

**UNIVERSITÉ GALATASARAY
FACULTÉ DE COMMUNICATION**

**LES EFFETS DES SYSTÈMES DE RECOMMANDATION INTELLIGENTS
BASÉS SUR L'EXPERIENCE UTILISATEUR**

PROJET DE FIN D'ÉTUDE

ETKİN BERK ÜÇBUDAK

16300778

Directeur de Recherche:

M. le Professeur Kerem RIZVANOĞLU

JUIN 2021

PREFACE

Tout d'abord, je tiens à remercier mon directeur de recherche, Prof. Kerem Rızvanođlu, qui m'a aidé et guidé à chaque étape de mon processus. J'apprécie qu'entre toutes les affaires, il ait pris le temps de sa vie pour m'aider et me guider pendant toute l'année. De plus, je le remercie de m'apprendre et m'introduire dans le domaine de l'expérience utilisateur qui est devenu l'une de mes plus grandes passions.

Je voudrais également remercier personnellement à Özgürol Öztürk. Ses cours et sa personnalité ont vraiment affecté mes intérêts et mes passions. Même si ses devoirs étaient si difficiles à accomplir, j'apprécie tout ce qu'il m'a appris.

Je tiens à remercier tous mes professeurs à l'université et tous mes professeurs de mon lycée pour m'élever. Je ne pourrai jamais assez remercier tous mes professeurs de l'université qui ont personnellement investi beaucoup de temps et d'énergie pour moi.

Enfin, j'adresse mon remerciement à mes parents qui ont littéralement tout donné pour que j'ai une vie bonne et heureuse.

PREFACE.....	ii
TABLE DES METIÈRS.....	iii
ABRÉVIATIONS.....	v
LISTE DES TABLEAUX.....	vi
LISTE DES FIGURES.....	viii
RÉSUMÉ.....	ix
ABSTRACT.....	x
ÖZET.....	xi
1. INTRODUCTION.....	1
2. REVUE DE LITTÉRATURE.....	5
2.1. Expérience Utilisateur.....	5
2.1.1 Définition de l'Expérience Utilisateur.....	5
2.1.2 l'Histoire de XU.....	6
2.1.3 Un Cadre d'Evaluation de XU.....	9
2.2. Système de Recommandation	10
2.2.1 Définition du Système de Recommandation.....	10
2.2.2 Les Premiers Exemples des Systèmes de Recommandation...11	
2.2.3 Les Types des Systèmes de Recommandation.....	13
2.3. Intelligence Artificielle.....	17
2.3.1. Définition de l'Intelligence et Intelligence Artificielle.....	18
2.3.2. La Difficulté d'Utilisation de l'Intelligence Artificielle.....	25
3. L'EXPÉRIENCE UTILISATEUR DES SYSTÈMES DE RECOMMANDATION BASÉS SUR IA.....	27
4. MÉTHODOLOGIE.....	31
4.1. l'Objective.....	31
4.2. Cadre d'Analyse.....	30
5. HYPOTHESES et PREDICTIONS.....	34
6. L'ÉTUDE.....	36
6.1. Questionnaire.....	36
6.2. Processus de Collecte de Données.....	37

6.3. Echantillon.....	37
7. RESULTATS ET L'ANALYSE.....	38
7.1. Démographie et Habitudes d'Utilisation.....	38
7.2. l'Aspect Effort.....	42
7.2.1. Difficulté de Choix.....	43
7.2.2. Contrôlabilité.....	46
7.2.3. Satisfaction.....	49
7.3. l'Aspect Confiance.....	52
7.3.1. Intimité.....	52
7.3.2. Précision.....	55
7.3.3. Explicabilité.....	58
7.4. Cote d'Importance	60
7.5. Analyse des Prédications et Hypothèses Selon des Résultat.....	62
7.5.1. Hypothèse 1.....	62
7.5.2. Hypothèse 2.....	63
7.5.3. Hypothèse 3.....	63
8. LIMITES ET RECOMMANDATIONS.....	64
9. CONCLUSION.....	65
10. BIBLIOGRAPHIE.....	69
11. ANNEXE.....	75

ABRÈVIATIONS

HAI	: Human centered artificial Intelligence
HRI	: Human recommender interaction
IA	: Intelligence artificielle
IHM	: l'interaction homme-machine
MIT	: Massachusetts Institute of Technology
NNG	: Nielsen & Norman Group
XU	: Experience utilisateur
DARPA	: Defense Advanced Research Projects Agency
IBM	: International Business Machines

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 7.1.1 Questionnaire: Quel âge avez-vous?.....	38
Tableau 7.1.2 Questionnaire: Quel est votre sexe?.....	38
Tableau 7.1.3 Questionnaire: A quelle fréquence utilisez-vous Netflix?.....	39
Tableau 7.1.4 Questionnaire: Combien de temps passez-vous généralement sur Netflix	40
Tableau 7.1.5 Questionnaire: Dans quelle mesure êtes-vous bien informé en termes de productions de divertissement vidéo par rapport à vos pairs ?.....	41
Tableau 7.2.1 Questionnaire: Je dois investir beaucoup d'efforts dans le système.....	41
Tableau 7.2.1.1 Questionnaire: Je peux facilement prendre une décision entre les recommandations.....	42
Tableau 7.2.1.2 Questionnaire: Prendre une décision est accablant.....	43
Tableau 7.2.1.3 Questionnaire: Je suis moins confiant quand j'utilise le système.....	44
Tableau 7.2.2.1 Questionnaire: Le système est pratique	45
Tableau 7.2.2.2 Questionnaire: Je me suis familiarisé très rapidement avec le système de recommandation.....	46
Tableau 7.2.2.3 Questionnaire: J'ai pensé que il était facile d'enseigner au système mes préférences.....	46
Tableau 7.2.2.4 Questionnaire: Je ne me sens pas en contrôle de la spécification et de la modification de mes préférences.....	47

Tableau 7.2.3.1 Questionnaire: J'aime les produits que j'ai choisis.....	48
Tableau 7.2.3.2 Questionnaire: Je suis content de trouver les produits que j'aime avec l'aide du système de recommandation.....	49
Tableau 7.2.3.3 Questionnaire: Le système ne fonctionne pas.....	50
Tableau 7.3.1.1 Questionnaire: Je suis mal à l'aise avec le système qui contient des informations à mon sujet.....	51
Tableau 7.3.1.2 Questionnaire: J'ai peur que le système divulgue des informations privées à mon sujet.....	52
Tableau 7.3.1.3 Questionnaire: Je sais quelles informations me concernant sont conservées dans le système.	53
Tableau 7.3.2.1 Questionnaire: Les produits qui m'ont été recommandés correspondent à mes intérêts.....	54
Tableau 7.3.2.2 Questionnaire: Je ne suis pas intéressé par les produits qui me sont recommandés.....	55
Tableau 7.3.2.3 Questionnaire: La recommandation que j'ai reçue correspond mieux à mes intérêts que ce que je peux recevoir d'un ami.....	56
Tableau 7.3.3.1 Questionnaire: je peux comprendre pourquoi les produits me sont recommandés.....	57
Tableau 7.3.3.2 Questionnaire: Je me sens assisté pour trouver ce que j'aime avec l'aide du recommandeur.....	58
Tableau 7.4.1 Questionnaire: Indiquez à quel point chacun des aspects suivants est important pour vous lorsque vous utilisez Netflix s'il vous plait.....	58

LISTE DES FIGURES

Figure 2.1.3.1: Un Cadre d'Evaluation de XU.....	10
Figure 2.2.3.1: Les méthodes principales de filtrage du Système de Recommandation.....	13
Figure 2.2.3.2 : Les Méthodes Elément-Elément & Utilisateur-Utilisateur.....	15
Figure 2.3.1.1 : La Chronologie d'IA.....	21
Figure 2.3.1.2 : Sous-Domains de l'IA.....	23
Figure 2.3.1.3 : Les Réseaux Neuronaux Artificiels Basiques.....	23
Figure 2.3.1.4 : Les Réseaux de Neurones Artificiels Profonds.....	24
Figure 3.1 : La Modèle Boîte Noire.....	28
Figure 3.2 : Les Etiquettes Informant de Contenus sur Netflix.....	29

Université : Université Galatasaray

Faculté : Faculté de Communication

Directeur de Recherche : M. le Professeur Kerem Rizvanoglu

Date : Juin 2021

RESUMÉ

La prise de décision devient chaque jour plus difficile en raison de l'augmentation du nombre d'options. La vie humaine devient plus compliquée et plus connectée. Le monde numérique vit également cette situation mais plus rapidement. En conséquence, les systèmes de recommandation intelligents sont partout, ils nous aident à choisir un film ou à découvrir de nouvelles chansons ou même à acheter des produits. Cette étude vise à analyser les effets des systèmes de recommandation basés sur l'intelligence artificielle sur l'expérience utilisateur. Pour ce faire, l'étude s'est concentrée sur deux aspects. Effort et confiance. Ces aspects ont également été analysés sous paramètres et testés par un questionnaire qui a interrogé les participants sur leur expérience avec le système de recommandation intelligent de Netflix. 310 utilisateurs de Netflix âgés de 17 à 76 ans ont répondu au questionnaire. Les résultats ont montré que l'aspect effort est plus efficace sur l'expérience utilisateur que la confiance. De plus, le paramètre le plus important était la difficulté de choix et le moins important était l'explicabilité. La difficulté de choix semblait être critique dans la définition de l'effort investi dans un système de recommandation. Enfin, la confidentialité ne s'est pas avérée être un paramètre critique pour influencer l'expérience utilisateur.

Mots Clés : Expérience utilisateur, Système de recommandation, Intelligence artificielle, Netflix, Prise de décision

University: Galatasaray University

Faculty: Faculty of Communication

Research Director: Professor Kerem Rızvanoglu

Date: June 2021

ABSTRACT

Decision making becomes harder each day because of the increase in the number of options. Human life becomes more complicated and more connected. The digital world also experiences this situation too but faster. As a result, smart recommender systems are everywhere, they help us pick a movie or discover new songs or even buy items. This study aims to analyze the effects of artificial intelligence based recommender systems on user experience. To do that, the study focused on two aspects. Effort and Trust. These Aspects were also analyzed under parameters and tested by a questionnaire which asked the participants about their experience with the smart recommender system of Netflix. 310 Netflix users aged between 17-76 participated in the questionnaire. The findings showed that effort aspect is more effective on user experience than trusts. In addition, the most important parameter was choice difficulty and the least important was explainability. Choice difficulty seemed to be critical in defining the effort invested in a recommender system. Lastly, privacy was not proved to be a critical parameter in influencing the user experience.

