étude. Principalement en terme d'échantillon et d'élaboration de nos scénarios. Nous sommes toutefois convaincus qu'avec les données récoltées, des recherches supplémentaires et approfondies peuvent encore être menées. De nouvelles pistes de réflexions peuvent en découler. Nous avons déjà pu émettre de futures hypothèses notamment en ce qui concerne l'influence de perceptions des recommandations sur l'intention de les utiliser et l'influence entre l'activité que les consommateurs ont en ligne après leurs achats (avis, commentaires,..) sur la confiance qu'ils accordent aux agents de recommandations.

Il est primordial que les entreprises restent proactives car notre environnement est en constante évolution. Nous espérons avoir pu ouvrir de nouvelles pistes pour de futures recherches.

## BIBLIOGRAPHIE

Abramson, L. Y., Seligman, M. E., & Teasdale, J. D. (1978). Learned helplessness in humans: Critique and reformulation. *Journal of Abnormal Psychology*, 87(1), 49-74. doi:10.1037/0021-843X.87.1.49

Adomavicius, G., & Tuzhilin, A. (2005). Personalization technologies: A process-oriented perspective. *Communications of the ACM*, 48(10), 83-90. doi:10.1145/1089107.1089109

Alba, J., Lynch, J., Weitz, B., Janiszewski, C., Lutz, R., Sawyer, A., & Wood, S. (1997). Interactive Home Shopping: Consumer, Retailer, and Manufacturer Incentives to Participate in Electronic Marketplaces. *Journal of Marketing*, 61(3), 38-53. doi:10.2307/1251788

André, Q., Carmon, Z., Wertenbroch, K., Crum, A., Frank, D., Goldstein, W., Huber, J., van Boven, L., Yang, H. (2018). Consumer choice and autonomy in the age of artificial intelligence and big data. *Customer Needs and Solutions*, 5(1), 28-37. doi:10.1007/s40547-017-0085-8

Arora, N., Dreze, X., Ghose, A., Hess, J. D., Iyengar, R., Jing, B., Joshi, Y., Kumar, V., Lurie, N., Neslin, S., Sajeesh, S., Su, M., Syam, N., Thomas, J., & Zhang, Z. J. (2008). Putting one-to-one marketing to work: Personalization, customization, and choice. *Marketing Letters*, 19(3-4), 305-321. doi:10.1007/s11002-008-9056-z

Bakos, J. Y. (1997). Reducing buyer search costs: Implications for electronic marketplaces. *Management Science*, 43(12), 1676-1692. doi:10.1287/mnsc.43.12.1676

Bardakci, A., & Whitelock, J. (2003). Mass-customisation in marketing: The consumer perspective. *Journal of Consumer Marketing*, 20(5), 463-479. doi:10.1108/07363760310489689

Behe, B. K., Bae, M., Huddleston, P. T., & Sage, L. (2015). The effect of involvement on visual attention and product choice. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 24, 10-21. doi:10.1016/j.jretconser.2015.01.002

Belkin, N., & Croft, W. (1992). Information filtering and information retrieval: Two sides of the same coin? *Communications of the ACM*, 35(12), 29-38. doi:10.1145/138859.138861

Benbasat, I., Wang, W., & University of British Columbia, Canada. (2005). Trust in and adoption of online recommendation agents. *Journal of the Association for Information Systems*, 6(3), 72-101. doi:10.17705/1jais.00065

Berger D. (1986), Theory into Practice: The FCB Grid, *European Research*, 35-46.

Beyer, M. A., & Laney, D. (2012). The importance of 'big data': a definition. Stamford, CT: Gartner, 2014-2018.

Blavier, A. (2015). *Big Data. La révolution des données*. En ligne sur le site de Digital Wallonia <https://www.digitwallonia.be/fr/publications/big-data-la-revolution-des-donnees>

Bloch P. (1981). Involvement Beyond the Purchase Process: Conceptual Issues and Empirical Investigations, *Advances in Consumer Research*, 8, éd. K. Monroe, Ann Arbor, Michigan, Association for Consumer Research, 413-465.

Botti, S., & McGill, A. L. (2006). When choosing is not deciding: The effect of perceived responsibility on satisfaction. *The Journal of Consumer Research*, 33(2), 211-219. doi:10.1086/506302

Bower, A. B., & Grau, L. (2009). Explicit donations and inferred endorsements. *Journal of Advertising*, 38(3), 113-126.

Bressolles, G. (2016). *Le marketing digital* (2è éd.). Paris: Dunod.

Breugelmans, E., & Campo, K. (2011). Effectiveness of in-store displays in a virtual store environment. *Journal of Retailing*, 87(1), 75-89. doi:10.1016/j.jretai.2010.09.003

Buck, R. (1988). Emotional education and mass media: A new view of the global village. *Advancing communication science: Merging mass and interpersonal perspectives*, 44-76.

Capgemini Consulting (2017). *Hyper-personnalisation vs. Segmentation : A-t-on encore besoin de segmenter les clients à l'ère du Big Data?* En ligne [https://www.capgemini.com/consulting-fr/wp-content/uploads/sites/31/2017/08/hyperpersonnalisation\\_vs\\_segmentation\\_25-11.pdf](https://www.capgemini.com/consulting-fr/wp-content/uploads/sites/31/2017/08/hyperpersonnalisation_vs_segmentation_25-11.pdf)

Carmon, Z., Wertenbroch, K., & Zeelenberg, M. (2003). Option attachment: When deliberating makes choosing feel like losing. *The Journal of Consumer Research*, 30(1), 15-29. doi:10.1086/374701

Castagnos, S., Brun, A., & Boyer, A. (2014). La diversité : entre besoin et méfiance dans les systèmes de recommandation. *Revue I3 - Information Interaction Intelligence*, Cepaduès,

Chang, Chingching (2017), "A Metacognitive Model of the Effects of Susceptibility to Persuasion Self-Beliefs on Advertising Effects," *Journal of Advertising*, 46 (4), 487-502.

Chang, Chingching (2018), personal correspondence.

Chellappa, R. K., & Sin, R. G. (2005). Personalization versus privacy: An empirical examination of the online consumer's dilemma. *Information Technology and Management*, 6(2-3), 181-202. doi:10.1007/s10799-005-5879-y

Chen, M., Mao, S., Zhang, Y., & Leung, V. C. M. (2014). *Big Data Related Technologies, Challenges and Future Prospects*. Cham: Springer. doi:10.1007/978-3-319-06245-7

Connan Ghesquiere, C. (2011). Vers une nouvelle conception de l'assortiment dans la grande distribution. *Gestion 2000*, volume 28(1), 31-44. doi:10.3917/g2000.281.0031.

Court, D., Elzinga, D., Mulder, S., & Vetvik, O. J. (2009). The consumer decision journey. *The McKinsey Quarterly*, (3), 97.

Cramer, H., Evers, V., Ramlal, S., van Someren, M., Rutledge, L., Stash, N., Aroyo, L. & Wielinga, B. (2008). The effects of transparency on trust in and acceptance of a content-based art recommender. *User Modeling and User-Adapted Interaction*, 18(5), 455-496. doi:10.1007/s11257-008-9051-3

De Filippi, P. (2016). Gouvernance algorithmique: Vie privée et autonomie individuelle à l'ère des Big Data. Open data & Big data ; Nouveaux défis pour la vie privée. Paris: Éditions Mare et Martin. En ligne <https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-01382010/document>

Deloitte (2015). *Made-to-order: The rise of mass personalisation*. The Deloitte Consumer Review. En ligne sur le site de Deloitte <https://www2.deloitte.com/ch/en/pages/consumer-business/articles/made-to-order-the-rise-of-mass-personalisation.html>

Dhar, R., & Wertenbroch, K. (2000). Consumer Choice between Hedonic and Utilitarian Goods. *Journal of Marketing Research*, 37(1), 60-71.

Diehl, K., & Poynor, C. (2018;2010;). Great expectations?! assortment size, expectations, and satisfaction. *Journal of Marketing Research*, 47(2), 312-322. doi:10.1509/jmkr.47.2.312

Dillard, J. P., Weber, K. M., & Vail, R. G. (2007). The relationship between the perceived and actual effectiveness of persuasive messages: A meta-analysis with implications for formative campaign research. *Journal of Communication*, 57(4), 613-631.

Ericsson Consumer Lab (2012). *10 hot consumer trends 2013*, Ericsson Consumer Lab Report, Stockholm. En ligne <https://www.ericsson.com/en/press-releases/2012/12/10-hot-consumer-trends-for-2013>

European Commission. (2019). *What if my company/organisation fails to comply with the data protection rules?* En ligne sur le site de la Commission Européenne [https://ec.europa.eu/info/law/law-topic/data-protection/reform/rules-business-and-organisations/enforcement-and-sanctions/sanctions/what-if-my-company-organisation-fails-comply-data-protection-rules\\_en](https://ec.europa.eu/info/law/law-topic/data-protection/reform/rules-business-and-organisations/enforcement-and-sanctions/sanctions/what-if-my-company-organisation-fails-comply-data-protection-rules_en)

Feather, N. T., & Simon, J. G. (1971). Causal attributions for success and failure in relation to expectations of success based upon selective or manipulative control. *Journal of Personality*, 39(4), 527-541. doi:10.1111/j.1467-6494.1971.tb00060.x

Field, A. (2013). *Discovering statistics using IBM SPSS Statistics* (4th Edition). London : SAGE Publications Limited.

Gai, P. J., & Klesse, A. (2019). Making recommendations more effective through framings: Impacts of user- versus item-based framings on recommendation click-throughs. *Journal of Marketing*, 83(6), 61-75. doi:10.1177/0022242919873901

Gallardo-Lopez, L. (2005). *Accès à l'Information par un Système de Filtrage Collaboratif Contrôlé* (Doctoral dissertation).

Gartner Glossary (n.d). *Definition of Big Data*. En ligne sur le site de Gartner <https://www.gartner.com/en/information-technology/glossary/big-data#:~:text=Big%20data%20is%20high%2Dvolume,decision%20making%2C%20and%20process%20automation>.

Greenleaf, E. A., & Lehmann, D. R. (1995). Reasons for substantial delay in consumer decision making. *The Journal of Consumer Research*, 22(2), 186-199. doi:10.1086/209444

Haynes, G. A. (2009). Testing the boundaries of the choice overload phenomenon: The effect of number of options and time pressure on decision difficulty and satisfaction. *Psychology & Marketing*, 26(3), 204-212

Hennig-Thurau, T., Malthouse, E. C., Friege, C., Gensler, S., Lobschat, L., Rangaswamy, A., & Skiera, B. (2010). The impact of new media on customer relationships. *Journal of Service Research*, 13(3), 311-330. doi:10.1177/1094670510375460

Higie R. et Feick L. (1989), Enduring Involvement: Conceptual and Measurement Issues, *Advances in Consumer Research*, 16, éd. T.K Srull, Provo, Utah, Association for Consumer Research, 690-696.

Hofmann, T. (2004). Latent semantic models for collaborative filtering. *ACM Transactions on Information Systems (TOIS)*, 22(1), 89-115. doi:10.1145/963770.963774

Holbrook, M. B., & Hirschman, E. C. (1982). The experiential aspects of consumption: Consumer fantasies, feelings, and fun. *The Journal of Consumer Research*, 9(2), 132-140. doi:10.1086/208906

Houston M. et Rothschild M.L. (1978), Conceptual and Methodological Perspectives on Involvement, *Research Frontiers in Marketing: Dialogues and Directions*, éd. S. Jain, Chicago, American Marketing Association, 184-187.

Huffman, C., & Kahn, B. E. (1998). Variety for sale: Mass customization or mass confusion? *Journal of Retailing*, 74(4), 491-513. doi:10.1016/s0022-4359(99)80105-5

Hui, Li & Fei, Cai & Zhifang, Liao. (2012). Content-Based Filtering Recommendation Algorithm Using HMM. Proceedings - 4th International Conference on Computational and Information Sciences, ICCIS 2012. 275-277. doi: 10.1109/ICCIS.2012.112.

IBM. (n.d.). *The Four V's of Big Data*. En ligne sur le site d'IBM <https://www.ibmdatahub.com/infographic/four-vs-big-data>

IDC. (2019). *Worldwide Spending on Artificial Intelligence Systems Will Grow to Nearly \$35.8 Billion in 2019, According to New IDC Spending Guide*. En ligne sur le site de l'International Data Corporation <https://www.idc.com/getdoc.jsp?containerId=prUS44911419>

Imhoff, C., Loftis, L., & Geiger, J. (2001). Building the Customer-Centric Enterprise, Data Warehousing Techniques for Supporting Customer Relationship Management. New York: Wiley.

- Iyengar, S. S., & Lepper, M. R. (2000). When choice is demotivating: Can one desire too much of a good thing? *Journal of Personality and Social Psychology*, 79(6), 995-1006. doi:10.1037/0022-3514.79.6.995
- Jackson, T. W. (2007). Personalisation and CRM. *Journal of Database Marketing & Customer Strategy Management*, 15(1), 24-36. doi:10.1057/palgrave.dbm.3250065
- Jacoby, J., Speller, D. E., & Berning, C. K. (1974). Brand choice behavior as a function of information load: Replication and extension. *The Journal of Consumer Research*, 1(1), 33-42. doi:10.1086/208579
- Kahn, B. E., & Lehmann, D. R. (1991). Modeling Choice Among Assortments. *Journal of Retailing*, 67 (3), 274-299. En ligne [https://repository.upenn.edu/marketing\\_papers/241](https://repository.upenn.edu/marketing_papers/241)
- Kapferer, J., & Laurent, G. (1985). Measuring consumer involvement profiles. *Journal of Marketing Research*, (22), 41-53
- Karni, E., & Schwartz, A. (1977). Search theory: The case of search with uncertain recall. *Journal of Economic Theory*, 16(1), 38-52.
- Keegan, W., & Green, M.C. (2008). *Global Marketing*. (5th ed.), NJ: Pearson.
- Khelladi, I., Castellano, S., & Limongi, L. (2014). L'impact de la personnalisation basée sur le profil et la localisation sur le comportement du client dans un contexte de téléphonie mobile. *Revue Française Du Marketing*, 45-60.
- Knotzer, N., & Madlberger, M. (2007, January). Consumers' interest in personalized recommendations: the role of product-involvement and opinion seeking. In *2007 40th Annual Hawaii International Conference on System Sciences (HICSS'07)* (pp. 168c-168c). IEEE. doi: 10.1109/HICSS.2007.146.
- Kohavi, R., & Provost, F. (2001). Applications of data mining to electronic commerce. In *Applications of data mining to electronic commerce* (pp. 5-10). Springer, Boston, MA.
- Kramer, T. (2018;2007). The effect of measurement task transparency on preference construction and evaluations of personalized recommendations. *Journal of Marketing Research*, 44(2), 224-233. doi:10.1509/jmkr.44.2.224
- Krugman, H. E. (1965). The impact of television advertising: Learning without involvement. *Public Opinion Quarterly*, 29(3), 349-356. doi:10.1086/267335
- Kuksov, D., & Villas-Boas, J. M. (2010). When more alternatives lead to less choice. *Marketing Science*, 29(3), 507-524.
- Kumar, V., & Pansari, A. (2016). Competitive advantage through engagement. *Journal of Marketing Research*, 53(4), 497-514. doi:10.1509/jmr.15.0044
- Laaksonen, P. (1994). *Consumer involvement: Concepts and research*. Routledge, London

Lambin, J., & de Moerloose, C. (2016). *Marketing stratégique et opérationnel : La démarche marketing dans l'économie numérique* (9e éd.). Paris: Dunod.