Key Words: User experience, Recommender systems, Artificial intelligence, Netflix, Decision-making

Üniversite: Galatasaray Üniversitesi

Fakülte: İletişim Fakültesi

Danışman: Prof. Dr. Kerem Rızvanoğlu

Tarih: Haziran 2021

ÖZET

Seçeneklerin artması karar vermeyi her geçen gün daha zor bir hale getirmektedir. Yaşam giderek daha komplike ve örgülü bir hal almakta dijital dünya da bunu daha hızlı bir şekilde olmak kaydıyla yaşamaktadır. Bunun bir sonucu olarak ta akıllı öneri sistemleri her yerde karşımıza çıkmaktadır. Bazen ne izleyeceğimizi seçmemize yardım ederken bazen yeni şarkılar keşfetmemizi, bazen de ne satın alacağımızı bize önerebilmektedirler. Bu çalışma, yapay zekâ temelli akıllı öneri sistemlerinin kullanıcı deneyimi üzerindeki etkilerini analiz etmektedir. Bunun için araştırma 2 açıya odaklanmaktadır. Efor ve güven. Çalışmada bu belirtilen ana odak noktalar ve altlarında yer alan parametreler de yapılan bir anket ile analiz ve test edilmiştir. Ankette yaşları 17-76 aralığında olan 310 Netflix kullanıcısına platformun akıllı öneri sistemi ile yaşadıkları tecrübeleri sorulmuştur. Sonuçlar eforun güvenden daha önemli olduğunu ortaya koymakta, en önemli parametrenin seçim zorluğu, en önemsizin açıklanabilirlik olduğunu göstermekte, seçim zorluğunun eforu belirlemede oldukça etkili olduğunu saptamakta ve son olarak mahremiyetin kullanıcı deneyimini etkilemede kritik bir öneme sahip olmadığını ortaya çıkarmaktadır.

Anahtar kelimeler: Kullanıcı deneyimi, Öneri sistemleri, Yapay zekâ, Netflix, Karar verme

(Cette page a été laissée blanche intentionnellement.)

1. Introduction

La prise de décision est une tâche fondamentale dans la vie humaine. Chaque jour, les gens prennent des décisions pour atteindre des objectifs qui vont de la simple alimentation au choix d'une programme étude. Selon les enquêtes présentées par Iyengar (2011), un Américain typique prend environ 70 décisions par jour. Un Président-directeur général moyen effectue environ 139 tâches qui consistent en de nombreuses sous-décisions par semaine. Mais quelle que soit la complexité, les humains maintiennent leur vie en prenant des décisions. Certaines décisions sont avantageuses pour la personne qui les prend, certaines n'affectent pas le résultat et certaines causent des dommages. Les gens ont souvent tendance à prendre les décisions qui leur profitent le plus. Ainsi, ils utilisent leur intelligence et leur expérience pour mesurer et calculer les résultats de leurs options et choisir celui qui convient le mieux à leurs intérêts. Katakam (2019) a expliqué que peu importe si le décideur est un animal, une personne ou un système automatisé, le décideur est toujours au centre du processus de prise de décision et son intelligence les aide à prendre la 'meilleure' décision à partir des données disponibles alternatives. En d'autres termes, la capacité de choisir l'option la plus avantageuse est définie par l'intelligence du décideur.

Même si la prise de décision est une action normale et régulière pour les humains, à l'ère moderne, les possibilités, le nombre d'options et le nombre de décisions à prendre augmentent. Cette évolution dans la prise de décision entraîne parfois une surcharge pour les humains et devient un problème. L'augmentation du nombre d'options et la similitude des résultats potentiels rendent le choix beaucoup plus difficile pour le décideur. En même temps, la prise de décision est une activité consommatrice d'énergie en fonction de sa complexité, c'est pourquoi une augmentation du nombre de choix à faire augmente l'énergie qui est utilisée par les humains et par conséquent les fatigue. Cela se heurte à l'objectif de la prise de décision. Lorsqu'ils prennent des décisions, les gens essaient de décider de l'option qui leur profite le plus. Ils prennent des décisions pour améliorer ou maintenir leur niveau de vie. Un excès de décisions pourrait entraîner une surcharge et épuiser les décideurs, ce qui ne leur est pas bénéfique. En conséquence, le retrait de la prise de

décision pourrait parfois être la décision la plus bénéfique (Iyengar, 2011). Pour illustrer, rencontrer des nombreuses de marques différentes de céréales avec un goût, un prix et une forme similaires dans les supermarchés pourrait entraîner une surcharge de choix et rendre les clients incapables de se prononcer sur un sujet simple comme choisir une marque de céréales et par conséquent, le décideur choisit de ne pas choisir et renonce à acheter des céréales.

Quand ils font face aux options, les clients peuvent ne pas vouloir investir leur temps et leur énergie. En conséquence, ils recherchent des raccourcis, recherchent des moyens plus faciles ou ne choisissent aucune des options. Selon Katakam (2019), pour faciliter leur processus de décision, les décideurs fondent souvent leurs décisions sur des expériences antérieures, demandent l'aide d'un expert ou d'une source de confiance, ou choisissent l'option la plus populaire et la plus facilement accessible. Par exemple, dans les supermarchés et les magasins de détail, les produits sont souvent placés de manière stratégique afin que les clients puissent facilement prendre leurs décisions, acheter des choses liés aux produits qu'ils recherchent et améliorer leur expérience (Kendall, 2014). De plus, des vendeurs et des experts sont embauchés pour donner des conseils aux clients qui ont besoin d'aide pour prendre leurs décisions. Les clients sont convaincus par l'expertise et l'expérience du vendeur et croient que la suggestion du vendeur pourrait être la 'meilleure option' pour eux. Par conséquent, ils sont convaincus qu'ils peuvent choisir la meilleure option disponible sans investir autant de temps et d'efforts.

Contrairement aux magasins ou autres plates-formes tangibles qui ont un but commercial, Internet n'a pas de frontières ni de limites. C'est pourquoi les gens peuvent accéder à beaucoup plus d'informations, de produits et d'articles en ligne qu'ils ne le pourraient jamais dans un magasin physique. Parce qu'il y a tellement plus d'options et de plates-formes disponibles à portée de clic, le processus de prise de décision pourrait également devenir plus difficile pour les clients. Mais contrairement aux magasins et aux supermarchés, les marchés en ligne ne disposent pas de vendeurs qui peuvent aider les clients à décider quel produit ou quelle marque ils doivent acheter. Au lieu de cela, ils utilisent généralement des systèmes de recommandation, des systèmes de notation, des commentaires des acheteurs et des portails de consultation pour aider les clients à faciliter leur processus de prise de décision. Une recherche réalisée par Anderson (2014) a montré que les avis en ligne

et les systèmes de recommandation sont très efficaces pour les clients lorsqu'ils achètent en ligne et augmentent leurs ventes. En outre, les données et le comportement des clients sont collectés et analysés pour améliorer le processus de prise de décision, conseiller plus efficacement le bon produit pour le bon client et augmenter initialement les ventes.

Les systèmes de recommandation jouent un rôle important dans la promotion des ventes, l'élimination des options et la facilitation du processus de sélection. De plus, ils font des recommandations personnalisées qui améliorent la décision et l'expérience d'achat des clients. Selon une enquête menée par McKinsey, Meyer et Noble (2013), 35% des achats d'Amazon et 75% de ce que les clients regardent sur Netflix sont causés par des systèmes de recommandation intelligents qui font des recommandations personnalisées et ciblées. Une recommandation personnalisée forme une relation plus personnelle entre le client et la marque. Les relations personnelles et intimes sont souvent difficiles à réaliser sur les plateformes en ligne où les gens communiquent et fonctionnent sur de petits écrans avec peu d'interaction. Ainsi, des systèmes de recommandation personnalisés et intelligents pourraient jouer un rôle important dans l'amélioration de l'expérience et du parcours de l'utilisateur en rendant le processus plus efficace, plus agréable et moins ennuyeux. En conséquence, en améliorant l'expérience et en stimulant l'achat, un système de recommandation réussi augmente également les revenus. C'est pourquoi de nombreuses plates-formes en ligne allant des sites Web de commerce électronique aux sites Web d'actualités utilisent ces systèmes de recommandation. (Longo, 2017).

Il existe différents types de systèmes de recommandation qui sont utilisés par diverses plates-formes en ligne. Selon Longo (2017), leur utilisation et leurs types changent en fonction des besoins des marques qui l'utilisent. Certains sont des systèmes élémentaires qui évaluent une quantité limitée de données comme la popularité des articles et font des recommandations standard à chaque utilisateur et client. D'autre part, Longo dit que certains sont des systèmes intelligents soutenus par des technologies très complexes et avancées telles que l'intelligence artificielle (IA) et l'apprentissage profond. Ils utilisent ces technologies pour apprendre des données des utilisateurs, les évaluer et créer automatiquement des recommandations plus efficaces, plus cohérentes et plus personnalisées (2017).

L'utilisation des technologies d'intelligence artificielle dans les systèmes de recommandation est plutôt une nouvelle méthode. Zhang, Lu et Jin (2020, p.1) ont indiqué que les technologies d'IA ont progressé rapidement ces dernières années. Les programmes d'IA modernes peuvent gérer des actions assez complexes. Par exemple, un programme d'IA de Deepmind appelé AlphaGo a gagné contre un joueur humain professionnel dans un jeu complexe appelé «Go». L'amélioration des capacités et des utilisations de l'IA crée de nouvelles opportunités dans presque tous les domaines. Sa capacité à traiter et à apprendre à partir d'ensembles de données volumineux et complexes qui ne peuvent être évalués par aucun humain, sa précision et son succès se combinent assez bien avec les systèmes de recommandation et créent une grande opportunité. Les technologies d'IA utilisées dans les systèmes de recommandation essaient d'améliorer l'expérience et la satisfaction de l'utilisateur. Ils donnent des recommandations tellement plus personnalisées et détaillées que tout autre système de recommandation conventionnel. Mais même si ces nouveaux types de systèmes de recommandation génèrent des recommandations plus détaillées, et personnalisées, ils causent également de nouveaux problèmes à l'égard l'expérience utilisateur (XU).

Cette étude vise à mieux comprendre les effets des technologies d'IA utilisées dans les systèmes de recommandation sur l'expérience utilisateur. Étant donné que les systèmes de recommandation sont directement liés à l'expérience utilisateur, tandis que la personnalisation et le ciblage des systèmes de recommandation basés sur l'IA pourraient améliorer l'expérience utilisateur, la même technologie Pourrait causer les problèmes qui nuit à l'expérience utilisateur. Cette étude vise à analyser le côté intelligence artificielle de ces systèmes et à définir méticuleusement leurs impacts en essayant de répondre aux questions suivantes :

- **Quels sont les aspects plus importants d'influencer l'XU des systèmes de recommandations intelligents ?**
- **Comment ses aspects influencent XU des systèmes de recommandations intelligents ?**

La première partie de cette étude se concentre principalement sur la littérature sur les systèmes de recommandation, les technologies d'IA, l'expérience utilisateur, l'expérience utilisateur des systèmes de recommandation intelligents et les définitions de ces termes. Après avoir expliqué et discuté en détail ces sujets et leurs états, la recherche passera à la partie quantitative qui consiste à un questionnaire sur Netflix.

En outre, l'étude analysera les données obtenues à partir de la recherche et les comparera entre eux pour définir leur importance et comment ils influencent l'XU.

2. Revue de Littérature

2.1 Expérience Utilisateur

2.1.1 Définition de l'Expérience Utilisateur

L'expérience utilisateur est un terme qui tout le monde rencontre aujourd'hui. Mais même s'il est fréquemment utilisé dans divers domaines, la définition et ce qu'elle englobe ne sont pas très certains parmi des personnes qui utilisent le terme. Pour la plupart des gens, l'XU fait référence à l'amélioration du niveau d'utilisabilité d'un produit par l'utilisateur, ou en d'autres termes, à rendre un produit facile à utiliser pour la personne qui l'utilise. Par certaines personnes, les termes conception d'expérience utilisateur, conception d'interface utilisateur et convivialité sont utilisés l'un pour l'autre. Mais le terme ne concerne pas seulement la convivialité ou l'interface. C'est un concept plus vaste qui se concentre sur toute l'expérience d'un utilisateur lorsqu'il interagit avec un produit. L'expérience d'un utilisateur peut être affectée et façonnée par de nombreuses variables allant de la convivialité et de la satisfaction à la réalisation de l'objectif, du fonctionnement et même du dépannage. Pour illustrer, un site Web de recommandation de musique et de diffusion en continu pourrait être visuellement attrayant, facile à utiliser et pourrait contenir un son de haute qualité qui améliore l'expérience utilisateur en termes de convivialité, de satisfaction et de qualité, mais si le site Web ne contient pas ou ne recommande pas de musique impopulaire que les utilisateurs pourraient souhaiter. pour écouter ou rechercher, son incapacité à remplir sa fonction nuit à l'expérience utilisateur. Ou la vitesse du site Web, un bogue causé par le logiciel, ou même ce que les utilisateurs entendent d'autres personnes sur le site Web pourraient affecter l'expérience de l'utilisateur.

Nielsen & Norman Group (Norman et Nielsen, 2006) a défini le terme XU comme suit :

« L'expérience utilisateur englobe tous les aspects de l'interaction de l'utilisateur final avec l'entreprise, ses services et ses produits.»

Par cette définition, il est clair que l'XU combine de nombreux domaines différents tels que l'ingénierie, la conception, la psychologie, la conception d'interaction, la finance, etc. C'est un concept large qui place l'utilisateur au centre. Dans une interview avec NNGroup (2016), Don Norman, l'inventeur du terme a discuté de l'utilisation abusive du terme expérience utilisateur et l'a défini comme suit:

[L'expérience utilisateur] est utilisée par les gens pour dire: « Je suis une expérience utilisateur concepteur, je conçois des sites Web », ou « je conçois des applications ». [...] et ils pensent que l'expérience est ce simple appareil, le site Web ou l'application, ou qui sait quoi. Non! C'est tout - c'est la façon dont vous vivez le monde, c'est la façon dont vous vivez votre vie, c'est la façon dont vous vivez le service. Ou, oui, une application ou un système informatique. Mais c'est un système qui est tout.

2.1.2. l'Histoire de XU

Don Norman est la première personne à avoir défini le terme « expérience utilisateur » et a utilisé le terme « expérience utilisateur » dans son titre de l'emploi. (Stevens, 2019). Il a façonné le terme tel qu'il est aujourd'hui, mais les racines de l'expérience utilisateur remontent loin dans le passé. Selon Stevens (2019), la définition et ce qu'elle couvrait principalement étaient un peu différentes, mais les approches centrées sur la personne qui se concentrent sur l'expérience remontent à l'Antiquité. La philosophie chinoise ancienne très connue appelée Feng Shui qui signifie « vent et eau » met l'accent sur l'importance du placement des objets dans les espaces de vie. Il essaie de placer les objets de manière à ce que la personne qui les utilise puisse en profiter le plus. Il essaie d'aménager l'environnement de la manière la plus harmonieuse et la plus enrichissante possible. La philosophie vise à améliorer l'expérience de la personne en coordonnant simplement son environnement et ses objets en fonction des états physiques, psychologiques et spirituels de la personne.

Outre le Feng Shui, Zubreckyj (2020) a discuté des Grecs antiques qui ont utilisé des principes ergonomiques lorsqu'ils construisaient leurs outils et leurs lieux de travail pour mieux et plus facilement gérer l'action qu'ils devaient faire. Ils ont agencé et conçu de manière ergonomique leurs outils et lieux de travail pour augmenter leur efficacité au travail. Pour illustrer, Hippocrate a décrit le lieu de travail optimal d'un chirurgien selon les disciplines ergonomiques. Il a discuté du fait que les outils qui sont les plus et les plus importants devraient être dans un endroit où

le chirurgien pourrait facilement atteindre, ou le chirurgien devrait effectuer la chirurgie dans une position qui le rend le plus à l'aise, etc. indique que l'expérience de la personne qui a utilisé les outils ou l'expérience de faire un travail était un aspect important. Pour atteindre leurs objectifs, la société grecque pensait que l'expérience du processus importait.

De plus, au début du XXe siècle, alors que l'ère industrielle atteignait son apogée, un homme du nom de Frederick Winslow Taylor a théorisé un modèle de travail pour augmenter la productivité du travail. Selon Masterclass, Frederick Winslow Taylor est devenu le père du taylorisme actuel en publiant sa monographie intitulée « Les principes de la gestion scientifique » dans laquelle il discutait des problèmes de travail de cette époque qui pouvaient être résolus par des méthodes scientifiques. (2020). Mais ces méthodes portaient l'objectif d'améliorer la productivité du travail en optimisant la façon dont le travail était effectué. Donc les méthodes ont été largement critiquées en raison de son approche des travailleurs. Son approche percevait les travailleurs comme des machines ou des rouages. Cependant, même si son approche met l'humain au centre pour profiter des entreprises, l'optimisation de la relation entre les humains et leurs outils a contribué à façonner le terme d'expérience utilisateur tel qu'il est aujourd'hui (Vieira, 2020).

Vers la fin du 20e siècle, l'expérience utilisateur a pris de l'importance sur les marchés concurrents. Le facteur humain a pris de l'importance et, par conséquent, l'expérience a commencé à avoir plus d'importance. Selon Zubreckyj (2020), dans les années 1940, Toyota a développé un système de production centré sur l'humain qui se concentrait sur la création d'un environnement de travail optimal pour les travailleurs. Mais l'approche de Toyota ne percevait pas les travailleurs comme des rouages d'une machine, mais tentait de créer un environnement optimal pour le bien-être des travailleurs. Sur le lieu de travail, les travailleurs pouvaient arrêter la chaîne de montage s'ils avaient une recommandation ou une idée qui pourrait améliorer le processus. Cet exemple est assez important pour façonner la définition de l'expérience utilisateur car il a souligné l'importance de l'interaction homme-machine.

Plus tard dans les années 1950. Un ingénieur industriel nommé Henry Dreyfuss a révolutionné la conception de certains produits de consommation en se concentrant sur leur convivialité. Il a repensé ces produits afin qu'ils puissent être utilisés plus facilement et plus efficacement. En d'autres termes, il a conçu ces

produits en fonction des besoins des consommateurs qui allaient les utiliser. Il a ensuite écrit un livre intitulé «Designing for People» et a ouvert la voie aux principes de conception UX (Tariq, 2015).

En 1966, Walt Disney est devenu l'un des premiers concepteurs XU de l'histoire. Il a créé un parc à thème qui se concentre uniquement sur l'expérience du client. Chaque action, chaque mot et chaque mouvement ont été planifiés et considérés comme affectant l'expérience du client. Selon Dickerson (2013), Walt Disney a défini le terme expérience utilisateur avant même que le terme n'ait une définition. Il a expliqué que pendant « The Florida Project » qui s'est transformé plus tard en « Walt Disney World », il a décrit le plan de son projet comme un prototype expérimental qui est toujours en train de devenir, un endroit où les dernières technologies peuvent être utilisées pour améliorer la vie des gens. La description de Walt Disney résumait presque la définition de l'expérience utilisateur d'aujourd'hui qui fait de Walt Disney l'un des premiers concepteurs XU au monde.