Larousse. (n. d.). Définition de personnaliser. En ligne  
<https://www.larousse.fr/dictionnaires/francais/personnaliser/59807?q=personnaliser#59442>

Larousse. (n.d.). Définition de formulation. En ligne  
<https://www.larousse.fr/dictionnaires/francais/formulation/34670?q=formulation#34631>

Laurent, G., & Kapferer, J. (1986). Les profils d'implication. *Recherche Et Applications En Marketing*, 1(1), 41-57. doi:10.1177/076737018600100103

LeRobert. (n. d.). Définition de personnaliser. En ligne  
<https://dictionnaire.lerobert.com/definition/personnaliser>

Levitt, T. (1983). The globalization of markets. *Harvard Business Review*, 61, 92–102

LPSPSTAT. (n.d.) *Ressources en statistique pour étudiant*. En ligne sur le site de la Faculté de psychologie et des sciences de l'éducation <http://podcast.uclouvain.be/M8EV9JMSKI>

Lurie, N. H. (2004). Decision making in information-rich environments: The role of information structure. *The Journal of Consumer Research*, 30(4), 473-486.  
doi:10.1086/380283

Maier, S. F., & Seligman, M. E. (1976). Learned helplessness: Theory and evidence. *Journal of Experimental Psychology. General*, 105(1), 3-46. doi:10.1037//0096-3445.105.1.3

McAlister, L., & Pessemier, E. (1982). Variety seeking behavior: An interdisciplinary review. *The Journal of Consumer Research*, 9(3), 311-322. doi:10.1086/208926

McAlister, L. (1982). A dynamic attribute satiation model of variety-seeking behavior. *The Journal of Consumer Research*, 9(2), 141-150. doi:10.1086/208907

McGuire, W. J. (1976). Some internal psychological factors influencing consumer choice. *The Journal of Consumer Research*, 2(4), 302-319. doi:10.1086/208643

Michaelidou, N., & Dibb, S. (2006). Product involvement: An application in clothing. *Journal of Consumer Behaviour*, 5(5), 442-453. doi:10.1002/cb.192

Miled-Chérif, H. B. (2001). L'implication du consommateur et ses perspectives stratégiques. *Recherche Et Applications En Marketing*, 16(1), 65-85.  
doi:10.1177/076737010101600105

Mochon, D., Norton, M. I., & Ariely, D. (2012). Bolstering and restoring feelings of competence via the IKEA effect. *International Journal of Research in Marketing*, 29(4), 363-369. doi:10.1016/j.ijresmar.2012.05.001

Mulvenna, M., Anand, S., & Büchner, A. (2000). Personalization on the net using web mining: Introduction. *Communications of the ACM*, 43(8), 122-125.  
doi:10.1145/345124.345165

- Murthi, B. P. S., & Sarkar, S. (2003). The role of the management sciences in research on personalization. *Management Science*, 49(10), 1344-1362. doi:10.1287/mnsc.49.10.1344.17313
- Nasir, V. A., & Altinbasak, I. (2009). The standardization/adaptation debate: Creating a framework for the new millennium. *Strategic Management Review*, 3(1), 17-50.
- Nilashi, M., Jannach, D., Ibrahim, O. b., Esfahani, M. D., & Ahmadi, H. (2016). Recommendation quality, transparency, and website quality for trust-building in recommendation agents. *Electronic Commerce Research and Applications*, 19, 70-84. doi:10.1016/j.elerap.2016.09.003
- OCDE. (2016). "Stimulating digital innovation for growth and inclusiveness : The role of policies for the successful diffusion of ICT", *Documents de travail de l'OCDE sur l'économie numérique*, n° 256, Éditions OCDE, Paris, <https://doi.org/10.1787/5j1wqvvhg3131-en>.
- OECD. (2020). *Productivity gains from teleworking in the post COVID-19 era: How can public policies make it happen?* En ligne sur le site de L'OECD [https://read.oecd-ilibrary.org/view/?ref=135\\_135250-u15liwp4jd&title=Productivity-gains-from-teleworking-in-the-post-COVID-19-era](https://read.oecd-ilibrary.org/view/?ref=135_135250-u15liwp4jd&title=Productivity-gains-from-teleworking-in-the-post-COVID-19-era)
- Onkvizit, S. & Shaw J.J. (1990). Global Advertising: Revolution or Myopia? *Journal of International Consumer Marketing*, 2 (3), 97-112.
- Oracle (2019). *One size doesn't fit all*. En ligne sur le site d'Oracle <https://www.oracle.com/a/ocom/docs/dc/em/onesize-doesnt-fitall-cxresearch-report.pdf?elqTrackId=258379d7ff3f4236ad3018bc41faf38f&elqaid=83815&elqat=2>
- Oufaida, H., & Nouali, O. (2008). Le filtrage collaboratif et le web 2.0. *Document Numérique*, 11(1), 13-35.
- Park, C. W., & Young, S. M. (1983). Types and levels of involvement and brand attitude formation. *ACR North American Advances*.
- Payne, J. W., Bettman, J. R., & Johnson, E. J. (1988). Adaptive strategy selection in decision making. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, 14(3), 534-552. <https://doi.org/10.1037/0278-7393.14.3.534>
- Peppers, D., Rogers, M., & Dorf, B. (1999). *The one to one fieldbook: The complete toolkit for implementing a 1 to 1 marketing program*. Crown Pub.
- Pessemier, E. A. (1978). Stochastic properties of changing preferences. *The American Economic Review*, 68(2), 380-385.
- Ratchford B. (1987). New Insights about the FCB Grid, *Journal of Advertising Research*, 27(4), 24-38
- Riecken, D. (2000). Introduction: Personalized views of personalization. *Communications of the ACM*, 43(8), 26-28. doi:10.1145/345124.345133

Rosen, B. N. (1990). Global Products: When Do They Make Strategic Sense? *Advances in International Marketing*, 4, 57–71.

Rothschild, M.L. (1979). Advertising strategies for high and low involvement situations. In *Attitude Research Plays for High Stakes*, Maloney JC, Silverman B (eds). American Marketing Association Proceedings Series; 74–93.

Rothschild, M.L. (1984). Perspectives on Involvement: Current Problems and Future Directions, *Advances in Consumer Research*, 11, éd. T. C. Kinnear, Provo, Utah, Association for Consumer Research, 216-217.

Salesforces (2018). *State of the connected customer. Rapport-deuxième édition*. En ligne sur le site de Salesforces [https://c1.sfdcstatic.com/content/dam/web/en\\_us/www/documents/e-books/state-of-the-connected-customer-report-second-edition2018.pdf](https://c1.sfdcstatic.com/content/dam/web/en_us/www/documents/e-books/state-of-the-connected-customer-report-second-edition2018.pdf)

Samli, A. C. (2013;2012;2015). *International consumer behavior in the 21st century: Impact on marketing strategy development* (1. Aufl. ed.). US: Springer-Verlag.

Sarstedt, M., Neubert, D., & Barth, K. (2017). The IKEA effects. A conceptual replication. *Journal of Marketing Behavior*, 2(4), 307-312. doi:10.1561/107.00000039

Sarwar, B., Karypis, G., Konstan, J., & Riedl, J. (2001). Item-based collaborative filtering recommendation algorithms. In *Proceedings of the 10th international conference on World Wide Web*. 285-295. doi:10.1145/371920.372071

SAS. (n.d.). Big Data: What it is and why it matters. En ligne sur le site de SAS [https://www.sas.com/en\\_be/insights/big-data/what-is-big-data.html](https://www.sas.com/en_be/insights/big-data/what-is-big-data.html) (Consulté le 20 février 2020)

Scammon, D. L. (1977). Information load and consumers. *Journal of Consumer Research* 4, 148–155.

Schafer, J. B., Konstan, J. A., & Riedl, J. (2001). E-commerce recommendation applications. *Data Mining and Knowledge Discovery*, 5(1), 115-153. Doi:10.1023/A:1009804230409

Schwartz, B., Ward, A., Monterosso, J., Lyubomirsky, S., White, K., & Lehman, D. R. (2002). Maximizing versus satisficing: Happiness is a matter of choice. *Journal of Personality and Social Psychology*, 83(5), 1178-1197. Doi:10.1037//0022-3514.83.5.1178

Senecal, S., & Nantel, J. (2004). The influence of online product recommendations on consumers' online choices. *Journal of Retailing*, 80(2), 159-169. Doi:10.1016/j.jretai.2004.04.001

Shani, D., & Chalasani, S. (1992). Exploiting niches using relationship marketing. *Journal of Consumer Marketing*, 9(3), 33-42. Doi:10.1108/07363769210035215

Sherif, M., Sherif, C. (1967) *Attituden Ego Involvement and Change*, Saunders.

Sheth, J.N., Parvatiyar, A., & Sinha, M. (2015). The conceptual foundations of relationship marketing: Review and synthesis. *Economic Sociology*, 16, 119-149.

- Shugan, S.M. (1980). The cost of thinking. *Journal of Consumer Research*, 7(2), 99–111. Doi : 10.1086/208799
- Simonson, I. (1990). The effect of purchase quantity and timing on variety-seeking behavior. *Journal of Marketing Research*, 27(2), 150. Doi :10.2307/3172842
- SPF Economie. (2019). *Baromètre de la société de l'information (2019)*. En ligne sur le site du SPF Economie <https://economie.fgov.be/sites/default/files/Files/Publications/files/Barometre-de-la-societe-de-l-information-2019.pdf>
- STATBEL. (n. d.). *La Belgique en chiffre*. En ligne <https://statbel.fgov.be/fr>
- Statista. (n.d.) Retail e-commerce sales worldwide from 2014 to 2023. En ligne sur le site de Statista <https://www.statista.com/statistics/379046/worldwide-retail-e-commerce-sales/>
- Su, X., & Khoshgoftaar, T. M. (2009). A survey of collaborative filtering techniques. *Advances in Artificial Intelligence, 2009*, 1-19. doi:10.1155/2009/421425
- Taiminen, H. M., & Karjaluoto, H. (2015). The usage of digital marketing channels in SMEs. *Journal of Small Business and Enterprise Development*, 22(4), 633-651. doi:10.1108/JSBED-05-2013-0073
- Teboul, B., & Berthier, T. (2015). *Valeur et véracité de la donnée : Enjeux pour l'entreprise et défis pour le data scientist* HAL CCSD.
- Theodosiou, M., & Leonidou, L. C. (2003). Standardization versus adaptation of international marketing strategy: An integrative assessment of the empirical research. *International Business Review*, 12(2), 141-171. doi:10.1016/s0969-5931(02)00094-x
- Van Driessche, L. (2020) L'e-commerce belge monte ne puissance. *L'Echo*, <https://www.lecho.be/entreprises/tic/l-e-commerce-belge-monte-en-puissance/10229372.html>
- Vas, A. (2017). *Les fondements de la stratégie*. Paris: Dunod.
- Vaughn R. (1980), How Advertising Works: A Planning Model, *Journal of Advertising Research*, 20(5), 27-33.
- Verma, V., Verma, A. K., Bhatia, S. S. (2011). Comprehensive Survey of Framework for Web Personalization using Web Mining. *International Journal of Computer Applications*, 35(3), 23- 28. En ligne <http://research.ijcaonline.org/volume35/number3/pxc3976066.pdf>
- Vesanen, J., & Raulas, M. (2006). Building bridges for personalization: A process model for marketing. *Journal of Interactive Marketing*, 20(1), 5-20. doi:10.1002/dir.20052
- Volle, P. (2011). Marketing: comprendre l'origine historique. *MBA Mark*, 23-45.
- Walsh, J. W. (1995). Flexibility in consumer purchasing for uncertain future tastes. *Marketing Science*, 14(2), 148-165. doi:10.1287/mksc.14.2.148

- Wang, W., & Benbasat, I. (2007). Recommendation agents for electronic commerce: Effects of explanation facilities on trusting beliefs. *Journal of Management Information Systems*, 23(4), 217-246. doi:10.2753/MIS0742-1222230410
- Wedel, M., & Kannan, P. K. (2016). Marketing analytics for data-rich environments. *Journal of Marketing*, 80(6), 97-121. doi:10.1509/jm.15.0413
- Wei, J., He, J., Chen, K., Zhou, Y., & Tang, Z. (2017). Collaborative filtering and deep learning based recommendation system for cold start items. *Expert Systems with Applications*, 69, 29-39. doi:10.1016/j.eswa.2016.09.040
- Whitelock, J., & Pimblett, C. (1997). The standardisation debate in international marketing. *Journal of Global Marketing*, 10(3), 45-66. doi:10.1300/J042v10n03\_04
- Wind, J., & Rangaswamy, A. (2001). Customerization: The Next Revolution in Mass Customization. *Journal of Interactive Marketing*, 15(1), 13–33.
- Yaniv, I., Choshen-Hillel, S., & Milyavsky, M. (2011). Receiving advice on matters of taste: Similarity, majority influence, and taste discrimination. *Organizational Behavior and Human Decision Processes*, 115(1), 111-120. doi:10.1016/j.obhdp.2010.11.006
- Yu, K., Schwaighofer, A., Tresp, V., Xu, X., & Kriegel, H. (2004). Probabilistic memory-based collaborative filtering. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 16(1), 56-69. doi:10.1109/tkde.2004.1264822
- Zhang, J., & Wedel, M. (2009). The effectiveness of customized promotions in online and offline stores. *Journal of Marketing Research*, 46(2), 190-206. doi:10.1509/jmkr.46.2.190

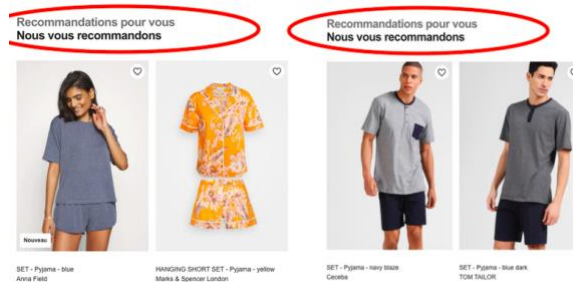
# ANNEXES

Les données brutes ainsi que les sorties SPSS sont accessibles via le lien suivant :

<https://drive.google.com/file/d/1vsAiqJTqG9KvdoNFjh6B2Ecd3ryzUR7w/view?usp=sharing>

## Annexe1 : Scénarios

### Scénario 1 : produit à faible implication avec recommandations de produits similaires



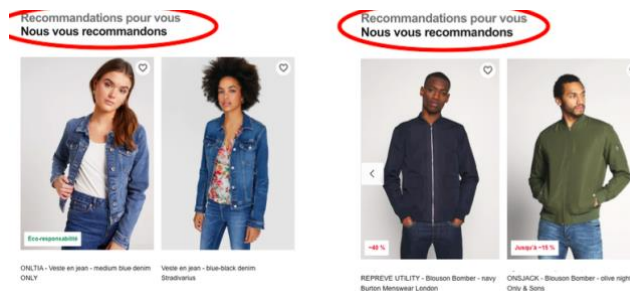
<http://zalando.fr>

### Scénario 2 : produit à faible implication avec recommandations de produits aussi acheté par d'autres consommateurs



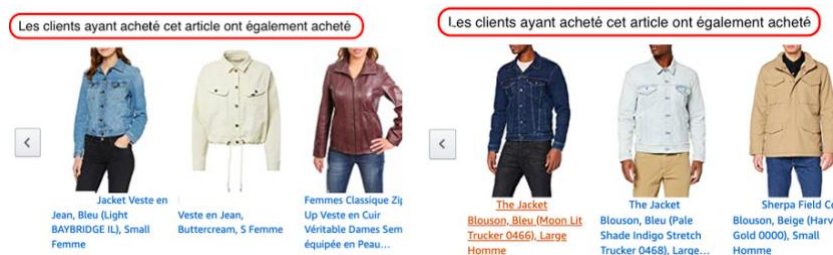
<http://Amazon.fr>

### Scénario 3 : produit à forte implication avec recommandations de produits similaires



<http://zalando.fr>

### Scénario 4 : produit à forte implication avec recommandations de produits aussi acheté par d'autres consommateurs



<http://Amazon.fr>

## Annexe 2 : Pré-test pour la compréhension questionnaire et test des produits

Scénario		Implication										Total	Commentaires	
		La valeur symbolique			Le risque			Se tromper						
		Q1	Q2	Q3	Q4	Q5	Q6	Q7	Q8	Q9	Q10			
Pré-testeur 1	Pyjama	1	2	3	4	2	2	2	3	2	1	2	Difficultés de compréhension de certaines questions, surtout celles relatives à la première partie	
	Veste	4	3	4	2	3	3	4	4	3	3	3,5		
Pré-testeur 2	Pyjama	3	2	2	3	4	4	3	4	3	4	3,2	Difficultés pour le premier groupe de questions. Pas clair si je le fais sur ma tablette	
	Veste	2	4	4	1	5	5	3	4	5	5	4,2		
Pré-testeur 3	Pyjama	4	3	2	2	3	2	3	2	2	3	2,8	Difficile à lire sur le GSM	
	Veste	4	3	5	2	4	4	4	5	2	4	3,9		
Pré-testeur 4	Pyjama	2	2	3	3	2	2	3	2	2	2	2,3	Oubli de sections entre les parties du questionnaire	
	Veste	4	4	5	3	5	4	4	5	4	4	4,2		
Pré-testeur 5	Pyjama	1	2	2	2	3	3	2	2	1	3	2,3	Simplifier la formulation des questions principales	
	Veste	3	4	3	2	4	4	4	5	5	4	4		

## Annexe 3 : Questionnaire

Etude du comportement du consommateur vis-à-vis des recommandations de produits en ligne

Flux d'enquête

Block: Bloc de questions par défaut (6 Questions)

BlockRandomizer: 1 - Présenter les éléments de façon égale

**Standard: Scénario 1 (11 Questions)**

**Standard: Scénario 2 (11 Questions)**

**Standard: Scénario 3 (11 Questions)**

**Standard: Scénario 4 (11 Questions)**

**Standard: Bloc 5 (2 Questions)**

Saut de page

---

**Début de bloc: Bloc de questions par défaut**

Présentation Dans le cadre de ma dernière année de Master à la *Louvain School of Management* (UCLouvain), je réalise un mémoire sur l'utilisation des recommandations de produits lors des achats en ligne. Pourriez-vous svp compléter cette enquête? Cela vous prendra entre 5 et 10 minutes maximum. Il n'existe pas de bonnes ou de mauvaises réponses; seule votre opinion personnelle et sincère compte. De plus, je précise que les réponses sont traitées de manière anonyme. Certaines questions peuvent vous paraître répétitives mais il est important pour l'étude que vous répondiez à toutes. D'avance, je vous remercie pour le temps précieux que vous y aurez consacré.

---

Saut de page

---



Filtre1 Avez-vous déjà effectué des achats en ligne?

- Oui (1)
- Non (2)

Passer à : Fin de l'enquête Si Avez-vous déjà effectué des achats en ligne? = Non

---



Freqach1 A quelle fréquence effectuez-vous vos achats en ligne?

- Moins d'une fois par mois (1)
  - Une fois par mois (2)
  - Deux à trois fois par mois (3)
  - Quatre fois ou plus par mois (4)
-



Connaissance1 Savez-vous ce qu'est une recommandation de produits proposée par un site internet?

Oui (1)

Non (2)

Explication **Avant d'aller plus loin**, il m'a semblé intéressant de clarifier ce qu'est une recommandation de produits sur internet. Les recommandations de produits ont pour but de vous aiguiller dans vos achats. Elles peuvent faciliter ceux-ci en vous proposant des produits susceptibles de vous plaire selon ce que vous avez déjà acheté ou consulté précédemment sur leur site. Les recommandations vous proposent aussi parfois des produits que d'autres utilisateurs ont également achetés. Amazon, par exemple, vous propose de nombreuses recommandations lorsque vous consultez ou achetez des produits sur son site. Un autre exemple est le site de streaming Netflix qui va vous proposer des films ou séries qui ont des similitudes avec ce que vous avez déjà regardé précédemment.

Voici ici un exemple de recommandation faite par un site internet :

The screenshot shows a product page for an HP printer. The main product is the HP Officejet 5220, priced at 66.-. Below the product image, there is a section for accessories. A red circle highlights the text: "Les personnes qui ont consulté ce produit ont aussi consulté". Below this, a carousel of recommended products is shown, including other printers, a washing machine, and a smartphone.

Produit	Prix
HP Imprimante multifonction Officejet 5220 (M2U81B#BHC)	66.-
HP 302 Noir (F0U66AE#301)	13.99
HP 302 Cyan - Magenta - Jaune (F0U65AE#301)	16.99
SANDESK Clé USB 3.0 Cruzer Ultra 64 GB	23.99
HP Imprimante multifonction ENVY 9512 (M2U94B#BHC)	69.99
HP Imprimante multifonction Envy Photo 8224 (K7521B#BHC)	109.-
NIELI Lave-linge frontal A+++ (WCI 330 WCI)	999.-
HP Imprimante multifonction Officejet 3820 (F5U03B#629)	89.99
ARCOS Smartphone Oxygen 57 Blue (S03801)	79.-



Utili1 Avez-vous déjà utilisé une recommandation de produit afin de vous aider dans vos achats?

Oui (1)

Non (2)

Fin de bloc: Bloc de questions par défaut

Début de bloc: Scénario 1



ImpliPro1 Imaginez que vous cherchiez à acheter **un nouveau pyjama** sur internet. Dans quelle mesure êtes-vous d'accord avec les affirmations suivantes ?

	Pas du tout d'accord (1)	Pas d'accord (2)	Neutre (3)	D'accord (4)	Tout à fait d'accord (5)	Je ne sais pas (6)
On peut se faire une idée de quelqu'un avec ce genre de produit qu'il (ou elle) achète (ImpliPro1_Symb1)	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Ce produit qu'on achète dit un peu qui on est (ImpliPro1_Symb2)	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Ce produit que j'achète reflète le genre de personne que je suis (ImpliPro1_Symb3)	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Quand on choisit ce produit, ce n'est pas grave si on se trompe (ImpliPro1_Risq1)	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Si ce produit ne me convient pas, c'est très ennuyeux (ImpliPro1_Risq2)	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Si après avoir acheté ce produit mon choix se révélait mauvais, cela m'ennuierait énormément (ImpliPro1_Risq3)	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Quand je vois ce produit, je suis perdu dans mes choix (ImpliPro1_Tromp1)	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Quand on achète ce produit, on n'est jamais certain de son choix (ImpliPro1_Tromp2)	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Quand je suis devant un assortiment de ce produit, je me sens toujours désorienté(e) pour choisir (ImpliPro1_Tromp3)	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Choisir ce produit, c'est assez compliqué (ImpliPro1_Tromp4)	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>

MS1 Voici un exemple de recommandation de produits, fournie par un site Internet. Sur base de celle-ci, il vous est demandé de répondre aux questions suivantes.

**Image scénario 1 – 2 – 3 – 4**



Persu1 A la lecture de la recommandation ci-dessus (entourée en rouge), dans quelle mesure êtes-vous d'accord avec ces affirmations?

	Pas du tout d'accord (1)	Pas d'accord (2)	Neutre (3)	D'accord (4)	Tout à fait d'accord (5)	Je ne sais pas (6)
Ce message est persuasif (1)	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Ce message est efficace (2)	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Ce message est contraignant (3)	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Ce message est convaincant (4)	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>



ImpliMess1 A la lecture de la recommandation ci-dessus (entourée en rouge), dans quelle mesure êtes-vous d'accord avec ces affirmations?

	Pas du tout d'accord (1)	Pas d'accord (2)	Neutre (3)	D'accord (4)	Tout à fait d'accord (5)	Je ne sais pas (6)
Je trouve ce message intéressant (1)	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Je trouve que ce message me pousse à aller plus loin / à m'engager (2)	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Je trouve ce message pertinent (3)	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>



ConfAR1 Pour votre information, cette recommandation est générée par un "agent de recommandation" (aussi appelé conseiller virtuel). En sachant cela, dans quelle mesure êtes-vous d'accord avec ces affirmations?

	Pas du tout d'accord (1)	Pas d'accord (2)	Neutre (3)	D'accord (4)	Tout à fait d'accord (5)	Je ne sais pas (6)
Cet agent de recommandation est comme un véritable expert dans l'évaluation de ces produits (ConfAR1_Comp1)	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Cet agent de recommandation a l'expertise nécessaire pour comprendre mes besoins et mes préférences (ConfAR1_Comp2)	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Cet agent de recommandation a la capacité de comprendre mes besoins et mes préférences en matière de produits (ConfAR1_Comp3)	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Cet agent de recommandation a de bonnes connaissances sur les produits (ConfAR1_Comp4)	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Cet agent de recommandation tient compte de mes besoins et de toutes les caractéristiques importantes des produits (ConfAR1_Comp5)	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Cet agent de recommandation fait passer mes intérêts avant les siens (ConfAR1_Bien1)	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>

Cet agent de recommandation garde mes intérêts à l'esprit (ConfAR1\_Bien2)

Cet agent de recommandation veut comprendre mes besoins et mes préférences (ConfAR1\_Bien3)

Cet agent de recommandation fournit des recommandations impartiales sur les produits (ConfAR1\_Int1)

Cet agent de recommandation est honnête (ConfAR1\_Int2)

Je considère que cet agent de recommandation est intègre (ConfAR1\_Int3)



Intutil1 Après avoir vu cette recommandation, quelle est votre intention quant à son utilisation ?

	Pas du tout d'accord (1)	Pas d'accord (2)	Neutre (3)	D'accord (4)	Tout à fait d'accord (5)	Je ne sais pas (6)
Je suis disposé à utiliser cet agent de recommandation pour m'aider dans mes décisions d'achats de produits (1)	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Je suis disposé à laisser cet agent de recommandation m'aider à décider quel produit acheter (2)	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Je suis disposé à utiliser cet agent de recommandation comme un outil qui me suggère un certain nombre de produits parmi lesquels je peux choisir (3)	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>

InfoProfil1 Pour finir, voici quelques questions qui nous permettrons de dresser votre profil et vos habitudes sur internet.



Sexe1 Vous êtes

- Un homme (1)
- Une femme (2)



Age1 Dans quelle tranche d'âge vous situez-vous?

- Moins de 18 ans (1)
- 18 - 25 ans (2)
- 26 - 35 ans (3)
- 36 - 45 ans (4)
- 46 - 55 ans (5)
- 56 ans et plus (6)



Niveduc1 Quel est votre niveau d'étude le plus haut?

- Niveau primaire (1)
- Niveau secondaire (2)
- Bachelier ou graduat (3)
- Master ou license (4)
- Doctorat (5)
- Autre : (6) \_\_\_\_\_



Activ1 Vous arrive-t-il d'écrire des recommandations, des évaluations, commentaires ou autres sur un produit après vos achats?

- Jamais (1)
- Rarement (2)
- Occasionnellement (3)
- Souvent (4)
- Toujours (5)

**Début de bloc: Bloc 5**

Avis Vos commentaires sur cette enquête sont les bienvenus :

---

---

Remerciements Merci pour votre collaboration et les précieuses minutes que vous avez consacrées afin répondre à ce questionnaire.

**Fin de bloc: Bloc 5**

---

## Annexe 4 : Plan de codage SPSS

Valeur dans SPSS	1	2	3	4	5
Fréquence achat en ligne	Moins de une fois par mois	Une fois par mois	Deux à Trois fois par mois	Quatre fois ou plus par mois	
Connaissance recommandation	Oui	Non			
Utilisation d'une recommandation	Oui	Non			
Échelle de Likert	Pas du Tout d'accord	Pas d'accord	Neutre	D'accord	Tout à fait d'accord
Sexe	Homme	Femme			
Age	18 – 25 ans	26 - 35 ans	36 - 45 ans	46 - 55 ans	56 ans et plus
Niveau d'éducation	Niveau primaire et secondaire	Bachelier ou graduat	Master ou License et plus		
Activité en ligne après achat	Jamais	Rarement	Occasionnellement	Souvent	Toujours
Scénario	Scénario 1	Scénario 2	Scénario 3	Scénario 4	

## Annexe 5 : Profil sociodémographique de notre échantillon

### Genre

		Fréquence	Pourcentage	Pourcentage valide	Pourcentage cumulé
Valide	Homme	93	25,3	25,3	25,3
	Femme	274	74,7	74,7	100,0
	Total	367	100,0	100,0	

### Age

		Fréquence	Pourcentage	Pourcentage valide	Pourcentage cumulé
Valide	18 - 25 ans	234	63,8	63,8	63,8
	26 - 35 ans	58	15,8	15,8	79,6
	36 - 45 ans	25	6,8	6,8	86,4
	46 - 55 ans	29	7,9	7,9	94,3
	56 ans et plus	21	5,7	5,7	100,0
	Total	367	100,0	100,0	

### Niveau Éducation

		Fréquence	Pourcentage	Pourcentage valide	Pourcentage cumulé
Valide	Primaire ou secondaire	130	35,4	35,4	35,4
	Bachelier ou graduat	170	46,3	46,3	81,7
	Master ou license et plus	67	18,3	18,3	100,0
	Total	367	100,0	100,0	

### Activité en ligne après achat

		Fréquence	Pourcentage	Pourcentage valide	Pourcentage cumulé
Valide	Jamais	141	38,4	38,4	38,4
	Rarement	158	43,1	43,1	81,5
	Occasionnellement	55	15,0	15,0	96,5
	Souvent	12	3,3	3,3	99,7
	Toujours	1	,3	,3	100,0
	Total	367	100,0	100,0	

### Tableau croisé Genre \* Age

Effectif		Age					Total
		18 - 25 ans	26 - 35 ans	36 - 45 ans	46 - 55 ans	56 ans et plus	
Genre	Homme	46	19	10	10	8	93
	Femme	188	39	15	19	13	274
Total		234	58	25	29	21	367

### Tableau croisé Genre \* Niveau Education \* Age

Effectif

Age	Genre		Niveau Education			Total
			Primaire ou secondaire	Bachelier ou graduat	Master ou licence et plus	
18 - 25 ans	Genre	Homme	7	23	16	46
		Femme	88	81	19	188
	Total		95	104	35	234
26 - 35 ans	Genre	Homme	3	11	5	19
		Femme	10	22	7	39
	Total		13	33	12	58
36 - 45 ans	Genre	Homme	3	4	3	10
		Femme	5	6	4	15
	Total		8	10	7	25
46 - 55 ans	Genre	Homme	1	4	5	10
		Femme	4	10	5	19
	Total		5	14	10	29
56 ans et plus	Genre	Homme	2	4	2	8
		Femme	7	5	1	13
	Total		9	9	3	21
Total	Genre	Homme	16	46	31	93
		Femme	114	124	36	274
	Total		130	170	67	367

### Tableau croisé Genre \* Activité en ligne après achat \* Age

Effectif

Age	Genre		Activité en ligne après achat					Total
			Jamais	Rarement	Occasionnellement	Souvent	Toujours	
18 - 25 ans	Genre	Homme	21	21	4	0	0	46
		Femme	75	71	32	9	1	188
	Total		96	92	36	9	1	234
26 - 35 ans	Genre	Homme	8	8	2	1		19
		Femme	5	27	6	1		39
	Total		13	35	8	2		58
36 - 45 ans	Genre	Homme	3	6	1	0		10
		Femme	4	9	1	1		15
	Total		7	15	2	1		25
46 - 55 ans	Genre	Homme	7	1	2			10
		Femme	8	8	3			19
	Total		15	9	5			29
56 ans et plus	Genre	Homme	3	3	2			8
		Femme	7	4	2			13
	Total		10	7	4			21
Total	Genre	Homme	42	39	11	1	0	93
		Femme	99	119	44	11	1	274
	Total		141	158	55	12	1	367

### Tableau croisé Genre \* Fréquence d'achat en ligne \* Age

Effectif

Age	Genre		Fréquence d'achat en ligne				Total
			Moins d'une fois par mois	Une fois par mois	Deux à trois fois par mois	Quatre fois ou plus par mois	
18 - 25 ans	Genre	Homme	21	15	10	0	46
		Femme	88	47	39	14	188
	Total		109	62	49	14	234
26 - 35 ans	Genre	Homme	7	8	3	1	19
		Femme	3	11	19	6	39
	Total		10	19	22	7	58
36 - 45 ans	Genre	Homme	2	2	4	2	10
		Femme	8	3	4	0	15
	Total		10	5	8	2	25
46 - 55 ans	Genre	Homme	6	2	2	0	10
		Femme	11	1	4	3	19
	Total		17	3	6	3	29
56 ans et plus	Genre	Homme	5	3	0		8
		Femme	11	0	2		13
	Total		16	3	2		21
Total	Genre	Homme	41	30	19	3	93
		Femme	121	62	68	23	274
	Total		162	92	87	26	367

### Tableau croisé Genre \* Connaissance des recommandations \* Age

Effectif

Age	Genre		Connaissance des recommandations		Total
			Oui	Non	
18 - 25 ans	Genre	Homme	41	5	46
		Femme	150	38	188
	Total		191	43	234
26 - 35 ans	Genre	Homme	12	7	19
		Femme	31	8	39
	Total		43	15	58
36 - 45 ans	Genre	Homme	8	2	10
		Femme	11	4	15
	Total		19	6	25
46 - 55 ans	Genre	Homme	7	3	10
		Femme	13	6	19
	Total		20	9	29
56 ans et plus	Genre	Homme	4	4	8
		Femme	7	6	13
	Total		11	10	21
Total	Genre	Homme	72	21	93
		Femme	212	62	274
	Total		284	83	367

### Tableau croisé Genre \* Utilisation recommandation \* Age

Effectif

Age			Utilisation recommandation		Total
			Oui	Non	
18 - 25 ans	Genre	Homme	34	12	46
		Femme	137	51	188
	Total		171	63	234
26 - 35 ans	Genre	Homme	14	5	19
		Femme	33	6	39
	Total		47	11	58
36 - 45 ans	Genre	Homme	8	2	10
		Femme	9	6	15
	Total		17	8	25
46 - 55 ans	Genre	Homme	2	8	10
		Femme	9	10	19
	Total		11	18	29
56 ans et plus	Genre	Homme	4	4	8
		Femme	2	11	13
	Total		6	15	21
Total	Genre	Homme	62	31	93
		Femme	190	84	274
	Total		252	115	367

## Annexe 6 : Test d'indépendance des sous-groupes

- **Genre**

**Tableau croisé**

Effectif

		Genre		Total
		Homme	Femme	
Scénario	Scénario 1	24	67	91
	Scénario 2	23	65	88
	Scénario 3	20	78	98
	Scénario 4	26	64	90
Total		93	274	367

**Tests du khi-carré**

	Valeur	ddl	Signification asymptotique (bilatérale)
khi-carré de Pearson	1,940 <sup>a</sup>	3	,585
Rapport de vraisemblance	1,983	3	,576
Association linéaire par linéaire	,004	1	,947
N d'observations valides	367		

**p-valeur >0,05  
→ non rejet de H0**

a. 0 cellules (,0%) ont un effectif théorique inférieur à 5. L'effectif théorique minimum est de 22,30.