Dans les années 1970, l'ère des ordinateurs a commencé. L'article de UX Booth (2013) a déclaré que pendant cette période, le psychologue, les ingénieurs et les concepteurs ont tous travaillé ensemble pour créer les outils nécessaires pour naviguer dans les ordinateurs. Le centre de recherche Parc de Xerox a développé des outils fondamentaux à l'ère de l'informatique tels que l'interface utilisateur graphique et la souris. Cette période a été le début des ordinateurs personnels et donc, l'ère numérique. Le terme expérience utilisateur a pris la forme qu'il prend aujourd'hui en fonction des développements de cette époque.

En 1984, le tout premier Macintosh est sorti. C'était très différent d'un ordinateur normal. Il avait un écran intégré, une interface utilisateur graphique et une souris. Apple a facilité et amélioré l'utilisation de l'ordinateur en lançant Macintosh et en se concentrant sur l'expérience de l'utilisateur. Leur produit a connu un succès incroyable. En raison de leur vision de se concentrer principalement sur l'expérience du consommateur et des produits conçus en fonction de leurs consommateurs tels que l'iPhone, l'iPod et l'iPad, Apple est devenu un pionnier dans le domaine de l'expérience utilisateur (Stevens, 2019).

Finalement, selon l'article de Tariq (2015) dans les années 1990, un scientifique cognitif du nom de Don Norman a rejoint Apple pour améliorer

l'expérience des consommateurs. Son titre de poste était officiellement « User Experience Architect » et son travail l'englobait à examiner l'expérience utilisateur du produit et de la marque et à l'améliorer. C'était la première fois que le terme expérience utilisateur était utilisé dans un titre d'emploi. Après cela, le terme de concepteur d'expérience utilisateur est officiellement né.

Aujourd'hui, l'expérience utilisateur se développe et évolue autour du développement et des nouvelles technologies qui entrent dans la vie des personnes. Comme elle a évolué dans le passé, les nouvelles technologies comme l'intelligence artificielle, les technologies vocales, les systèmes de réalité augmentée et virtuelle qui n'ont pas d'interfaces tangibles et les développements dans le monde numérique conduisent l'expérience utilisateur dans de nouveaux domaines, l'obligent à s'adapter aux changements et créer de nouvelles techniques.

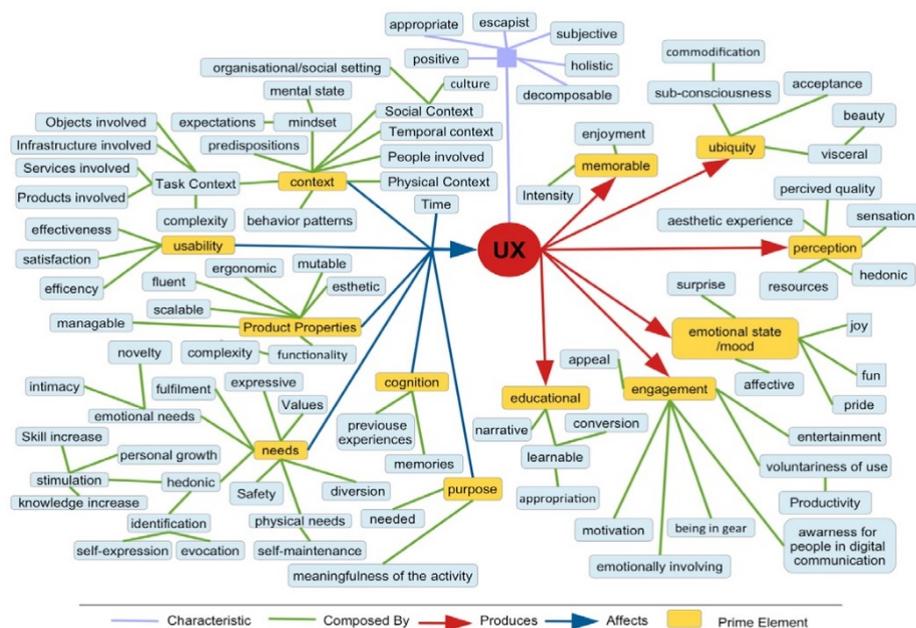
2.1.3 Un Cadre d'Évaluation de XU

L'expérience utilisateur d'aujourd'hui a été discutée et analysée dans un article publié par Hellweger et Wang. Les auteurs ont tenté d'établir les limites du terme et ont examiné de manière approfondie la littérature sur le sujet. Hellweger et Wang (2014, pp. 1-4) ont examiné le terme expérience utilisateur dans leur recherche. Ils ont fondé leur approche sur la déclaration de l'inventeur du terme Don Norman qui indique que le terme s'est tellement développé et utilisé par tant de domaines, de praticiens différents et de chercheurs qu'il a perdu son sens. Les chercheurs admettent l'état multidimensionnel complexe du terme et se sont concentrés sur les définitions existantes et l'utilisation du terme. Ils ont observé que la littérature sur le sujet divise le terme en trois catégories principales : Utilisateur, produit et interaction. Ils ont également souligné que l'XU était principalement décrite comme le juste milieu entre les aspects pragmatiques et les aspects non liés aux tâches qui les unifie avec une approche holistique. De plus, ils ont formé un cadre basé sur des observations et des déductions de ces différentes approches et analysé différentes applications smartphone existantes en utilisant leur cadre.

Le cadre que les chercheurs ont développé pour examiner l'expérience utilisateur des choses a donné au monde XU un système de mesure tangible que les chercheurs et les concepteurs pourraient utiliser. Mais pour former le cadre, Hellweger et Wang (2014, p. 2) ont examiné 21 articles publiés sur le sujet et

rencontrés avec 114 termes liés à l'XU qui ont transformé le cadre en une structure complexe. Ils ont noté que les trois dimensions de l'XU qu'ils ont rencontrées lors de leur examen de la littérature n'étaient pas suffisamment complètes pour couvrir tous les aspects de l'XU. Finalement, ils ont construit un cadre plus complet et plus complet qui couvrait plus d'aspects et de détails de l'expérience utilisateur telle qu'elle est présentée.

Figure 2.1.3.1 : Un Cadre d'Evaluation de XU



Source: Hellweger, S. & Xiaofeng Wang. (2015). What is User Experience Really: towards a UX Conceptual Framework. Figshare.

Même si le cadre a été principalement utilisé pour analyser l'XU des fonctionnalités d'appel téléphonique des smartphones, il peut être utile pour analyser des fonctionnalités plus complexes telles que les systèmes de recommandation. Donc, cette recherche va utiliser ce cadre pour former des tests et des enquêtes utilisateurs et analyser l'expérience utilisateur des systèmes de recommandation intelligents en fonction de leurs aspects.

2.2 Systèmes de Recommandation

2.2.1 Définition du Système de Recommandation

Le système de recommandation est un terme largement utilisé de nos jours. C'est un outil qui est utilisé chaque jour par de plus en plus d'entreprises et de plateformes. Des entreprises géantes telles que Netflix, Google, Spotify etc. doivent leur succès à ce nouveau phénomène. Les systèmes de recommandation qu'ils utilisent dans leurs plates-formes et sites Web recommandent l'élément que l'utilisateur recherche et a besoin. Le changement d'élément recommandé d'une plateforme à l'autre. Par exemple, pour Netflix, ce sont des films et des émissions de télévision, pour Spotify, ce sont des chansons et des podcasts, etc. mais même les éléments et les catégories changent, leur objectif est le même. Donner des suggestions précises et personnalisées que les utilisateurs intéressent, aiment ou achètent.

Burke, Felfernig et Göker (2011, pp. 1-6,) ont examiné le terme systèmes de recommandation dans leurs recherches. L'objectif de leur étude était d'examiner et d'expliquer l'émergence, le développement, les défis et l'état actuel du domaine. Ils ont présenté deux définitions des systèmes de recommandation. Le premier est de l'article de Resnik et Varian a défini le terme comme suit :

Dans un système de recommandation typique, les gens fournissent des recommandations en tant qu'entrées, que le système agrège et dirige ensuite vers les destinataires appropriés. Dans certains cas, la transformation principale est dans l'agrégation ; dans d'autres, la valeur du système réside dans sa capacité à faire de bonnes correspondances entre les recommandateurs et ceux qui recherchent des recommandations.

Ils ont exprimé que même si c'est une définition acceptée, elle est en fait dépassé et pas assez définitive pour l'état actuel, ils ont présenté une deuxième définition qui a été formée par R. Burke (2002, p. 2) :

« Tout système qui produit des recommandations individualisées en tant que sortie ou qui a l'effet de guider l'utilisateur dans un moyen personnalisé vers des objets intéressants ou utiles dans un grand espace d'options possibles. ».

Plus tard, ils ont élaboré les techniques utilisées dans les systèmes de recommandation tels que la recommandation collaborative et basée sur le contenu.

2.2.2. Les Premiers Exemples des Systèmes de Recommandation

Le terme système de recommandation est souvent un sujet numérique parce que les systèmes sont tous sur des plates-formes numériques, mais le concept de système de recommandation remonte plus loin dans le passé.

Le premier exemple d'un concept tel qu'un système de recommandation était le système de communication Usenet qui a été créé par l'Université Duke dans les années 1970. Dans le système, les utilisateurs pouvaient partager et trouver du contenu textuel qui était divisé en sous-catégories pour une recherche plus facile (Apàthy, 2021.). Plus tard, un bibliothécaire informatique appelé Grundy a développé un système dans lequel il a interrogé les utilisateurs sur leurs préférences et leur a recommandé des livres en fonction des informations qu'ils partageaient. La façon dont il recommandait les livres était exactement comme le fonctionnement d'un système de recommandation. Il a divisé les utilisateurs en catégories en fonction des informations recueillies par eux et a divisé les livres recommandés pour ces catégories, ce qui a abouti à recommander les mêmes livres à chaque utilisateur dans une seule catégorie. Le système était primitif mais a été le pionnier des services automatisés à cette époque (Rich, 1979, p. 334.).

Comme il a été mentionné précédemment, les systèmes de recommandation se sont développés selon deux modes principaux. Collaboratif et basé sur le contenu. D'après l'article de Resnick et al. (1994, p. 180.) L'un des premiers exemples de systèmes de recommandation collaboratifs était GroupLens en 1992, qui donnait des recommandations automatisées aux utilisateurs qui avaient évalué des articles dans le système auparavant. Peu de temps après, d'autres sites de recommandation tels que Ringo du Massachusetts Institute of Technology (MIT) ou le site de recommandation de musique Firefly, etc. Plus tard en 1994, deux étudiants de Stanford ont créé un site Web dans lequel les utilisateurs étaient guidés vers les sites Web qu'ils voulaient visiter. Le site Web a attiré de nombreuses personnes car il leur a permis de naviguer plus facilement sur le Web en les organisant de manière hiérarchique.

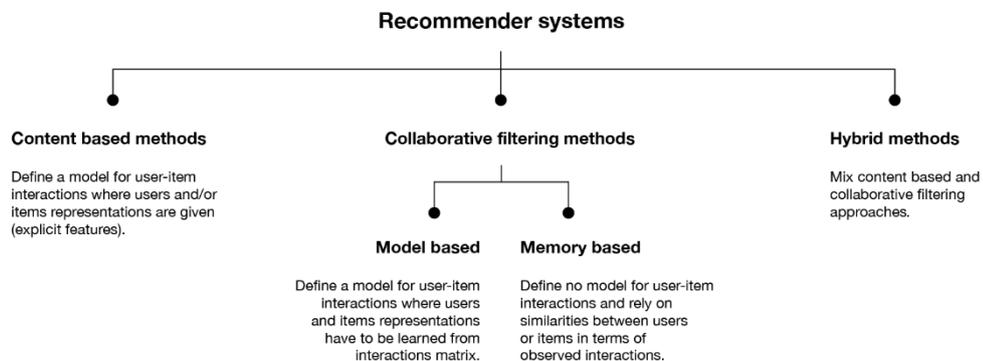
Le premier exemple de système de recommandation basé sur le contenu était le système de catalogue en ligne CITE qui a été développé par Tamás Doszkoacs pour la Bibliothèque Nationale de Médecine en 1979. Le système permettait non seulement aux utilisateurs de rechercher des livres par catégories, mais il permettait également aux utilisateurs de classer eux par pertinence selon les termes qu'ils ont recherchés. Plus tard en 1999, le projet Music Genome est devenu un exemple réussi

des systèmes de recommandation basés sur le contenu. Le projet visait à classer la musique en fonction de ses propriétés et à recommander des chansons appropriées aux utilisateurs en fonction de leurs chansons préférées précédentes (Apàthy, n.d.).

2.2.3 Les Types des Systèmes de Recommandation

Les systèmes de recommandation d'aujourd'hui sont plus complexes et englobent des ensembles de données plus volumineux que les exemples précédents. Geetah et al. ont discuté dans leur article que, les systèmes de recommandation peuvent être divisés par deux méthodes principales de filtrage : collaboratif et basé sur le contenu. En plus de ces deux, il existe également des systèmes hybrides qui utilisent à la fois des méthodes collaboratives et basées sur le contenu et les fusionnent pour former un système unique plus efficace qui utilise les deux méthodes pour créer des recommandations (2018, p. 3.).

Figure 2.2.3.1 : Les méthodes principales de filtrage du Système de Recommandation



Source : <https://towardsdatascience.com/introduction-to-recommender-systems-6c66cf15ada>

Basé sur l'article de Al-bashiri et al. (2017), dans des méthodes collaboratives, leur processus de filtrage des recommandations est entièrement basé sur les actions passées sur l'élément ou sur l'utilisateur. Le système évalue les interactions précédentes et essaie de recommander l'élément le plus lié à l'utilisateur le plus lié. Pour atteindre cet objectif, les algorithmes qui exécutent les systèmes

pourraient être divisés en deux sous-catégories différentes. Ce sont des approches basées sur le modèle et la mémoire. L'approche basée sur la mémoire ne fonctionne qu'avec les enregistrements précédents. Il utilise ces enregistrements pour classer les utilisateurs ou les éléments en fonction de leur similitude, c'est-à-dire que les recommandations sont basées sur la recherche et les informations d'utilisateurs similaires. D'autre part, l'approche basée sur le modèle suit un certain modèle qui définit l'interaction entre l'utilisateur et l'élément. Le système évalue ensuite les enregistrements précédents des utilisateurs et des éléments selon le modèle et formule ses recommandations.

Rocca, a expliqué (2019) que, contrairement aux méthodes collaboratives qui évaluent uniquement l'interaction élément-utilisateur, une méthode basée sur le contenu évalue également des informations supplémentaires sur les utilisateurs et des éléments tels que le sexe, l'âge, le travail, les intérêts, etc. Le système essaie ensuite de former un modèle basé sur les informations supplémentaires qui définissent l'interaction des utilisateurs et de l'article et génère des recommandations basées sur les résultats du modèle.

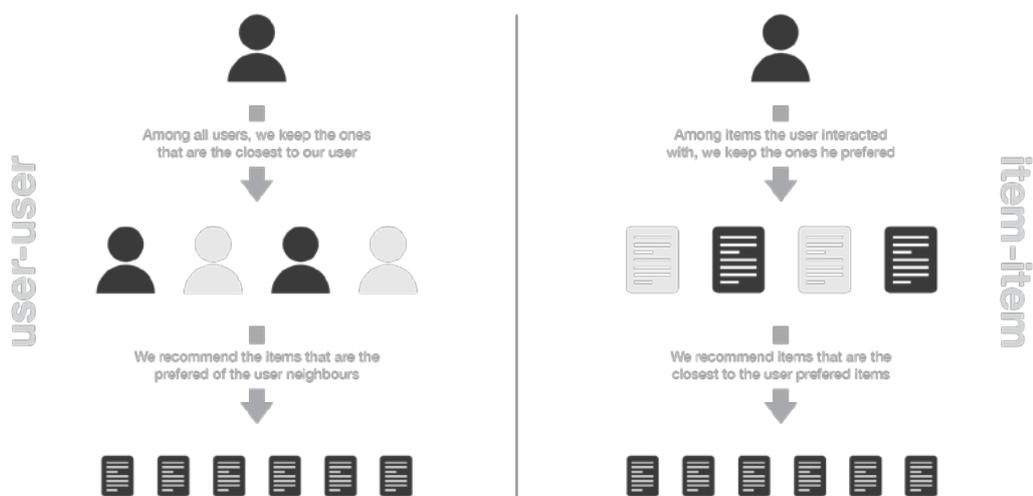
Dans les méthodes mentionnées précédemment, la méthode collaborative basée sur un modèle et les méthodes basées sur le contenu nécessitent un ensemble de règles, un modèle pour effectuer ses évaluations. Mais alors que dans la méthode collaborative basée sur un modèle, le modèle est formé par l'apprentissage du système qui définit la forme des interactions, dans la méthode basée sur le contenu, le modèle est fourni de l'extérieur du système, en d'autres termes, les règles et les caractéristiques du le modèle est prédéfini et ne se forme pas à partir de la formation (Roy, 2020).

Dans son article (Rocca, 2019) ont discuté biais et variance de ces méthodes. La formation diminue les chances d'un modèle de faire des erreurs, donc diminue la différence entre les sorties moyennes (biais) mais augmente la diversité du système, c'est-à-dire augmente la différence de résultat d'une variable et de sa valeur attendue (variance). Plus un modèle est formé, plus il devient précis, mais les systèmes qui ne nécessitent aucun modèle ou aucune formation ont naturellement moins de risques d'erreur. Ainsi, les méthodes collaboratives basées sur des modèles ont le biais le plus élevé et la variance la plus faible, tandis que la méthode basée sur le contenu a un biais plus faible et une variance plus élevée. Enfin par rapport aux autres, la

méthode collaborative basée sur la mémoire ne nécessite pas de modèle extérieur ou entraîné pour fonctionner, ce qui entraîne un biais faible et une variance élevée

Non seulement la méthode de filtrage d'un système de recommandation affecte les résultats, mais aussi ce qu'elle centre. L'article de Rocca (2019) discutait que, tandis que la formulation de recommandations basées sur les données utilisateur produit des résultats différents, l'évaluation des données par élément pour les recommandations crée des résultats différents. Une méthode utilisateur-utilisateur évalue la similitude des fonctionnalités entre différents utilisateurs, puis fait des recommandations aux utilisateurs en fonction d'autres utilisateurs qui possèdent des fonctionnalités similaires à eux. Une méthode élément-élément évalue les caractéristiques des éléments et les catégorise, puis des éléments similaires sont recommandés aux utilisateurs qui interagissent avec un certain élément. La méthode utilisateur-utilisateur a souvent une variance plus élevée et un biais plus faible que la méthode élément-élément, car un seul utilisateur interagit avec moins d'éléments par rapport aux interactions d'un seul élément avec différents utilisateurs. En conséquence, une approche élément-élément a peu de chances d'erreur et une grande cohérence des résultats qu'une approche utilisateur-utilisateur, mais les recommandations d'une méthode utilisateur-utilisateur sont plus personnalisées.

Figure 2.2.3.2 : Les Méthodes Élément-Elément & Utilisateur-Utilisateur



Source : <https://towardsdatascience.com/introduction-to-recommender-systems-6c66cf15ada>

Outre leurs avantages, les systèmes de recommandation sont également confrontés à des difficultés. Les systèmes de recommandation pourraient causer de plus en plus de recommandations d'articles populaires, créant ainsi une situation « riche devient plus riche ». Une autre difficulté est que pour trouver des éléments similaires aux préférences des utilisateurs, les systèmes de recommandation pourraient recommander des éléments qui sont si similaires aux éléments que les utilisateurs ont appréciés que de nouveaux types d'éléments ne sont pas suggérés aux utilisateurs (Rocca, 2019).

Geetah et al. (2019, p.6) a expliqué la méthode hybride dans leur article et l'a comparée à d'autres méthodes. Un mélange des méthodes précédentes, la méthode hybride utilise les caractéristiques de la méthode collaborative et basée sur le contenu et pourrait générer des recommandations plus précises et meilleures que les autres méthodes discutées. La raison de ces résultats est le mélange de l'absence d'informations sur les dépendances de domaine dans la méthode collaborative et les préférences des gens dans la méthode basée sur le contenu dans la méthode hybride. Ce mélange diminue le biais et augmente la variance du fait de ses fonctionnalités par collaboratif et rend des recommandations plus personnalisées du fait de ses fonctionnalités par la méthode basée sur le contenu et augmente les connaissances communes.