- **Age**

**Tableau croisé**

Effectif

		Age					Total
		18 - 25 ans	26 - 35 ans	36 - 45 ans	46 - 55 ans	56 ans et plus	
Scénario	Scénario 1	63	12	5	9	2	91
	Scénario 2	53	16	8	5	6	88
	Scénario 3	61	20	5	6	6	98
	Scénario 4	57	10	7	9	7	90
Total		234	58	25	29	21	367

**Tests du khi-carré**

	Valeur	ddl	Signification asymptotique (bilatérale)
khi-carré de Pearson	10,112 <sup>a</sup>	12	,606
Rapport de vraisemblance	10,688	12	,556
Association linéaire par linéaire	1,413	1	,235
N d'observations valides	367		

**p-valeur >0,05  
→ non rejet de H0**

a. 0 cellules (,0%) ont un effectif théorique inférieur à 5. L'effectif théorique minimum est de 5,04.

- **Niveau d'éducation**

### Tableau croisé

Effectif

		Niveau Education			Total
		Primaire ou secondaire	Bachelier ou graduat	Master ou licence et plus	
Scénario	Scénario 1	28	45	18	91
	Scénario 2	35	38	15	88
	Scénario 3	37	45	16	98
	Scénario 4	30	42	18	90
Total		130	170	67	367

### Tests du khi-carré

	Valeur	ddl	Signification asymptotique (bilatérale)
khi-carré de Pearson	2,209 <sup>a</sup>	6	,899
Rapport de vraisemblance	2,218	6	,899
Association linéaire par linéaire	,036	1	,849
N d'observations valides	367		

**p-valeur >0,05  
→ non rejet de H0**

a. 0 cellules (,0%) ont un effectif théorique inférieur à 5. L'effectif théorique minimum est de 16,07.

## Annexe 7 : Analyse de représentativité des variables descriptives

- **Genre**

### Test du khi-carré

#### Genre

	Effectif observé	N théorique	Résidus
Homme	93	183,5	-90,5
Femme	274	183,5	90,5
Total	367		

### Tests statistiques

	Genre
Khi-carré	89,267 <sup>a</sup>
ddl	1
Sig. asymptotique	,000

a. 0 cellules (,0%) ont des fréquences théoriques inférieures à 5. La fréquence théorique minimum d'une cellule est 183,5.

- **Niveau d'éducation**

### Test du khi-carré

#### Niveau Éducation

	Effectif observé	N théorique	Résidus
Primaire ou secondaire	130	246,6	-116,6
Bachelier ou graduat	170	59,1	110,9
Master ou licence et plus	67	61,3	5,7
Total	367		

### Tests statistiques

	Niveau Education
Khi-carré	263,878 <sup>a</sup>
ddl	2
Sig. asymptotique	,000

a. 0 cellules (,0%) ont des fréquences théoriques inférieures à 5. La fréquence théorique minimum d'une cellule est 59,1.

## Annexe 8 : Analyse factorielle et Alpha de Cronbach

- **Analyse factorielle : implication du consommateur dans le produit – la valeur symbolique**

### Indice KMO et test de Bartlett

Indice de Kaiser-Meyer-Olkin pour la mesure de la qualité d'échantillonnage.		,661
Test de sphéricité de Bartlett	Khi-carré approx.	413,748
	ddl	3
	Signification	,000

### Matrice des composantes<sup>a</sup>

	Composante 1
Implication - symbole 1	,759
Implication - symbole 2	,885
Implication - symbole 3	,897

Méthode d'extraction : Analyse en composantes principales.<sup>a</sup>

a. 1 composantes extraites.

### Variance totale expliquée

Composante	Valeurs propres initiales			Sommes extraites du carré des chargements		
	Total	% de la variance	% cumulé	Total	% de la variance	% cumulé
1	2,165	72,160	72,160	2,165	72,160	72,160
2	,579	19,304	91,464			
3	,256	8,536	100,000			

Méthode d'extraction : Analyse en composantes principales.

**KMO obtenu = 0,661**

**Bartlett X<sub>2</sub> = 413,448**

**p-valeur <0,05 → rejet de H<sub>0</sub>**

- **Analyse factorielle : implication du consommateur dans le produit – le risque perçu**

### Indice KMO et test de Bartlett

Indice de Kaiser-Meyer-Olkin pour la mesure de la qualité d'échantillonnage.		,777
Test de sphéricité de Bartlett	Khi-carré approx.	697,932
	ddl	21
	Signification	,000

### Matrice des composantes<sup>a</sup>

	Composante	
	1	2
Implication - risque 1	,597	-,567
Implication - risque 2	,684	-,517
Implication - risque 3	,691	-,417
Implication - se tromper 1	,657	,462
Implication - se tromper 2	,484	,408
Implication - se tromper 3	,728	,342
Implication - se tromper 4	,694	,333

Méthode d'extraction : Analyse en composantes principales.<sup>a</sup>

a. 2 composantes extraites.

### Variance totale expliquée

Composante	Valeurs propres initiales			Sommes extraites du carré des chargements		
	Total	% de la variance	% cumulé	Total	% de la variance	% cumulé
1	2,980	42,565	42,565	2,980	42,565	42,565
2	1,370	19,578	62,143	1,370	19,578	62,143
3	,768	10,977	73,120			
4	,558	7,978	81,098			
5	,518	7,394	88,492			
6	,437	6,238	94,730			
7	,369	5,270	100,000			

Méthode d'extraction : Analyse en composantes principales.

**KMO obtenu = 0,777**

**Bartlett X<sub>2</sub> = 697,932**

**p-valeur <0,05 → rejet de H<sub>0</sub>**

- **Analyse factorielle : implication du consommateur dans la recommandation**

#### Indice KMO et test de Bartlett

Indice de Kaiser-Meyer-Olkin pour la mesure de la qualité d'échantillonnage.		,605
Test de sphéricité de Bartlett	Khi-carré approx.	275,076
	ddl	3
	Signification	,000

#### Matrice des composantes<sup>a</sup>

	Composante 1
Implication dans le message 1	,873
Implication dans le message 2	,643
Implication dans le message 3	,866

Méthode d'extraction : Analyse en composantes principales.<sup>a</sup>

a. 1 composantes extraites.

#### Variance totale expliquée

Composante	Valeurs propres initiales			Sommes extraites du carré des chargements		
	Total	% de la variance	% cumulé	Total	% de la variance	% cumulé
1	1,927	64,221	64,221	1,927	64,221	64,221
2	,747	24,894	89,115			
3	,327	10,885	100,000			

Méthode d'extraction : Analyse en composantes principales.

**KMO obtenu = 0,605**

**Bartlett X<sub>2</sub> = 275,076**

**p-valeur <0,05 → rejet de H<sub>0</sub>**

- **Analyse factorielle : persuasion de la recommandation**

#### Indice KMO et test de Bartlett

Indice de Kaiser-Meyer-Olkin pour la mesure de la qualité d'échantillonnage.		,713
Test de sphéricité de Bartlett	Khi-carré approx.	413,763
	ddl	6
	Signification	,000

#### Matrice des composantes<sup>a</sup>

	Composante 1
Persuasion 1	,817
Persuasion 2	,872
Persuasion 3	,294
Persuasion 4	,865

Méthode d'extraction : Analyse en composantes principales.<sup>a</sup>

a. 1 composantes extraites.

### Variance totale expliquée

Composante	Valeurs propres initiales			Sommes extraites du carré des chargements		
	Total	% de la variance	% cumulé	Total	% de la variance	% cumulé
1	2,262	56,541	56,541	2,262	56,541	56,541
2	,969	24,220	80,761			
3	,426	10,646	91,407			
4	,344	8,593	100,000			

Méthode d'extraction : Analyse en composantes principales.

**KMO obtenu = 0,713**

**Bartlett X<sub>2</sub> = 413,763**

**p-valeur <0,05 → rejet de H0**

- Analyse factorielle : confiance du consommateur en l'agent de recommandation**

### Matrice des composantes<sup>a</sup>

Indice KMO et test de Bartlett			Composante		
			1	2	
Indice de Kaiser-Meyer-Olkin pour la mesure de la qualité d'échantillonnage.		,868	Confiance AR pour ses compétences 1	,711	-,127
Test de sphéricité de Bartlett	Khi-carré approx.	1165,713	Confiance AR pour ses compétences 2	,700	-,309
	ddl	55	Confiance AR pour ses compétences 3	,700	-,273
	Signification	,000	Confiance AR pour ses compétences 4	,559	-,225
			Confiance AR pour ses compétences 5	,728	-,164
			Confiance AR pour sa bienveillance 1	,526	,288
			Confiance AR pour sa bienveillance 2	,576	-,157
			Confiance AR pour sa bienveillance 3	,572	-,360
			Confiance AR - intégrité 1	,493	,577
			Confiance AR - intégrité 2	,607	,478
			Confiance AR - intégrité 3	,634	,495

**KMO obtenu = 0,868**

**Bartlett X<sub>2</sub> = 1165,713**

**p-valeur <0,05 → rejet de H0**

Méthode d'extraction : Analyse en composantes principales.<sup>a</sup>

a. 2 composantes extraites.

### Variance totale expliquée

Composante	Valeurs propres initiales			Sommes extraites du carré des chargements		
	Total	% de la variance	% cumulé	Total	% de la variance	% cumulé
1	4,276	38,873	38,873	4,276	38,873	38,873
2	1,307	11,886	50,759	1,307	11,886	50,759
3	,927	8,424	59,183			
4	,808	7,348	66,532			
5	,729	6,628	73,160			
6	,623	5,664	78,823			
7	,553	5,026	83,850			
8	,525	4,774	88,623			
9	,459	4,169	92,792			
10	,407	3,702	96,495			
11	,386	3,505	100,000			

Méthode d'extraction : Analyse en composantes principales.

- **Analyse factorielle : intention du consommateur d'utiliser une recommandation**

### Indice KMO et test de Bartlett

Indice de Kaiser-Meyer-Olkin pour la mesure de la qualité d'échantillonnage.		,668
Test de sphéricité de Bartlett	Khi-carré approx.	319,521
	ddl	3
	Signification	,000

### Matrice des composantes<sup>a</sup>

	Composante 1
Intention d'utiliser une recommandation 1	,882
Intention d'utiliser une recommandation 2	,799
Intention d'utiliser une recommandation 3	,815

Méthode d'extraction : Analyse en composantes principales.<sup>a</sup>

a. 1 composantes extraites.

### Variance totale expliquée

Composante	Valeurs propres initiales			Sommes extraites du carré des chargements		
	Total	% de la variance	% cumulé	Total	% de la variance	% cumulé
1	2,081	69,360	69,360	2,081	69,360	69,360
2	,566	18,876	88,235			
3	,353	11,765	100,000			

Méthode d'extraction : Analyse en composantes principales.

KMO obtenu = 0,668

Bartlett  $X^2 = 319,521$

p-valeur < 0,05 → rejet de H0

- **Analyse de fiabilité des échelles (alpha de cronbah)**

Implication du consommateur dans le produit – La valeur symbolique

<b>Statistiques de fiabilité</b>	
Alpha de Cronbach	Nombre d'éléments
,803	3

Implication du consommateur dans le produit – Le risque perçu

<b>Statistiques de fiabilité</b>	
Alpha de Cronbach	Nombre d'éléments
,770	7

Implication du consommateur dans la recommandation

<b>Statistiques de fiabilité</b>	
Alpha de Cronbach	Nombre d'éléments
,704	3

Persuasion de la recommandation

<b>Statistiques de fiabilité</b>	
Alpha de Cronbach	Nombre d'éléments
,709	4

Confiance du consommateur en l'agent de recommandation

<b>Statistiques de fiabilité</b>	
Alpha de Cronbach	Nombre d'éléments
,838	11

Intention du consommateur d'utiliser une recommandation

<b>Statistiques de fiabilité</b>	
Alpha de Cronbach	Nombre d'éléments
,779	3

## Annexe 9 : Analyse des manipulations effectuées (produit et formulation)

- Manipulations effectuées sur les produits (implication - la valeur symbolique)**

### Descriptives

Implication du consommateur dans le produit-la valeur symbolique

	N	Moyenne	Ecart type	Erreur standard	Intervalle de confiance à 95 % pour la moyenne		Minimum	Maximum
					Borne inférieure	Borne supérieure		
Pyjama	179	3,09	,888	,066	2,96	3,22	1	5
Veste	188	3,28	,995	,073	3,14	3,42	1	5
Total	367	3,19	,947	,049	3,09	3,29	1	5

### Test d'homogénéité des variances

		Statistique de Levene	ddl1	ddl2	Sig.
Implication du consommateur dans le produit-la valeur symbolique	Basé sur la moyenne	2,891	1	365	,090
	Basé sur la médiane	2,302	1	365	,130
	Basé sur la médiane avec ddl ajusté	2,302	1	364,904	,130
	Basé sur la moyenne tronquée	2,715	1	365	,100

### ANOVA

Implication du consommateur dans le produit-la valeur symbolique

	Somme des carrés	ddl	Carré moyen	F	Sig.
Intergroupes	3,208	1	3,208	3,600	,059
Intragroupes	325,250	365	,891		
Total	328,457	366			

- Manipulations effectuées sur les produits (implication – le risque perçu)**

### Descriptives

Implication du consommateur dans le produit - le risque perçu

	N	Moyenne	Ecart type	Erreur standard	Intervalle de confiance à 95 % pour la moyenne		Minimum	Maximum
					Borne inférieure	Borne supérieure		
Pyjama	179	3,1241	,71761	,05364	3,0182	3,2299	1,33	4,88
Veste	188	3,4317	,74391	,05425	3,3247	3,5388	1,00	4,88
Total	367	3,2817	,74626	,03895	3,2051	3,3583	1,00	4,88

### Test d'homogénéité des variances

		Statistique de Levene	ddl1	ddl2	Sig.
Implication du consommateur dans le produit - le risque perçu	Basé sur la moyenne	,080	1	365	,778
	Basé sur la médiane	,031	1	365	,861
	Basé sur la médiane avec ddl ajusté	,031	1	362,372	,861
	Basé sur la moyenne tronquée	,051	1	365	,821

### ANOVA

Implication du consommateur dans le produit -le risque perçu

	Somme des carrés	ddl	Carré moyen	F	Sig.
Intergroupes	8,680	1	8,680	16,235	,000
Intragroupes	195,148	365	,535		
Total	203,828	366			

- **Manipulations effectuées sur les recommandations présentées (l'implication du consommateur dans la recommandation)**

### Descriptives

Implication du consommateur dans la recommandation

	N	Moyenne	Ecart type	Erreur standard	Intervalle de confiance à 95 % pour la moyenne		Minimum	Maximum
					Borne inférieure	Borne supérieure		
Recommandation mentionnant des préférences partagées	178	3,08	,855	,064	2,96	3,21	1	5
Recommandation mentionnant des préférences sur base du comportement passé	189	3,28	,838	,061	3,16	3,40	1	5
Total	367	3,19	,851	,044	3,10	3,27	1	5

### Test d'homogénéité des variances

		Statistique de Levene		ddl1	ddl2	Sig.
Implication du consommateur dans la recommandation	Basé sur la moyenne		,210	1	365	,647
	Basé sur la médiane		,207	1	365	,649
	Basé sur la médiane avec ddl ajusté		,207	1	362,312	,649
	Basé sur la moyenne tronquée		,338	1	365	,561

### ANOVA

Implication du consommateur dans la recommandation

	Somme des carrés	ddl	Carré moyen	F	Sig.
Intergroupes	3,659	1	3,659	5,107	,024
Intragroupes	261,519	365	,716		
Total	265,178	366			

- **Manipulations effectuées sur les recommandations présentées (la persuasion de la recommandation)**

### Descriptives

Persuasion de la recommandation

	N	Moyenne	Ecart type	Erreur standard	Intervalle de confiance à 95 % pour la moyenne		Minimum	Maximum
					Borne inférieure	Borne supérieure		
Recommandation mentionnant des préférences partagées	178	3,12	,776	,058	3,01	3,24	1	5
Recommandation mentionnant des préférences sur base du comportement passé	189	3,09	,769	,056	2,98	3,20	1	5
Total	367	3,10	,772	,040	3,02	3,18	1	5

### Test d'homogénéité des variances

		Statistique de Levene	ddl1	ddl2	Sig.
Persuasion de la recommandation	Basé sur la moyenne	,035	1	365	,851
	Basé sur la médiane	,001	1	365	,969
	Basé sur la médiane avec ddl ajusté	,001	1	364,976	,969
	Basé sur la moyenne tronquée	,021	1	365	,886

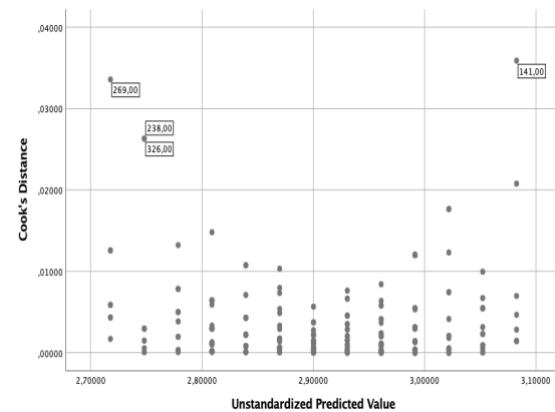
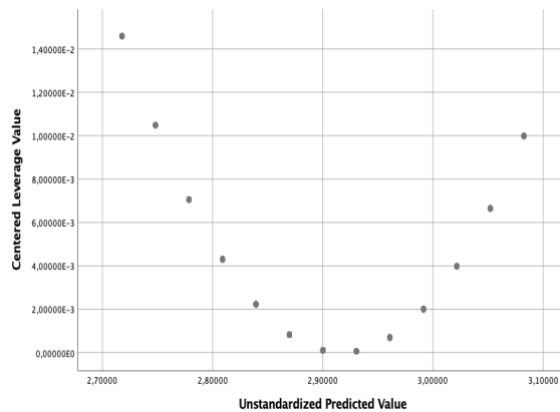
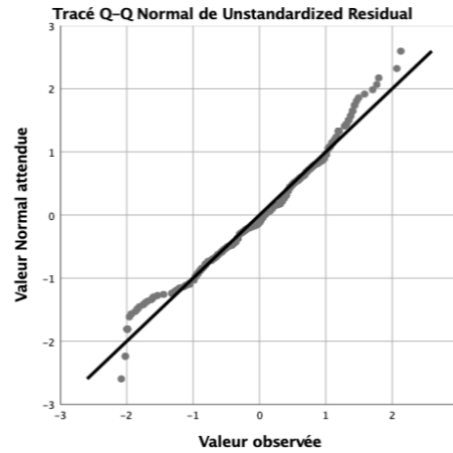
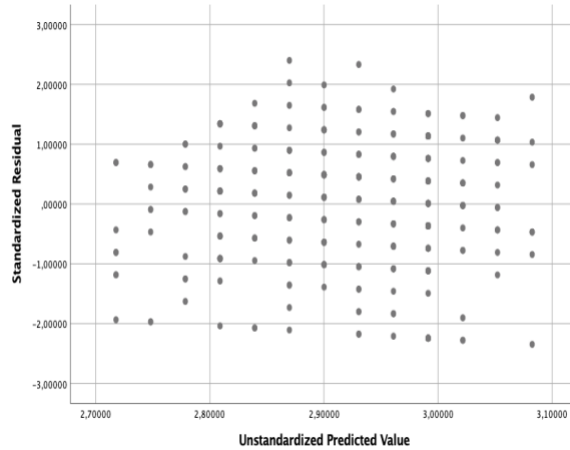
### ANOVA

Persuasion de la recommandation

	Somme des carrés	ddl	Carré moyen	F	Sig.
Intergroupes	,103	1	,103	,172	,678
Intragroupes	217,838	365	,597		
Total	217,940	366			

## Annexe 10 : Régression linéaire simple de la variable Implication du consommateur dans le produit – la valeur symbolique

- **Analyse des résidus**

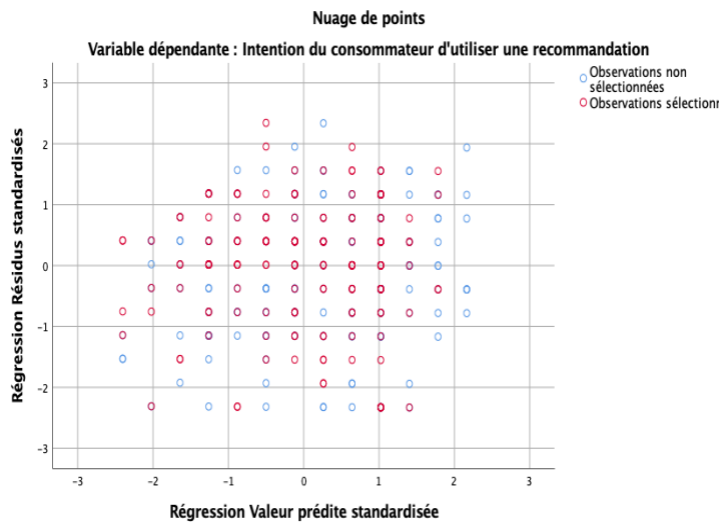
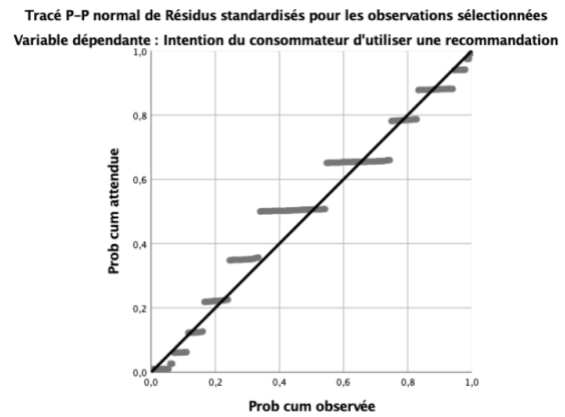
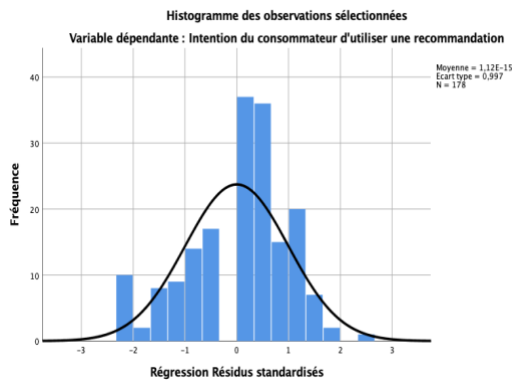


Sur base de l'analyse des résidus que nous avons obtenus, nous avons décidé d'écartier les données se rapportant aux individus portant respectivement le numéro 141, 269, 238 et 326 car nous avons estimé que ces données pouvaient biaiser notre modèle de régression. En effet, sur le graphique Q-QPlot, on peut clairement voir que certains points s'éloignent de l'ensemble et les indices de levier et de Cook confirment cette tendance. Pour cette analyse, nous ne tiendrons pas compte de l'identifiant 141 et 269.

- **Analyse pour le pyjama**

### Conditions d'applications

- (1) **Indépendance des résidus** : en considérant que chaque ligne de réponse correspond à un individu différent, nous pouvons affirmer que cette condition est bien respectée.
- (2) **Distribution normale des résidus** : Lorsque nous menons l'analyse graphique des résidus, cette condition est également bien respectée. En effet, l'histogramme que nous obtenu pour les résidus suis bien une distribution normale et le graphique P-P plot nous conforte dans cette affirmation car les résidus suivent globalement la droite de Henry. De plus, le nuage de points représenté dans le troisième graphique nous montre que 95% des données sont bien comprises entre -2 et +2 sur l'axe des ordonnées.
- (3) **Condition d'homoscédasticité des résidus** : Toujours en se référant au graphique en « nuage de points », nous observons que le comportement des individus semble aléatoire, les valeurs ne sont pas plus éloignées dans une partie du domaine des valeurs de X que dans une autre. Sur base de ceci, nous pouvons confirmer que la variance des résidus est bien uniforme.



### Récapitulatif des modèles<sup>b,c</sup>

Modèle	Manipulation de l'implication dans le produit = Pyjama (sélectionné)	R	Manipulation de l'implication dans le produit ~ = Pyjama (non sélectionné)	R-deux	R-deux ajusté	Erreur standard de l'estimation
1		,006 <sup>a</sup>	,182	,000	-,006	,858

a. Prédicteurs : (Constante), Implication du consommateur dans le produit-la valeur symbolique

b. Sauf indication contraire, les statistiques sont basées uniquement sur les observations pour lesquelles Manipulation de l'implication dans le produit = Pyjama.

c. Variable dépendante : Intention du consommateur d'utiliser une recommandation

### ANOVA<sup>a,b</sup>

Modèle		Somme des carrés	ddl	Carré moyen	F	Sig.
1	Régression	,005	1	,005	,007	,936 <sup>c</sup>
	de Student	129,541	176	,736		
	Total	129,546	177			

a. Variable dépendante : Intention du consommateur d'utiliser une recommandation

b. Sélection exclusive des observations pour lesquelles Manipulation de l'implication dans le produit = Pyjama

c. Prédicteurs : (Constante), Implication du consommateur dans le produit-la valeur symbolique

### Coefficients<sup>a,b</sup>

Modèle		Coefficients non standardisés		Coefficients standardisés			Intervalle de confiance à 95,0% pour B	
		B	Erreur standard	Bêta	t	Sig.	Borne inférieure	Borne supérieure
1	(Constante)	2,974	,237		12,526	,000	2,505	3,443
	Implication du consommateur dans le produit-la valeur symbolique	,006	,074	,006	,081	,936	-,139	,151

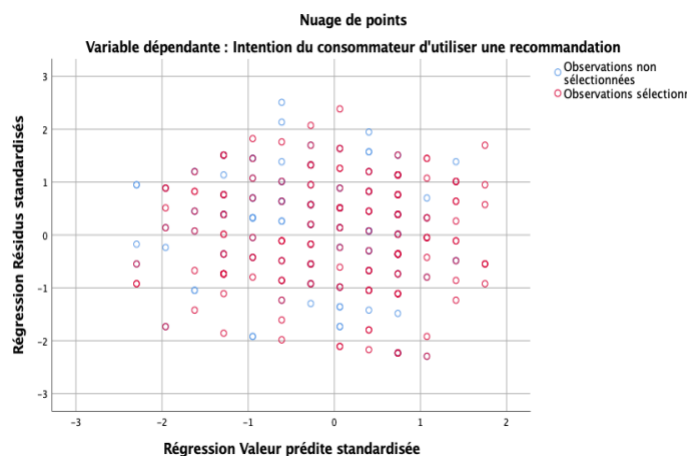
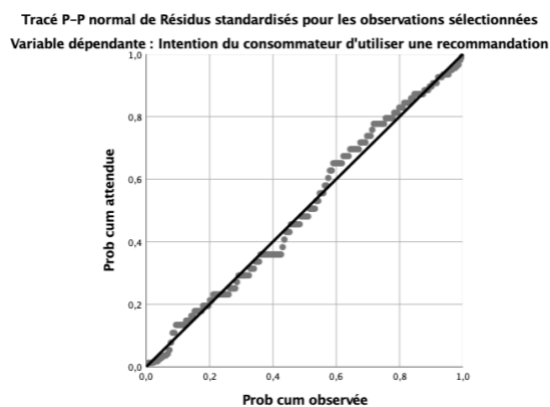
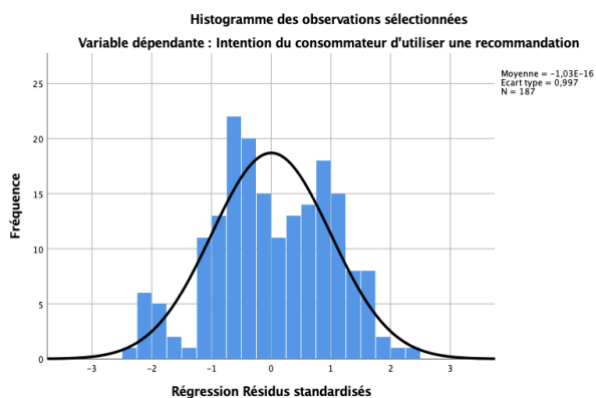
a. Variable dépendante : Intention du consommateur d'utiliser une recommandation

b. Sélection exclusive des observations pour lesquelles Manipulation de l'implication dans le produit = Pyjama

- **Analyse pour la veste**

### Conditions d'applications

- (1) **Indépendance des résidus** : en considérant que chaque ligne de réponse correspond à un individu différent, nous pouvons affirmer que cette condition est bien respectée.
- (2) **Distribution normale des résidus** : Lorsque nous menons l'analyse graphique des résidus, cette condition est également bien respectée. En effet, l'histogramme que nous obtenons pour les résidus suit bien une distribution normale et le graphique P-P plot nous conforte dans cette affirmation car les résidus suivent globalement la droite de Henry. De plus, le nuage de points représenté dans le troisième graphique nous montre que 95% des données sont bien comprises entre -2 et +2 sur l'axe des ordonnées.
- (3) **Condition d'homoscédasticité des résidus** : Toujours en se référant au graphique en « nuage de points », nous observons que le comportement des individus semble aléatoire, les valeurs ne sont pas plus éloignées dans une partie du domaine des valeurs de X que dans une autre. Sur base de ceci, nous pouvons confirmer que la variance des résidus est bien uniforme.