Un système de recommandation plus précis améliore la qualité mais les méthodes qu'il utilise et la précision ne signifient pas tout. Il y a d'autres aspects qui affectent le succès des systèmes de recommandation. McNee, Riedl et Konstan (2006, pp. 3-7) ont soutenu dans leurs recherches que la précision ne signifie pas qu'un système de recommandation est un succès. Il existe différents aspects des systèmes de recommandation qui doivent être considérés comme réussis pour les utilisateurs. Ils ont discuté qu'en dehors des aspects quantitatifs tels que la précision, la rapidité des performances, etc., les aspects qualitatifs des systèmes de recommandation tels que la transparence, l'audace, l'affirmation, etc. jouent également un rôle important pour les utilisateurs des systèmes de recommandation.

Pour mieux examiner et comprendre ce sujet, ils ont formé un cadre appelé « Human Recommender Interaction (HRI) » qui classe la relation entre les systèmes de recommandation et les utilisateurs en trois catégories : Dialogue de recommandation, personnalité de recommandation et tâche de recherche d'informations de l'utilisateur final. En outre, ils développent un modèle analytique appelé « The HRI Analytics Process Model » pour analyser, améliorer et redesigner les systèmes de recommandation afin de mieux répondre aux besoins de l'utilisateur. Leur recherche indique qu'avec une approche plus centrée sur l'utilisateur et une compréhension plus approfondie des besoins, des objectifs et des situations des utilisateurs, et leur mise en œuvre dans l'algorithme dans une manière qui répond aux utilisateurs en fonction de leurs situations pourrait être utilisée comme une méthode pour améliorer les systèmes de recommandation.

De plus, Lui, Parra et Verbert (2016, pp. 15-17,) ont mené une recherche sur les facteurs humains des systèmes de recommandation. Ils se sont concentrés sur les facteurs humains des systèmes de recommandation. Ils ont observé qu'au cours de la dernière décennie, le nombre de recherches sur les systèmes de recommandation a augmenté, le sujet a gagné en popularité et l'expérience utilisateur des systèmes de recommandation devient plus importante. Ils impliquent que leur recherche se concentre sur le facteur humain des systèmes de recommandation et discute de leur acceptation sur divers aspects tels que la satisfaction des utilisateurs, la confiance, la transparence et le sentiment de contrôle. Ils ont formé un cadre de visualisation pour les systèmes de recommandation interactifs pour tester et analyser des problèmes tels que le démarrage à froid (cold start), la transparence, etc. Ils ont ensuite mené une enquête et examiné 24 systèmes de recommandation existant pour analyser leur transparence, leur justification, leur contrôlabilité, leur diversité, leur démarrage à froid et leur contexte. Ils ont observé que la plupart des systèmes et des travaux se concentrent sur les aspects de transparence et de contrôlabilité en utilisant des méthodes de visualisation car ils affectent l'acceptation des recommandations par les utilisateurs. Ils ont également analysé d'autres modèles d'évaluation et souligné l'importance de poursuivre les recherches sur les problèmes de démarrage à froid, la diversité, la nouveauté et le hasard.

2.3 l'intelligence Artificielle

2.3.1 Qu'est Que C'est Intelligence et Intelligence Artificielle

Le terme intelligence artificielle est devenu incroyablement populaire au cours des dernières années. Presque tout le monde peut dire qu'il a entendu le terme à un moment de sa vie. Peut-être que la raison en est que le terme et ses capacités sont un excellent sujet de conversation ou un sujet intéressant en général ou peut-être que ses capacités effraient les gens, etc. Quelle que soit la raison, le terme est très populaire dans le monde entier. Mais en plus de sa popularité en tant que terme, son utilisation a également augmenté. Aujourd'hui, dans presque tous les domaines, l'IA est utilisée d'une manière ou d'une autre. Des voitures que nous conduisons aux assistants numériques, des téléphones que nous utilisons aux sites Web que nous visitons, il y a des technologies d'IA au travail (IBM Cloud Education, 2020). Il est facile d'utiliser le terme dans la vie de tous les jours, mais en fait, il est important de bien comprendre ce qu'il signifie spécifiquement. Pour ce faire, il est très important de comprendre le sens de l'intelligence.

Legg et Hutter (2007, pp. 2-4) ont collecté les définitions du mot intelligence dans diverses recherches scientifiques et les ont regroupées dans les domaines dans lesquels elles étaient utilisées, comme la psychologie, collective et intelligence artificielle. Ils ont essayé d'analyser différentes définitions du terme et ont recherché des similitudes et des différences entre les domaines. Dans le domaine de l'intelligence artificielle, les chercheurs ont utilisé différentes définitions dans leurs recherches pour le terme intelligence artificielle, mais les chercheurs ont observé que la plupart des définitions s'accordent sur quelques aspects dans la définition de l'intelligence. Ils sont comme suivant. L'intelligence a la fonctionnalité qui permet à un agent d'interagir avec son environnement, il est lié à la capacité de l'agent à accomplir un objectif spécifique et son niveau dépend de la capacité de l'agent à s'adapter à son ou ses environnements. Selon ces résultats, ils ont essayé de définir une définition informelle unique et unificatrice du mot intelligence comme suit :

« L'intelligence mesure la capacité d'un agent à atteindre des objectifs dans un large éventail d'environnements. »

L'IA est un terme relativement nouveau. Bien qu'il semble appartenir au 21ème siècle, sa source remonte aux années 1940 selon l'article d'Anyoha (2017).

Elle mentionne dans son article que la première mention de l'intelligence artificielle telle que nous la connaissons aujourd'hui a été mentionnée et examinée pour la première fois par le célèbre Alan Turing. Le mathématicien qui a déchiffré le code ENIGMA pendant la Seconde Guerre mondiale. Après la guerre, il était curieux de connaître le développement des ordinateurs, en particulier de savoir comment ils pouvaient traiter les données comme le font les humains. Ainsi, dans son article intitulé « Computing Machinery and Intelligence » (Turing, 1950, pp. 433-460), il a posé la question « Les machines peuvent-elles penser ? » a discuté de la manière dont les ordinateurs pourraient devenir intelligents et a proposé une méthode pour tester leur intelligence.

À son époque, les ordinateurs n'étaient pas bien équipés pour exécuter des processus comme les humains. Leurs capacités étaient nettement inférieures et elles étaient extrêmement coûteuses. Dans les années 1950, les ordinateurs pouvaient exécuter des commandes mais ne pouvaient pas stocker les commandes. Pour expliquer simplement, ils pouvaient traiter mais ne pouvaient pas définir ce qu'ils faisaient. En raison de ces limites et du coût élevé du domaine, seuls les gouvernements et les grandes entreprises pourraient investir et améliorer le domaine (Anyoha, 2017). Mais malgré les limites, cinq ans plus tard, en 1955, Allen Newell, Cliff Shaw et Herbert Simon ont créé un programme appelé Logic Theorist qui imitait le processus de résolution de problèmes d'un esprit humain. Le programme est considéré comme le premier programme d'IA au monde (Gugerty, p. 1).

En 1956, le projet de recherche d'été de Dartmouth sur l'intelligence artificielle a eu lieu. John McCarthy et Marvin Minsky ont accueilli la conférence. Au cours de la conférence, McCarthy a inventé le terme d'intelligence artificielle. Il a fait de grands efforts pour améliorer le terme et le domaine en essayant de rassembler des chercheurs importants de nombreux domaines (Moor, 2006, pp. 87-91). Malheureusement, la conférence n'a pas fait la différence voulue par McCarthy, mais a conduit le champ vers sa direction pour les 20 prochaines années (Anyoha, 2017).

Avant 1957, les capacités des ordinateurs étaient loin d'être celles de l'esprit humain. Mais de 1957 à 1974, les ordinateurs sont devenus beaucoup plus rapides et moins chers permettant au domaine de s'améliorer. Les premiers projets tels que ELIZA et General Problem Solver ont montré un grand potentiel et une grande

facilité d'utilisation des technologies d'IA qui ont attiré l'attention des chercheurs, des gouvernements et des entreprises (Reynoso, 2021).

Plus, (Anyoha, 2017) discuté qu'en 1963, Defense Advanced Research Projects Agency (DARPA) a investi dans la recherche sur l'IA dans l'espoir de développer une machine capable de traduire ou de transcrire des phrases et des mots prononcés. Au cours de cette période, les termes ont gagné en popularité et les attentes étaient assez grandes sur le terrain. Pour illustrer, en 1970, Marvin Minsky disait :

"De trois à huit ans, nous aurons une machine avec l'intelligence générale d'un être humain moyen."

Même dans les conditions d'aujourd'hui, c'est hautement improbable. Même les ordinateurs étaient tellement meilleurs par rapport à leur passé, leurs capacités de traitement des données, de la mémoire et de la vitesse n'étaient pas suffisantes pour accomplir des tâches humaines. Cette situation a provoqué l'échec des investissements et découragé les entreprises et les chercheurs.