### Récapitulatif des modèles<sup>b,c</sup>

Modèle	R		R-deux	R-deux ajusté	Erreur standard de l'estimation
	Manipulation de l'implication dans le produit = Veste (sélectionné)	Manipulation de l'implication dans le produit ~ = Veste (non sélectionné)			
1	,182 <sup>a</sup>	,006	,033	,028	,891

- a. Prédicteurs : (Constante), Implication du consommateur dans le produit-la valeur symbolique  
b. Sauf indication contraire, les statistiques sont basées uniquement sur les observations pour lesquelles Manipulation de l'implication dans le produit = Veste.  
c. Variable dépendante : Intention du consommateur d'utiliser une recommandation

### ANOVA<sup>a,b</sup>

Modèle		Somme des carrés	ddl	Carré moyen	F	Sig.
1	Régression	5,053	1	5,053	6,366	,012 <sup>c</sup>
	de Student	146,827	185	,794		
	Total	151,880	186			

- a. Variable dépendante : Intention du consommateur d'utiliser une recommandation  
b. Sélection exclusive des observations pour lesquelles Manipulation de l'implication dans le produit = Veste  
c. Prédicteurs : (Constante), Implication du consommateur dans le produit-la valeur symbolique

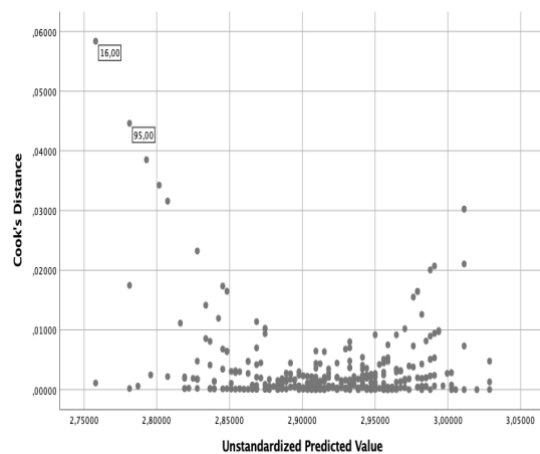
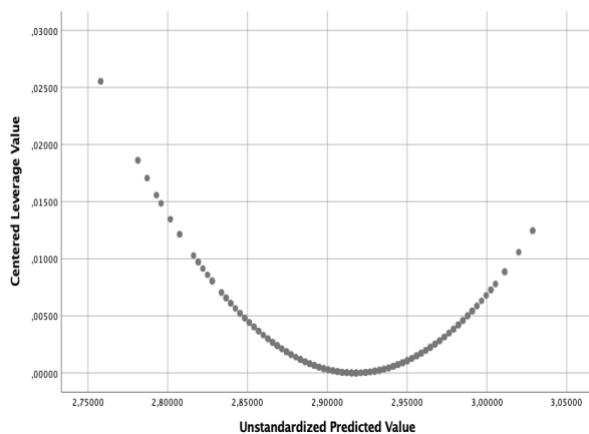
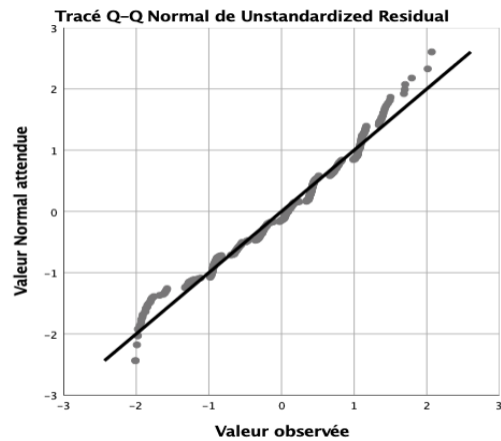
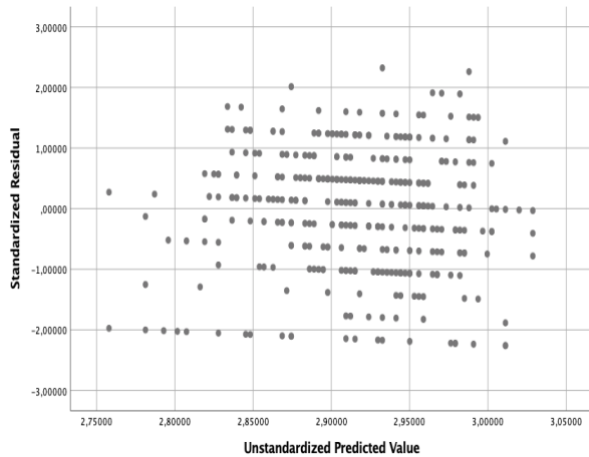
### Coefficients<sup>a,b</sup>

Modèle		Coefficients non standardisés		Coefficients standardisés		Intervalle de confiance à 95,0% pour B	Intervalle de confiance à 95,0% pour B	
		B	Erreur standard	Bêta	t			Sig.
1	(Constante)	2,321	,226		10,291	,000	1,876	2,766
	Implication du consommateur dans le produit-la valeur symbolique	,167	,066	,182	2,523	,012	,036	,297

- a. Variable dépendante : Intention du consommateur d'utiliser une recommandation  
b. Sélection exclusive des observations pour lesquelles Manipulation de l'implication dans le produit = Veste

## Annexe 11 : Régression linéaire simple de la variable Implication du consommateur dans le produit – le risque perçu

### • ANALYSE DES RÉSIDUS

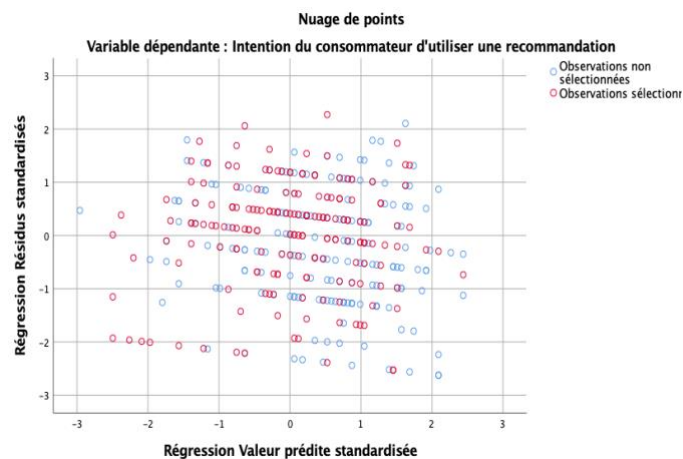
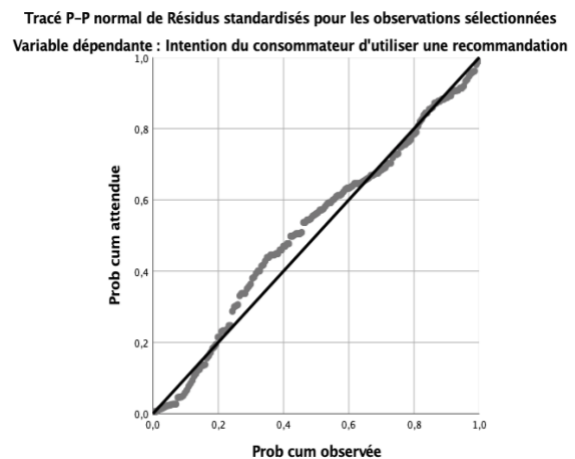
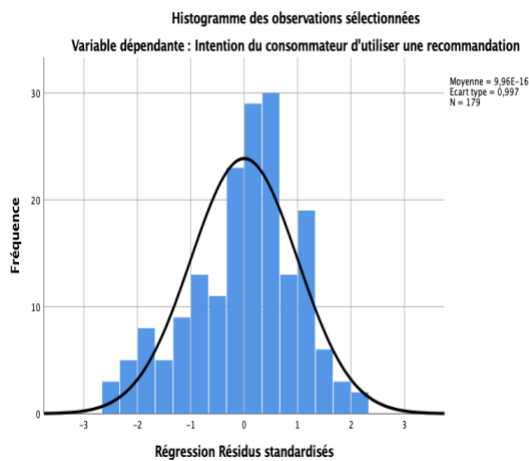


Sur base de l'analyse des résidus que nous avons obtenus, nous avons décidé d'écartier les données se rapportant aux individus portant respectivement le numéro 16 et 95 car nous avons estimé que ces données pouvaient biaiser notre modèle de régression. En effet, sur le graphique Q-QPlot, on peut clairement voir que certains points s'éloignent de l'ensemble et les indices de levier et de Cook confirment cette tendance. Pour cette analyse, nous ne tiendrons pas compte de l'identifiant 16.

- **Analyse du pyjama**

### Conditions d'applications

- (1) **Indépendance des résidus** : en considérant que chaque ligne de réponse correspond à un individu différent, nous pouvons affirmer que cette condition est bien respectée.
- (2) **Distribution normale des résidus** : Lorsque nous menons l'analyse graphique des résidus, cette condition est également bien respectée. En effet, l'histogramme que nous obtenons pour les résidus suit bien une distribution normale et le graphique P-P plot nous conforte dans cette affirmation car les résidus suivent globalement la droite de Henry. De plus, le nuage de points représenté dans le troisième graphique nous montre que 95% des données sont bien comprises entre -2 et +2 sur l'axe des ordonnées.
- (3) **Condition d'homoscédasticité des résidus** : Toujours en se référant au graphique en « nuage de points », nous observons que le comportement des individus semble aléatoire, les valeurs ne sont pas plus éloignées dans une partie du domaine des valeurs de X que dans une autre. Sur base de ceci, nous pouvons confirmer que la variance des résidus est bien uniforme.



### Récapitulatif des modèles<sup>b,c</sup>

Modèle	R	Manipulation de l'implication dans le produit = Pyjama (sélectionné)	Manipulation de l'implication dans le produit ~ = Pyjama (non sélectionné)	R-deux	R-deux ajusté	Erreur standard de l'estimation
1		,151 <sup>a</sup>	.	,023	,017	,859

a. Prédicteurs : (Constante), Le risque perçu

b. Sauf indication contraire, les statistiques sont basées uniquement sur les observations pour lesquelles Manipulation de l'implication dans le produit = Pyjama.

c. Variable dépendante : Intention du consommateur d'utiliser une recommandation

### ANOVA<sup>a,b</sup>

Modèle		Somme des carrés	ddl	Carré moyen	F	Sig.
1	Régression	3,029	1	3,029	4,110	,044 <sup>c</sup>
	de Student	130,464	177	,737		
	Total	133,493	178			

a. Variable dépendante : Intention du consommateur d'utiliser une recommandation

b. Sélection exclusive des observations pour lesquelles Manipulation de l'implication dans le produit = Pyjama

c. Prédicteurs : (Constante), Le risque perçu

### Coefficients<sup>a,b</sup>

Modèle		Coefficients non standardisés		Coefficients standardisés		Intervalle de confiance à 95,0% pour B	Intervalle de confiance à 95,0% pour B	
		B	Erreur standard	Bêta	t			Sig.
1	(Constante)	2,413	,287		8,398	,000	1,846	2,981
	Le risque perçu	,182	,090	,151	2,027	,044	,005	,359

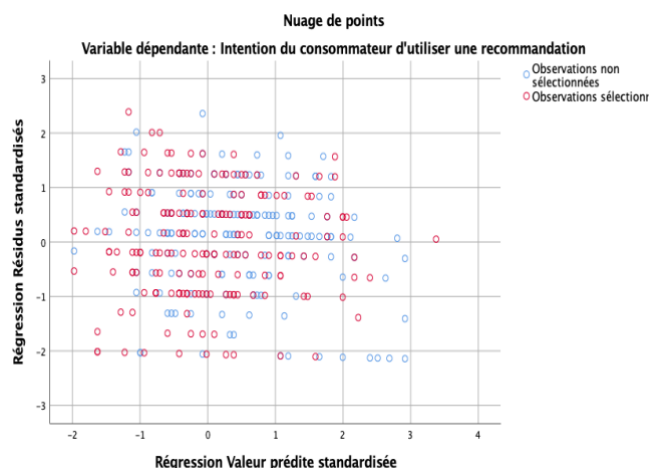
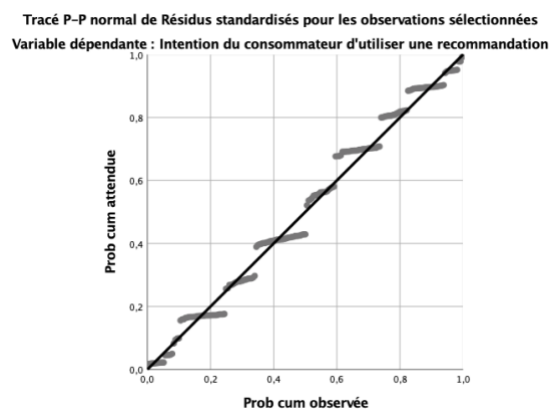
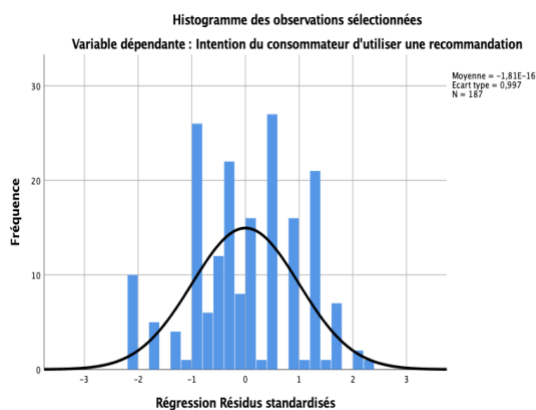
a. Variable dépendante : Intention du consommateur d'utiliser une recommandation

b. Sélection exclusive des observations pour lesquelles Manipulation de l'implication dans le produit = Pyjama

- **Analyse de la veste**

### Conditions d'applications

- (1) **Indépendance des résidus** : en considérant que chaque ligne de réponse correspond à un individu différent, nous pouvons affirmer que cette condition est bien respectée.
- (2) **Distribution normale des résidus** : Lorsque nous menons l'analyse graphique des résidus, cette condition est également bien respectée. En effet, l'histogramme que nous obtenons pour les résidus suit bien une distribution normale et le graphique P-P plot nous conforte dans cette affirmation car les résidus suivent globalement la droite de Henry. De plus, le nuage de points représenté dans le troisième graphique nous montre que 95% des données sont bien comprises entre -2 et +2 sur l'axe des ordonnées.
- (3) **Condition d'homoscédasticité des résidus** : Toujours en se référant au graphique en « nuage de points », nous observons que le comportement des individus semble aléatoire, les valeurs ne sont pas plus éloignées dans une partie du domaine des valeurs de X que dans une autre. Sur base de ceci, nous pouvons confirmer que la variance des résidus est bien uniforme.



### Récapitulatif des modèles<sup>b,c</sup>

Modèle	R Manipulation de l'implication dans le produit = Veste (sélectionné)	R Manipulation de l'implication dans le produit ~ = Veste (non sélectionné)	R-deux	R-deux ajusté	Erreur standard de l'estimation
1	,028 <sup>a</sup>	.	,001	-,005	,906

a. Prédicteurs : (Constante), Le risque perçu

b. Sauf indication contraire, les statistiques sont basées uniquement sur les observations pour lesquelles Manipulation de l'implication dans le produit = Veste.

c. Variable dépendante : Intention du consommateur d'utiliser une recommandation

### ANOVA<sup>a,b</sup>

Modèle		Somme des carrés	ddl	Carré moyen	F	Sig.
1	Régression	,121	1	,121	,148	,701 <sup>c</sup>
	de Student	151,759	185	,820		
	Total	151,880	186			

a. Variable dépendante : Intention du consommateur d'utiliser une recommandation

b. Sélection exclusive des observations pour lesquelles Manipulation de l'implication dans le produit = Veste

c. Prédicteurs : (Constante), Le risque perçu

### Coefficients<sup>a,b</sup>

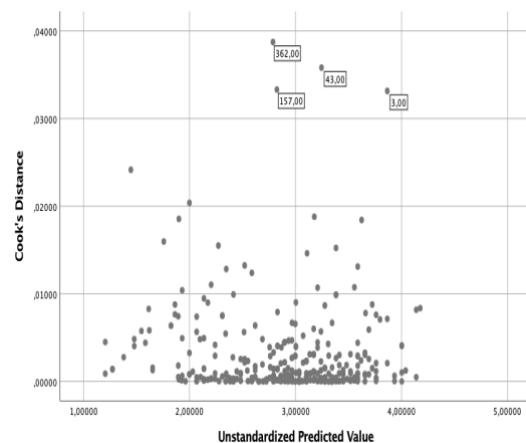
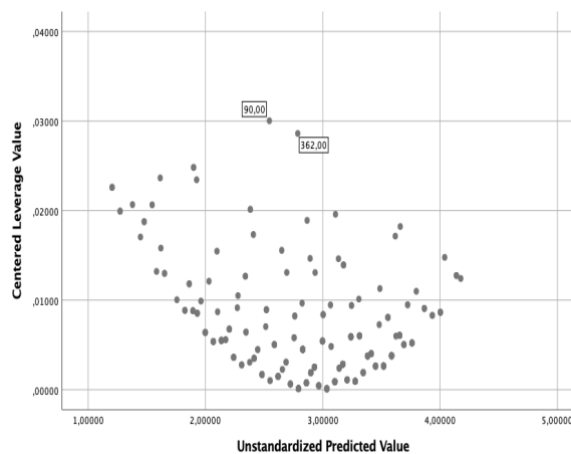
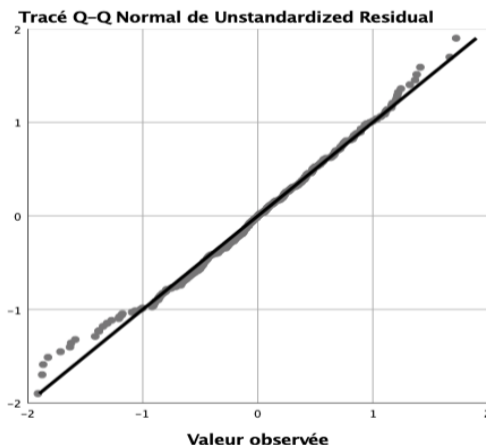
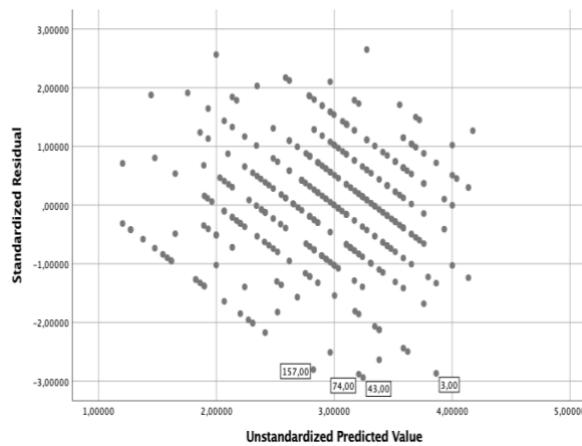
Modèle		Coefficients non standardisés		Coefficients standardisés		Intervalle de confiance à 95,0% pour B	Intervalle de confiance à 95,0% pour B	
		B	Erreur standard	Bêta	t			
1	(Constante)	2,988	,323		9,256	,000	2,351	3,624
	Le risque perçu	-,035	,092	-,028	-,384	,701	-,216	,146

a. Variable dépendante : Intention du consommateur d'utiliser une recommandation

b. Sélection exclusive des observations pour lesquelles Manipulation de l'implication dans le produit = Veste