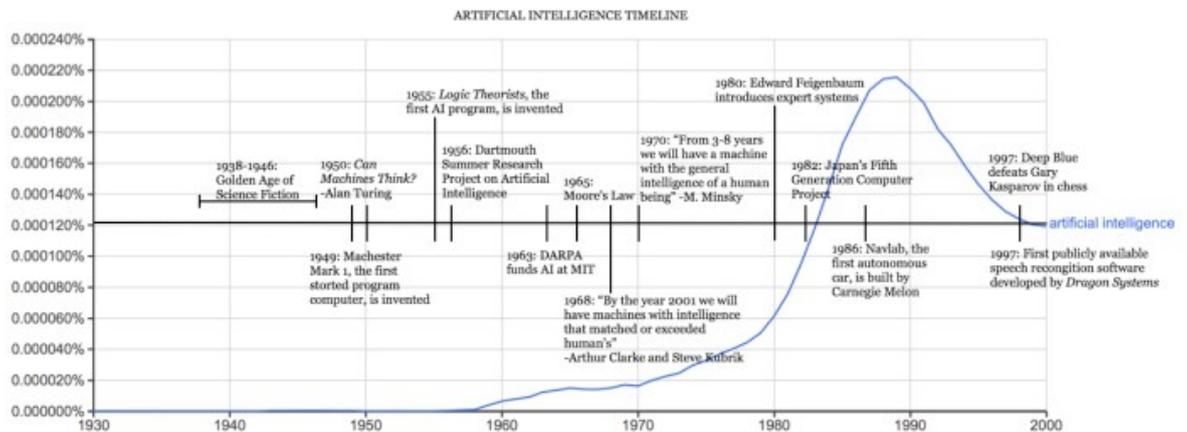
Dans les années 1980, le sujet est redevenu populaire parce que les techniques d'apprentissage en profondeur sont devenues populaires. De plus, Feigenbaum (1992, p. 5) a présenté au monde les premiers systèmes experts qui répètent le processus de prise de décision humaine en s'entraînant simplement selon tous les scénarios possibles. Le programme fonctionne en demandant simplement à un expert sur un sujet spécifique ce qu'il ferait dans des situations spécifiques et enregistrez la réponse jusqu'à ce qu'il puisse répondre à la plupart des questions posées sur le sujet.

Dans les années 1990, les ordinateurs ont commencé à correspondre à certaines capacités humaines. La loi de Moore estime que chaque année, la mémoire et la vitesse des ordinateurs doublent, ce qui leur permet d'accomplir des tâches plus complexes et plus difficiles. Rogers (2019) a discuté entre 1990 et 2000, les ordinateurs sont devenus beaucoup plus rapides et puissants pour accomplir des tâches qui ont considérablement amélioré l'IA. En 1997, le supercalculateur d'International Business Machines (IBM) Deep Blue a remporté une partie d'échecs contre le champion du monde Gary Kasparov et Alpha Go de Google a battu le champion chinois de Go Ke jie dans une partie de Go. En gagnant contre les

champions du monde, les ordinateurs ont prouvé qu'ils pouvaient égaler ou même dépasser certaines capacités humaines.

Aujourd'hui, nous vivons dans un monde où l'IA est partout car même les ordinateurs les plus basiques que nous utilisons sont incroyablement rapides par rapport au passé. La méthodologie, la programmation ou la mentalité n'ont pas beaucoup changé mais la vitesse et la mémoire des ordinateurs que nous avons utilisés ont beaucoup changé. Cela pourrait signifier qu'à l'avenir, avec les nouveaux développements de l'informatique, l'IA continuera à s'améliorer et à se développer. (Anyoha, 2017)

Figure : 2.3.1.1 La Chronologie d'IA



Source : <https://sitn.hms.harvard.edu/flash/2017/history-artificial-intelligence/?web=1&wdLOR=c4E5A85C6-F779-4224-A4B3-7EA7226ED7FE>

Aujourd'hui, IBM se réfère à l'IA en informatique dans son article (IBM Cloud Education, 2020) comme suivant :

« Toute intelligence de type humain présentée par un ordinateur, un robot ou une autre machine ».

Pour expliquer simplement, l'IA est une machine, un ordinateur ou un actif programmé qui traite de la même manière qu'un esprit humain. Cela fonctionne comme un esprit humain. Comme indiqué précédemment, l'intelligence fait référence à la capacité d'adaptation et d'interaction avec son environnement, de sorte qu'une IA s'adapte et interagit également avec son environnement. Il se reprogramme en fonction des conditions de son environnement et essaye d'accomplir ses tâches au

niveau le plus efficace. Il peut traiter les images et comprendre de quel élément il s'agit. Il peut traiter son environnement, la route, les autres véhicules, la vitesse de la voiture, les conditions physiques, etc. et conduire une voiture. Il peut aspirer nos maisons en cartographiant et en déterminant le moyen le plus efficace de le faire. Même les écouteurs et les microphones que nous utilisons peuvent détecter et réduire le bruit extérieur. Ce sont tous des exemples de la façon dont les technologies d'IA que nous utilisons chaque jour s'adaptent à leur environnement, calculent ses conditions changeantes et se reprogramment afin d'accomplir leurs tâches.

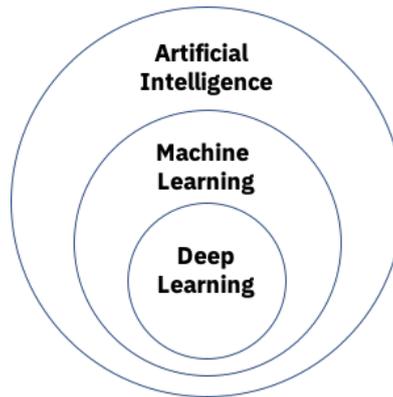
Théoriquement, on considère qu'il existe deux types d'IA. Ils sont appelés IA forte et faible. Faibles fonctions de l'IA dans les zones étroites. Ils sont spécialisés et formés pour accomplir des tâches spécifiques et ils ne peuvent pas effectuer dans des situations différentes. Par exemple, une IA de pilote automatique ne peut pas recommander des articles aux clients à acheter. Ils sont formés pour faire un travail spécifique. D'un autre côté, une IA puissante fonctionne plus comme un cerveau humain. C'est un mécanisme de réflexion de traitement. Il fonctionne dans différentes situations et conditions. Alors qu'en théorie cela est possible, en réalité ce type d'IA n'existe pas (Flowers, 2019).

Il existe de nombreux exemples de technologies d'IA au travail dans notre vie quotidienne, mais comment ces technologies fonctionnent-elles ? Comment sont-ils capables de penser comme des humains et de changer leurs actions en fonction de la situation à laquelle ils sont confrontés ? IBM Cloud Education (2020) indique que l'IA est rendue possible grâce à l'augmentation des données numériques. Les données sont utilisées par l'IA pour s'entraîner et en tirer des leçons. Pendant l'entraînement, l'IA essaie de comprendre les corrélations et les relations entre les données pour accomplir ses tâches. Dans la perspective humaine, cette période peut être associée à l'expérience. Plus une personne accomplit une tâche, mieux elle y parvient. De la même manière, une IA s'entraîne pour devenir plus efficace dans l'accomplissement de ses tâches.

L'article de IBM Cloud Education (2020) explique très simplement les méthodologies derrière ce processus et l'IA. Ils sont appelés apprentissage automatique et apprentissage en profondeur. Ces sous-ensembles sont basés sur des réseaux de calculs algorithmiques qui tentent d'imiter les actions de l'esprit humain appelées réseaux de neurones artificiels. Les réseaux neuronaux sont constitués de

couches. La couche d'entrée fait référence au point où les données entrent dans le réseau. La couche cachée est l'endroit où l'algorithme traite les entrées et applique des pondérations, des biais et des seuils. La couche de sortie est l'endroit où les conclusions de l'algorithme sont formées en fonction de ses processus dans la ou les couches cachées.

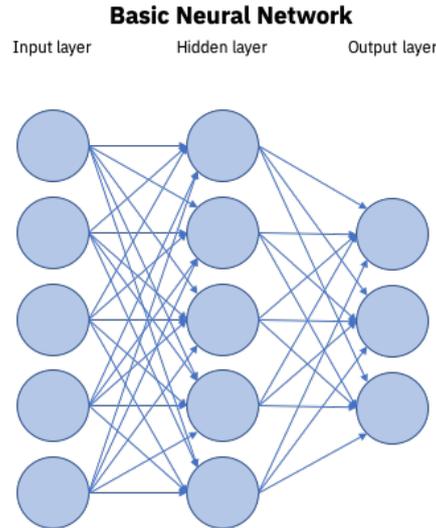
Figure : 2.3.1.2 Sous-Domains de l'IA



Source : <https://www.ibm.com/cloud/learn/what-is-artificial-intelligence#toc-artificial-7ZT8FnXd>

Les modèles d'apprentissage automatique qui ne sont pas d'apprentissage en profondeur sont basés sur des réseaux neuronaux artificiels basiques qui consistent en une seule couche cachée où les données sont traitées. En outre, les données traitées sont également étiquetées pour aider le modèle à comprendre les données. Par cette nature, ce sous-ensemble nécessite une supervision humaine et une interaction pour fonctionner (IBM Cloud Education, 2020).

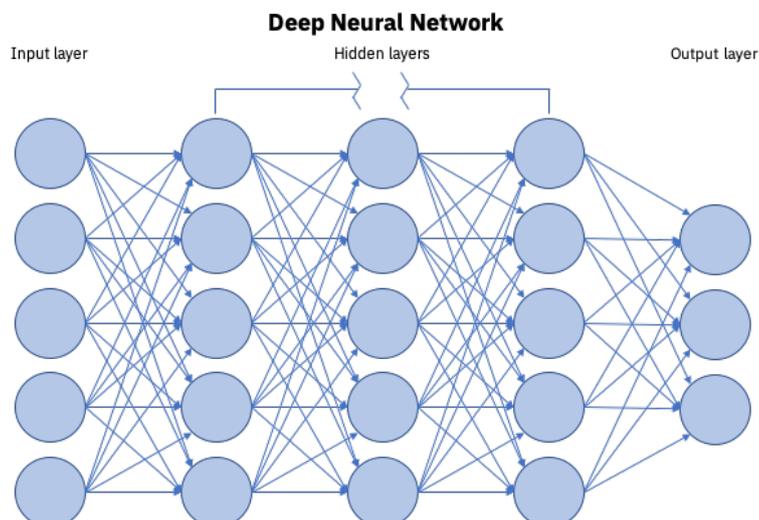
Figure : 2.3.1.3 Les Réseaux Neuronaux Artificiels Basiques



Source : <https://www.ibm.com/cloud/learn/what-is-artificial-intelligence#toc-artificial-7ZT8FnXd>

En revanche, les modèles d'apprentissage profond ne nécessitent pas de supervision ni d'interaction humaine. Ils sont basés sur des réseaux de neurones artificiels profonds qui se composent de plusieurs couches cachées où, dans chaque couche, les données sont traitées. Les données sont traitées et examinées différemment par chaque couche. Le mouvement des données à travers les couches cachées vers la couche de sortie est appelé propagation vers l'avant. En dehors de cela, les erreurs ou les différences dans les calculs peuvent être identifiées et déplacées vers la couche précédente pour être traitées et entraînées à nouveau. Ce mouvement est appelé rétropropagation (IBM Cloud Education 2020).