## Annexe 12 : Régression linéaire multiple avec la variable Implication dans la recommandation et la persuasion de la recommandation

- **Analyse des résidus**

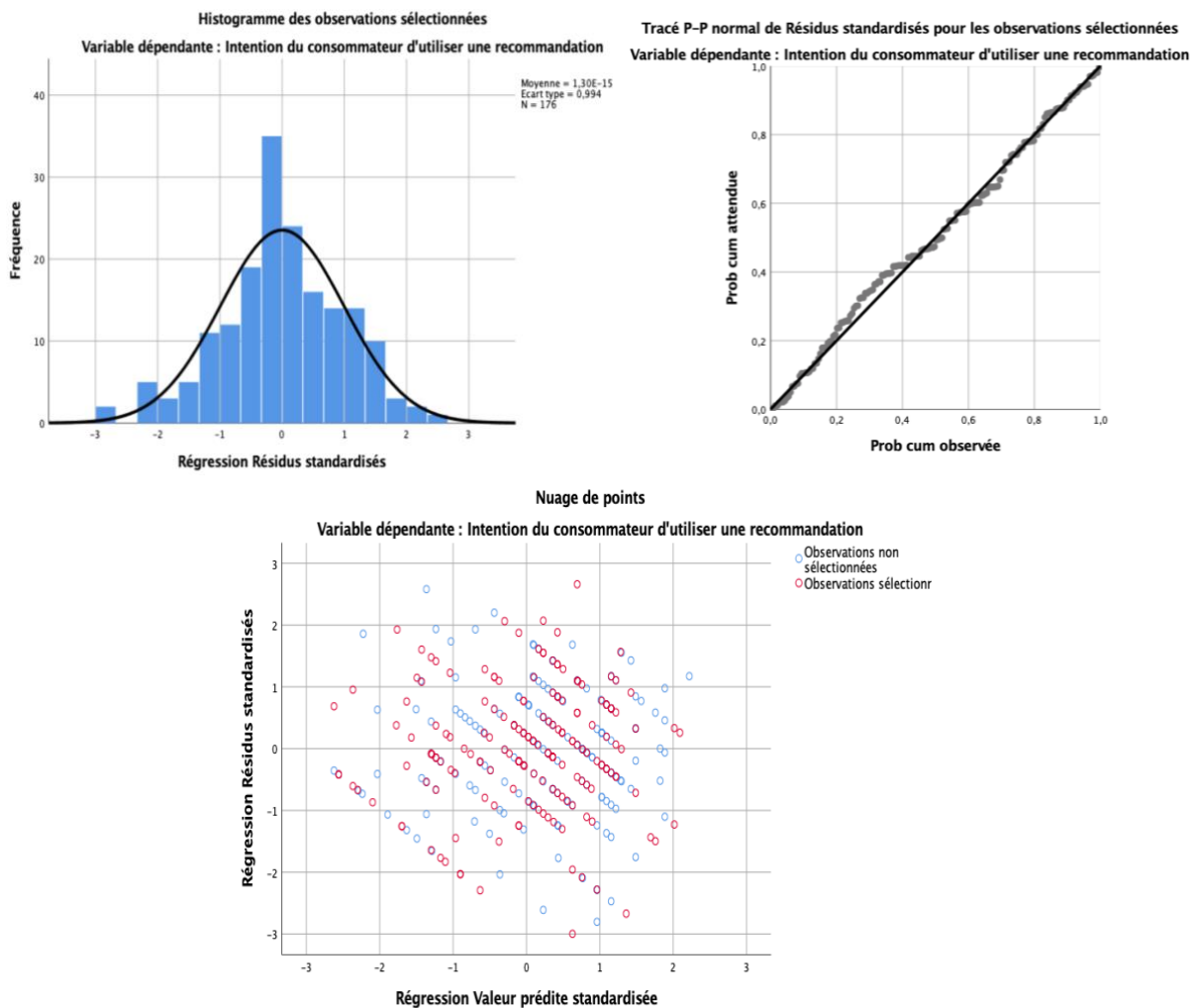


Sur base de l'analyse des résidus que nous avons obtenus, nous avons décidé d'écartier les données se rapportant aux individus portant respectivement le numéro 3, 43, 74 et 157 car nous avons estimé que ces données pouvaient biaiser notre modèle de régression. En effet, sur le graphique Q-QPlot, on peut clairement voir que certains points s'éloignent de l'ensemble et les indices de levier et de Cook confirment cette tendance. Pour cette analyse, nous ne tiendrons pas compte des identifiants 3, 43, 74, 157 et 362.

- **Formulation de la recommandation mentionnant des préférences partagées**

### Conditions d'applications

- (1) **Indépendance des résidus** : en considérant que chaque ligne de réponse correspond à un individu différent, nous pouvons affirmer que cette condition est bien respectée.
- (2) **Distribution normale des résidus** : Lorsque nous menons l'analyse graphique des résidus, cette condition est également bien respectée. En effet, l'histogramme que nous obtenons pour les résidus suit bien une distribution normale et le graphique P-P plot nous conforte dans cette affirmation car les résidus suivent globalement la droite de Henry. De plus, le nuage de points représenté dans le troisième graphique nous montre que 95% des données sont bien comprises entre -2 et +2 sur l'axe des ordonnées.
- (3) **Condition d'homoscédasticité des résidus** : Toujours en se référant au graphique en « nuage de points », nous observons que le comportement des individus semble aléatoire, les valeurs ne sont pas plus éloignées dans une partie du domaine des valeurs de X que dans une autre. Sur base de ceci, nous pouvons confirmer que la variance des résidus est bien uniforme.
- (4) **Absence de colinéarité entre les variables explicatives de notre modèle** : les valeurs que nous obtenons pour l'indice VIF et la tolérance nous indiquent que nous n'avons pas de problème de colinéarité entre nos variables. (cond :  $VIF < 3$  et Tolérance  $> 0,3$ )



### Récapitulatif des modèles<sup>b,c</sup>

Modèle	Manipulation de la formulation de la recommandation = Recommandation mentionnant des préférences partagées (sélectionné)	R Manipulation de la formulation de la recommandation ~= Recommandation mentionnant des préférences partagées (non sélectionné)	R-deux	R-deux ajusté	Erreur standard de l'estimation
1	,700 <sup>a</sup>	,703	,489	,484	,641

a. Prédicteurs : (Constante), Implication du consommateur dans la recommandation, Persuasion de la recommandation

b. Sauf indication contraire, les statistiques sont basées uniquement sur les observations pour lesquelles Manipulation de la formulation de la recommandation = Recommandation mentionnant des préférences partagées.

c. Variable dépendante : Intention du consommateur d'utiliser une recommandation

### ANOVA<sup>a,b</sup>

Modèle		Somme des carrés	ddl	Carré moyen	F	Sig.
1	Régression	68,119	2	34,059	82,928	,000 <sup>c</sup>
	de Student	71,053	173	,411		
	Total	139,172	175			

a. Variable dépendante : Intention du consommateur d'utiliser une recommandation

b. Sélection exclusive des observations pour lesquelles Manipulation de la formulation de la recommandation = Recommandation mentionnant des préférences partagées

c. Prédicteurs : (Constante), Implication du consommateur dans la recommandation, Persuasion de la recommandation

### Coefficients<sup>a,b</sup>

Modèle	Coefficients non standardisés		Coefficients standardisés			Intervalle de confiance à 95,0% pour B Borne inférieure	Intervalle de confiance à 95,0% pour B Borne supérieure	Statistiques de colinéarité	
	B	Erreur standard	Bêta	t	Sig.			Tolérance	VIF
1 (Constante)	,442	,208		2,124	,035	,031	,853		
Persuasion de la recommandation	,161	,085	,140	1,881	,062	-,008	,329	,531	1,883
Implication du consommateur dans la recommandation	,625	,078	,596	7,997	,000	,470	,779	,531	1,833

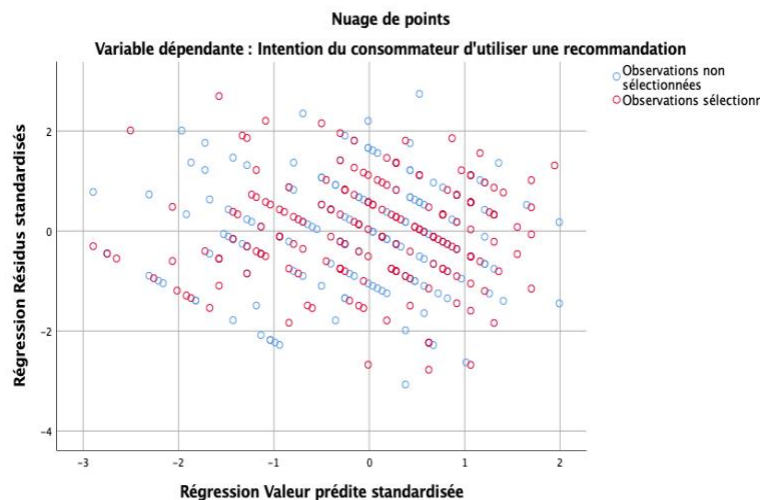
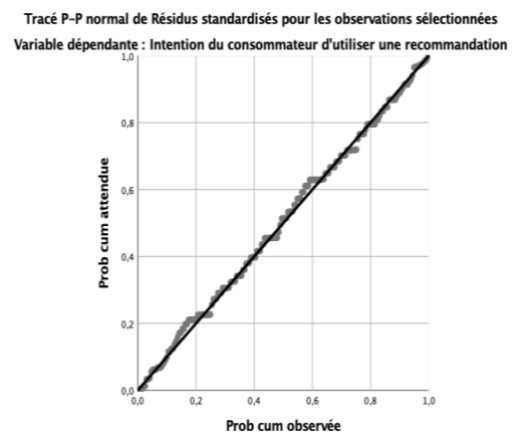
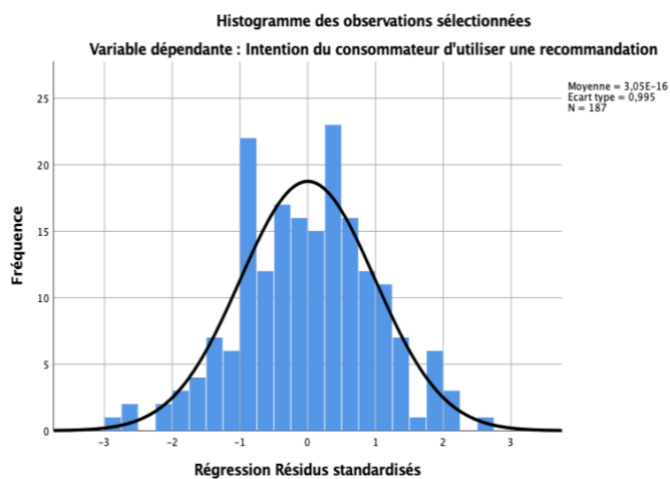
a. Variable dépendante : Intention du consommateur d'utiliser une recommandation

b. Sélection exclusive des observations pour lesquelles Manipulation de la formulation de la recommandation = Recommandation mentionnant des préférences partagées

- **Formulation de la recommandation mentionnant des préférences sur base de son comportement passe**

### Conditions d'applications

- (1) **Indépendance des résidus** : en considérant que chaque ligne de réponse correspond à un individu différent, nous pouvons affirmer que cette condition est bien respectée.
- (2) **Distribution normale des résidus** : Lorsque nous menons l'analyse graphique des résidus, cette condition est également bien respectée. En effet, l'histogramme que nous obtenons pour les résidus suit bien une distribution normale et le graphique P-P plot nous conforte dans cette affirmation car les résidus suivent globalement la droite de Henry. De plus, le nuage de points représenté dans le troisième graphique nous montre que 95% des données sont bien comprises entre -2 et +2 sur l'axe des ordonnées.
- (3) **Condition d'homoscédasticité des résidus** : Toujours en se référant au graphique en « nuage de points », nous observons que le comportement des individus semble aléatoire, les valeurs ne sont pas plus éloignées dans une partie du domaine des valeurs de X que dans une autre. Sur base de ceci, nous pouvons confirmer que la variance des résidus est bien uniforme.
- (4) **Absence de colinéarité entre les variables explicatives de notre modèle** : les valeurs que nous obtenons pour l'indice VIF et la tolérance nous indiquent que nous n'avons pas de problème de colinéarité entre nos variables. (cond :  $VIF < 3$  et Tolérance  $> 0,3$ )



### Récapitulatif des modèles<sup>b,c</sup>

Modèle	Manipulation de la formulation de la recommandation = Recommandation mentionnant des préférences sur base du comportement passé (sélectionné)	R Manipulation de la formulation de la recommandation ~= Recommandation mentionnant des préférences sur base du comportement passé (non sélectionné)	R-deux	R-deux ajusté	Erreur standard de l'estimation
1	,713 <sup>a</sup>	,686	,508	,503	,615

a. Prédicteurs : (Constante), Implication du consommateur dans la recommandation, Persuasion de la recommandation

b. Sauf indication contraire, les statistiques sont basées uniquement sur les observations pour lesquelles Manipulation de la formulation de la recommandation = Recommandation mentionnant des préférences sur base du comportement passé.

c. Variable dépendante : Intention du consommateur d'utiliser une recommandation

### ANOVA<sup>a,b</sup>

Modèle		Somme des carrés	ddl	Carré moyen	F	Sig.
1	Régression	71,878	2	35,939	94,957	,000 <sup>c</sup>
	de Student	69,640	184	,378		
	Total	141,518	186			

a. Variable dépendante : Intention du consommateur d'utiliser une recommandation

b. Sélection exclusive des observations pour lesquelles Manipulation de la formulation de la recommandation = Recommandation mentionnant des préférences sur base du comportement passé

c. Prédicteurs : (Constante), Implication du consommateur dans la recommandation, Persuasion de la recommandation

### Coefficients<sup>a,b</sup>

Modèle	Coefficients non standardisés		Coefficients standardisés			Intervalle de confiance à 95,0% pour B		Statistiques de colinéarité	
	B	Erreur standard	Bêta	t	Sig.	Borne inférieure	Borne supérieure	Tolérance	VIF
1 (Constante)	,366	,196		1,866	,064	-,021	,753		
Persuasion de la recommandation	,364	,090	,321	4,041	,000	,187	,542	,424	2,358
Implication du consommateur dans la recommandation	,456	,083	,438	5,513	,000	,293	,619	,424	2,358

a. Variable dépendante : Intention du consommateur d'utiliser une recommandation

b. Sélection exclusive des observations pour lesquelles Manipulation de la formulation de la recommandation = Recommandation mentionnant des préférences sur base du comportement passé

## Annexe 13 : Modération de l'implication du consommateur dans la recommandation

- **Formulation de recommandation mentionnant des preferences partagees**

Model : 1  
 Y : Intentio  
 X : Implicat  
 W : Confianc

Sample  
 Size: 176

\*\*\*\*\*

OUTCOME VARIABLE:

Intentio

Model Summary

	R	R-sq	MSE	F	df1	df2	p
	,7854	,6169	,3100	92,3260	3,0000	172,0000	,0000

Model

	coeff	se	t	p	LLCI	ULCI
constant	2,8535	,0461	61,9430	,0000	2,7625	2,9444
Implicat	,5129	,0595	8,6245	,0000	,3955	,6303
Confianc	,5829	,0741	7,8675	,0000	,4366	,7291
Int_1	,0369	,0690	,5351	,5933	-,0993	,1732

Product terms key:

Int\_1 : Implicat x Confianc

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

	R2-chng	F	df1	df2	p
X*W	,0006	,2863	1,0000	172,0000	,5933

-----

Focal predict: Implicat (X)  
 Mod var: Confianc (W)

Data for visualizing the conditional effect of the focal predictor:  
 Paste text below into a SPSS syntax window and execute to produce plot.

DATA LIST FREE/

Implicat Confianc Intentio .

BEGIN DATA.

-,8511	-,6563	2,0550
,0000	-,6563	2,4709
,8511	-,6563	2,8868
-,8511	,0000	2,4169
,0000	,0000	2,8535
,8511	,0000	3,2900
-,8511	,6563	2,7788
,0000	,6563	3,2360
,8511	,6563	3,6932

END DATA.

GRAPH/SCATTERPLOT=

Implicat WITH Intentio BY Confianc .

- **Formulation de la recommandation mentionnant des préférences sur base de son comportement passé**

Model : 1  
 Y : Intentio  
 X : Implicat  
 W : Confianc

Sample  
 Size: 187

\*\*\*\*\*

OUTCOME VARIABLE:  
 Intentio

Model Summary	R	R-sq	MSE	F	df1	df2	p
	,7392	,5465	,3507	73,4973	3,0000	183,0000	,0000

Model	coeff	se	t	p	LLCI	ULCI
constant	3,0114	,0477	63,0914	,0000	2,9172	3,1055
Implicat	,5050	,0629	8,0297	,0000	,3809	,6291
Confianc	,4467	,0816	5,4734	,0000	,2857	,6077
Int_1	-,0885	,0693	-1,2775	,2031	-,2252	,0482

Product terms key:  
 Int\_1 : Implicat x Confianc

Test(s) of highest order unconditional interaction(s):	R2-chng	F	df1	df2	p
X*W	,0040	1,6319	1,0000	183,0000	,2031

-----  
 Focal predict: Implicat (X)  
 Mod var: Confianc (W)

Data for visualizing the conditional effect of the focal predictor:  
 Paste text below into a SPSS syntax window and execute to produce plot.

```
DATA LIST FREE/
  Implicat Confianc Intentio .
BEGIN DATA.
  -,8381 -,6374 2,2561
  ,0000 -,6374 2,7267
  ,8381 -,6374 3,1972
  -,8381 ,0000 2,5881
  ,0000 ,0000 3,0114
  ,8381 ,0000 3,4346
  -,8381 ,6374 2,9201
  ,0000 ,6374 3,2961
  ,8381 ,6374 3,6721
END DATA.
GRAPH/SCATTERPLOT=
  Implicat WITH Intentio BY Confianc .
```

## Annexe 14 : Modération de la persuasion de la recommandation

- **Formulation de recommandation mentionnant des préférences partagées**

Model : 1  
 Y : Intentio  
 X : Perusasi  
 W : Confianc

Sample  
 Size: 176

\*\*\*\*\*  
 OUTCOME VARIABLE:  
 Intentio

Model Summary

	R	R-sq	MSE	F	df1	df2	p
	,7129	,5082	,3980	59,2381	3,0000	172,0000	,0000

Model

	coeff	se	t	p	LLCI	ULCI
constant	2,8730	,0527	54,5292	,0000	2,7690	2,9770
Perusasi	,3323	,0711	4,6713	,0000	,1919	,4728
Confianc	,7030	,0843	8,3435	,0000	,5367	,8693
Int_1	-,0378	,0916	-,4129	,6802	-,2185	,1429

Product terms key:  
 Int\_1 : Perusasi x Confianc

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

	R2-chng	F	df1	df2	p
X*W	,0005	,1704	1,0000	172,0000	,6802

-----  
 Focal predict: Perusasi (X)  
 Mod var: Confianc (W)

Data for visualizing the conditional effect of the focal predictor:  
 Paste text below into a SPSS syntax window and execute to produce plot.

```
DATA LIST FREE/
  Perusasi  Confianc  Intentio  .
BEGIN DATA.
  -,7777    -,6563    2,1339
  ,0000    -,6563    2,4116
  ,7777    -,6563    2,6894
  -,7777    ,0000    2,6145
  ,0000    ,0000    2,8730
  ,7777    ,0000    3,1315
  -,7777    ,6563    3,0952
  ,0000    ,6563    3,3344
  ,7777    ,6563    3,5735
END DATA.
GRAPH/SCATTERPLOT=
  Perusasi WITH Intentio BY Confianc .
```

- **Formulation de la recommandation mentionnant des préférences sur base de son comportement passé**

Model : 1  
 Y : Intentio  
 X : Perusasi  
 W : Confianc

Sample  
 Size: 187

\*\*\*\*\*

OUTCOME VARIABLE:  
 Intentio

Model Summary	R	R-sq	MSE	F	df1	df2	p
	,7102	,5044	,3832	62,0868	3,0000	183,0000	,0000

Model	coeff	se	t	p	LLCI	ULCI
constant	3,0043	,0505	59,5147	,0000	2,9047	3,1039
Perusasi	,5014	,0749	6,6914	,0000	,3536	,6492
Confianc	,4563	,0885	5,1564	,0000	,2817	,6309
Int_1	-,0652	,0784	-,8325	,4062	-,2198	,0894

Product terms key:  
 Int\_1 : Perusasi x Confianc

Test(s) of highest order unconditional interaction(s):	R2-chng	F	df1	df2	p
X*W	,0019	,6931	1,0000	183,0000	,4062

-----

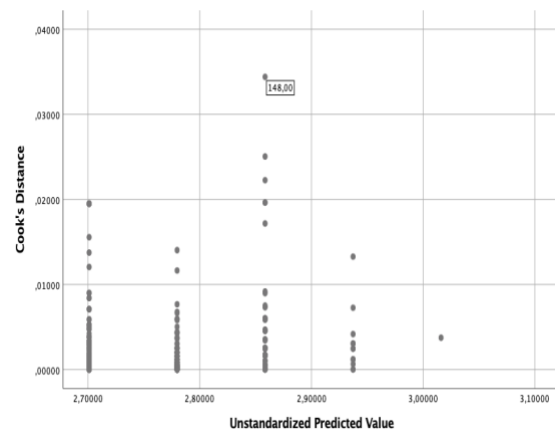
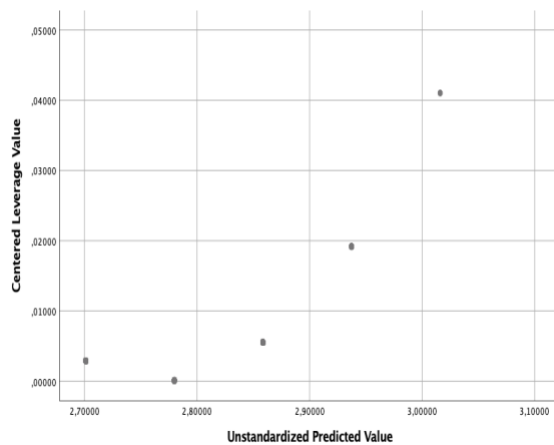
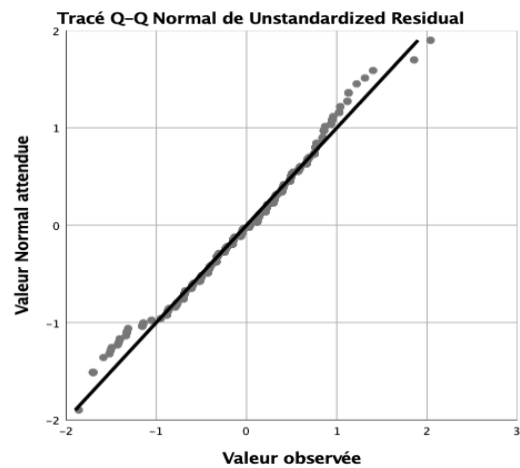
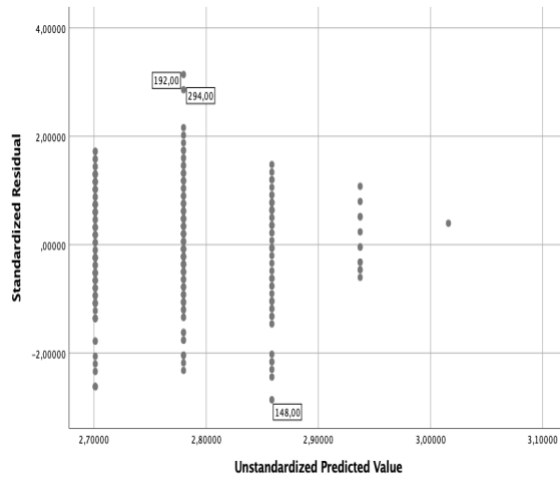
Focal predict: Perusasi (X)  
 Mod var: Confianc (W)

Data for visualizing the conditional effect of the focal predictor:  
 Paste text below into a SPSS syntax window and execute to produce plot.

```
DATA LIST FREE/
  Perusasi  Confianc  Intentio  .
BEGIN DATA.
  -,7680    -,6374    2,2965
  ,0000    -,6374    2,7135
  ,7680    -,6374    3,1305
  -,7680    ,0000    2,6192
  ,0000    ,0000    3,0043
  ,7680    ,0000    3,3894
  -,7680    ,6374    2,9420
  ,0000    ,6374    3,2951
  ,7680    ,6374    3,6483
END DATA.
GRAPH/SCATTERPLOT=
  Perusasi WITH Intentio BY Confianc .
```

## Annexe 15 : Régression linéaire de l'activité du consommateur en ligne après achat

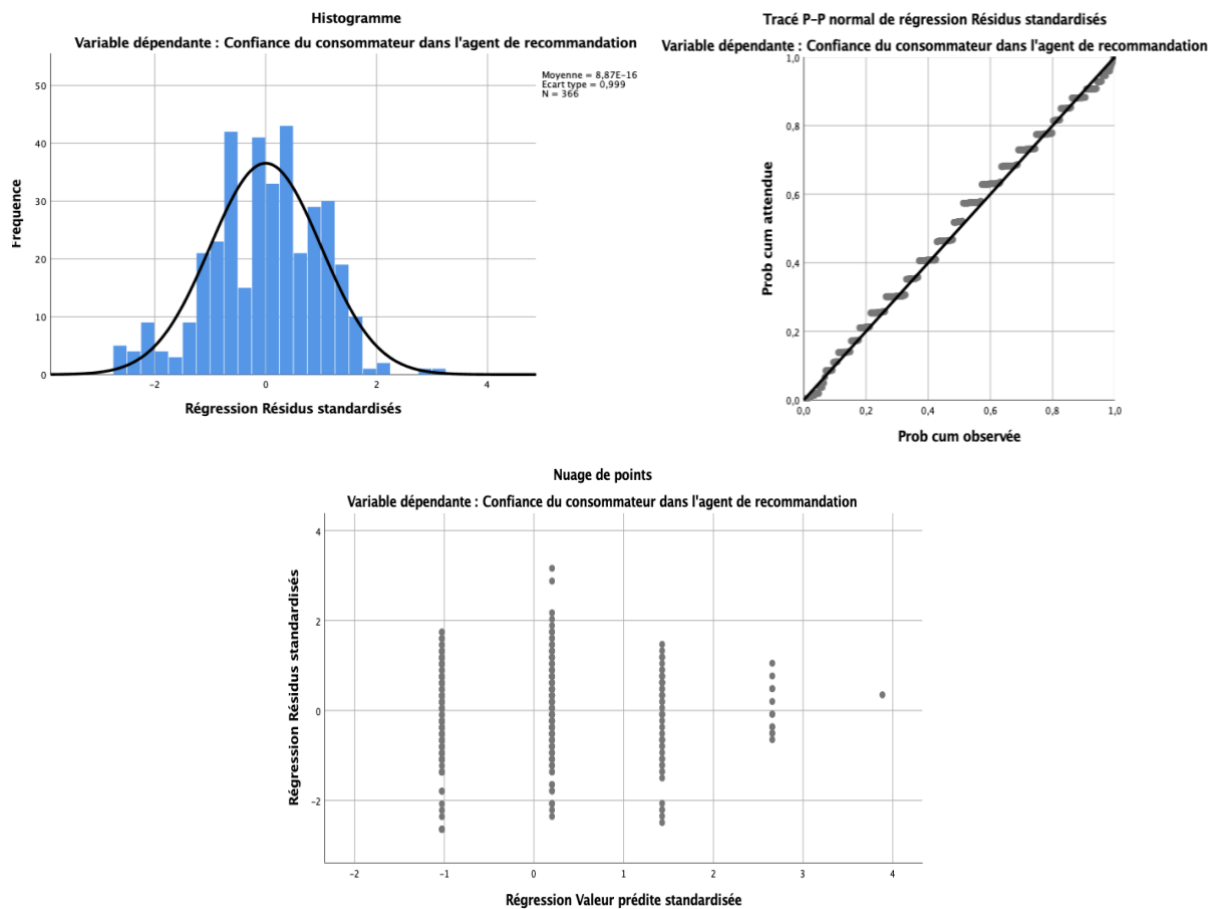
### • Analyse des résidus



Sur base de l'analyse des résidus que nous avons obtenus, nous avons décidé d'écartier les données se rapportant aux individus portant respectivement le numéro 148, 192 et 294 car nous avons estimé que ces données pouvaient biaiser notre modèle de régression. En effet, sur le graphique Q-QPlot, on peut clairement voir que certains points s'éloignent de l'ensemble et les indices de levier et de Cook confirment cette tendance. Pour cette analyse, nous ne tiendrons pas compte de l'identifiant 148.

## Conditions d'application

- (1) **Indépendance des résidus** : en considérant que chaque ligne de réponse correspond à un individu différent, nous pouvons affirmer que cette condition est bien respectée.
- (2) **Distribution normale des résidus** : Lorsque nous menons l'analyse graphique des résidus, cette condition est également bien respectée. En effet, l'histogramme que nous obtenons pour les résidus suit bien une distribution normale et le graphique P-P plot nous conforte dans cette affirmation car les résidus suivent globalement la droite de Henry. De plus, le nuage de points représenté dans le troisième graphique nous montre que 95% des données sont bien comprises entre -2 et +2 sur l'axe des ordonnées.
- (3) **Condition d'homoscédasticité des résidus** : Toujours en se référant au graphique en « nuage de points », nous observons que le comportement des individus semble aléatoire, les valeurs ne sont pas plus éloignées dans une partie du domaine des valeurs de X que dans une autre. Sur base de ceci, nous pouvons confirmer que la variance des résidus est bien uniforme.



- **Analyse**

### Récapitulatif des modèles

Modèle	R	R-deux	R-deux ajusté	Erreur standard de l'estimation
1	,111 <sup>a</sup>	,012	,010	,643

a. Prédicteurs : (Constante), Activité en ligne après achat

b. Variable dépendante : Confiance du consommateur dans l'agent de recommandation

### ANOVA<sup>a</sup>

Modèle		Somme des carrés	ddl	Carré moyen	F	Sig.
1	Régression	1,861	1	1,861	4,505	,034 <sup>b</sup>
	de Student	150,366	364	,413		
	Total	152,227	365			

a. Variable dépendante : Confiance du consommateur dans l'agent de recommandation

b. Prédicteurs : (Constante), Activité en ligne après achat

### Coefficients<sup>a</sup>

Modèle	Coefficients non standardisés		Coefficients standardisés		Sig.	Intervalle de confiance à 95,0% pour B	
	B	Erreur standard	Bêta	t		Borne inférieure	Borne supérieure
1 (Constante)	2,611	,083		31,480	,000	2,448	2,774
Activité en ligne après achat	,088	,041	,111	2,122	,034	,006	,169

a. Variable dépendante : Confiance du consommateur dans l'agent de recommandation

## Annexe 16 : statistique descriptives

- **Confiance du consommateur en l'agent de recommandation**

### Statistiques descriptives

	N	Minimum	Maximum	Moyenne	Ecart type
Confiance en l'agent de recommandation - intégrité	366	1,00	5,00	2,6266	,76505
Confiance en l'agent de recommandation - bienveillance	366	1,00	5,00	2,8670	,81122
Confiance en l'agent de recommandation - compétences	366	1,00	4,80	2,8022	,78534
N valide (liste)	366				