Figure : 2.3.1.4 Les Réseaux de Neurones Artificiels Profonds



Source : <https://www.ibm.com/cloud/learn/what-is-artificial-intelligence#toc-artificial-7ZT8FnXd>

Ces deux modèles sont la clé de l'IA. Ce sont eux qui transforment les machines actives intelligentes, pensants, évolutifs et changeants. Pour expliquer la différence plus clairement, les technologies d'IA basées sur l'apprentissage en profondeur comme Alexa d'Amazon ou le pilote automatique de Tesla ne nécessitent pas de formation supplémentaire ni de contact humain supplémentaire pour fonctionner, tandis que les technologies d'apprentissage automatique telles que les programmes de voix-texte des années 2000 nécessitent une formation et un marquage supplémentaires pour fonctionner avec succès. Par rapport à l'apprentissage automatique, les modèles d'apprentissage en profondeur peuvent traiter et gérer des données plus complexes car ils nécessitent un minimum de supervision humaine et trouvent des relations qu'aucun humain ne peut détecter. Mais pour y parvenir, un modèle d'apprentissage en profondeur nécessite beaucoup plus de données pour améliorer sa précision par rapport à l'apprentissage automatique (Kavlakoglu, 2020).

2.3.2 La Difficulté d'utilisation de l'Intelligence Artificielle

L'intelligence artificielle est une technologie incroyablement utile qui profite à presque tous les secteurs, gère des tâches incroyablement longues et difficiles à accomplir par les humains. Mais tout n'est pas positif. La technologie fait également face à des difficultés. Puisqu'il s'agit d'un terme et d'une technologie relativement nouveaux, sa conception n'a pas complètement mûri. Cette situation amène les chercheurs, les programmeurs ou les consommateurs à aborder le terme très différemment les uns des autres et entre eux. Bien qu'il puisse être bon d'aborder quelque chose sous différents angles, la variété de celui-ci pourrait également empêcher les gens de définir un terrain d'entente. En dehors de cela, l'IA est également une technologie très compliquée et complexe. C'est une technologie populaire, mais elle est en fait assez difficile à comprendre et à mettre en œuvre dans la vie quotidienne des humains. C'est dans sa forme de base un programme, qui accomplit les tâches de type humain. Ou comme l'impression courante, il se compose d'uns et de zéros et pour toutes les personnes qui ne comprennent pas ou ne savent pas comment ces programmes fonctionnent, la sortie ne signifiera rien pour eux. Les

humains et les technologies de l'IA interagissent assez fréquemment. Ainsi, pour implémenter ces technologies dans la vie quotidienne, la sortie est présentée de manière que les gens ordinaires puissent comprendre. Par exemple, les interfaces utilisateur des ordinateurs que nous utilisons sont conçues pour nous aider à exécuter des tâches compliquées sans savoir comment écrire le code nécessaire pour l'exécuter. Nous cliquons simplement sur copier et coller mais en réalité cette tâche spécifique nécessite des commandes spécifiques dans un langage de programmation que nous ne connaissons pas. Plus il est difficile de comprendre le processus, plus il est difficile de concevoir son interaction (Myers, 1993, pp. 4-5). Ainsi, pour l'intelligence artificielle, il est assez difficile de concevoir l'interaction car le processus est incroyablement complexe et se compose de plusieurs variables.

Yang et al. (2020 p. 4) d'autre part ont discuté dans leurs recherches des difficultés de conception de l'interaction Homme-Intelligence Artificielle que la définition du terme IA est généralement divisée en deux parties. L'un définit IA comme des ordinateurs qui accomplissent des objectifs de la même manière que l'esprit humain, l'autre indique IA avec sa relation avec les techniques de calcul. Les chercheurs ont cependant expliqué que parce qu'ils se concentraient sur la partie technologique de l'IA plutôt que sur le concept d'intelligence, ils ont décidé de percevoir l'IA différemment de ces deux parties dans leurs recherches et ont défini l'IA comme des « Systèmes informatiques qui interprètent des données externes, apprennent de ces données et utilisent ces apprentissages pour atteindre des objectifs et des tâches spécifiques grâce à une adaptation flexible. »

Yang, et al. (2020 pp. 2-10) étudient la complexité et la difficulté de designer l'interaction homme-machine (IHM) basée sur l'intelligence artificielle. Ils ont discuté que l'intelligence artificielle devient un outil important dans l'expérience utilisateur et l'interaction homme-machine, mais en raison de l'incertitude de ses capacités et de la complexité des résultats, les méthodes traditionnelles de prototypage et d'esquisse ont du mal à fonctionner. Leurs recherches se concentrent principalement sur les défis auxquels les concepteurs sont confrontés lors de la conception et dessin de l'interaction homme-IA, en examinant des recherches antérieures, en analysent les raisons et forment un cadre pour mieux comprendre ces défis. Dans leurs recherches, ils ont soutenu qu'il y a deux raisons principales derrière la difficulté de designer des systèmes IA : l'incertitude des capacités et la

complexité de sortie. En outre, ils ont classé les systèmes d'intelligence artificielle en quatre niveaux en fonction de ces raisons. Le niveau 1 est constitué de systèmes probabilistes simples dans lesquels les capacités sont très certaines et les sorties très limitées. Le niveau 4 est constitué de systèmes évoluent et adaptant qui évoluent et changent avec de nouvelles données et différents types d'utilisateurs qui provoquent incertitude dans ses capacités et des sorties presque infinies qui rendent presque impossible pour les concepteurs de prototyper et d'esquisser l'interface. Ils ont discuté plus tard des défis auxquels les designers sont confrontés à tous les niveaux des systèmes d'IA, ont recommandé des solutions et ont formé un modèle dans lequel ils ont essayé d'expliquer le processus de dessin de l'interaction homme-IA.

3. L'Expérience Utilisateur des Systèmes de Recommandation Basés sur IA

L'interaction homme-IA, comme mentionné précédemment, est assez difficile à concevoir. C'est pourquoi le domaine de l'expérience utilisateur pourrait jouer un rôle extrêmement important dans sa conception. En mettant en œuvre les méthodes de conception de l'expérience utilisateur centrées sur l'utilisateur, l'interaction entre l'IA et l'humain pourrait être plus efficace et plus réussie. L'objectif principal de l'interaction est de faire comprendre aux gens la sortie et de naviguer en conséquence, mais ce n'est pas le seul facteur qui affecte l'interaction et l'expérience utilisateur. Pour les humains, les interactions sont multidimensionnelles. Il y a de nombreux aspects qui façonnent une interaction. Le ton du message, le timing, l'intention, les imitations, le langage corporel, l'environnement, etc. sont tous d'une importance cruciale. Par exemple, des phrases polies et charmantes pourraient être utilisées pour compléter quelqu'un, mais si elles sont dites sur un certain ton ou avec un certain langage corporel, cela pourrait aussi être un commentaire sarcastique. C'est pourquoi une approche plus large de l'expérience utilisateur centrée sur l'utilisateur pourrait rendre l'interaction homme-ordinateur ou homme-IA plus adaptée aux humains, plus efficace et plus compréhensible. Cela pourrait globalement servir une meilleure expérience.

Dans une recherche publiée par Bond et al. (2019 pp. 2-4), les chercheurs ont souligné l'intérêt croissant pour l'intelligence artificielle et les nouveaux développements qui permettent aux humains d'interagir avec les systèmes d'IA. Ils ont soutenu que les principes de conception centrés sur l'utilisateur développés par l'interaction homme-machine et les chercheurs d'expérience utilisateur sont doivent

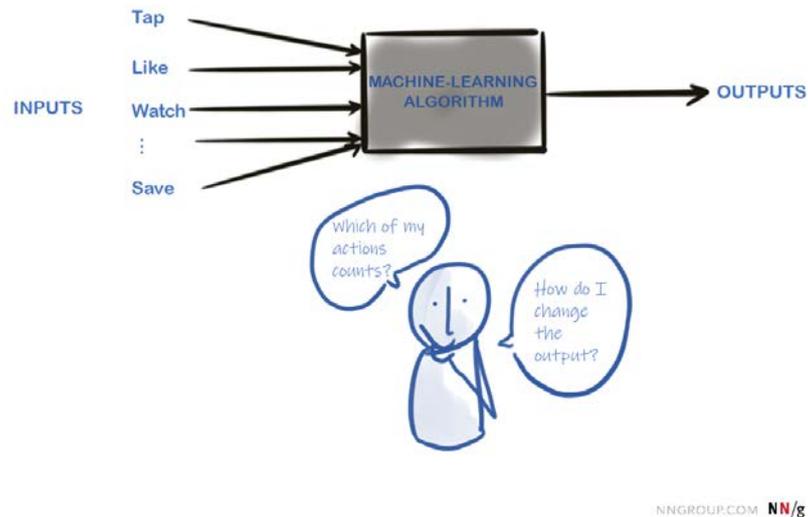
être utilisés pour améliorer l'IA en la rendant plus centrée sur l'humain. Ils ont appelé IA centrée sur l'humain (Human Centered AI, HAI) et ont souligné l'importance du travail intégré IHM, UX et IA pour créer une approche multidisciplinaire et améliorer l'IA pour qu'elle soit plus centrée sur l'humain. Ils ont ensuite examiné le concept d'IA centrée sur l'humain, parlé de l'IA explicable utilisée dans le domaine de recommandation et de la manière dont elle génère la confiance entre l'homme et la machine par la logique de décision. En outre, ils ont présenté les défis auxquels HAI est confrontée, ils ont discuté l'éthique de celui-ci et exprimé le potentiel de l'utilisation de l'IA pour extraire et évaluer les données obtenues par les utilisateurs telles que les mouvements oculaires, l'expression faciale, etc.

Zhang, Lu et Chin (2020 pp. 440-452) ont mené une recherche sur l'utilisation des technologies d'IA dans les systèmes de recommandation pour améliorer la personnalisation, la collection de données personnelles et transformer ces données en connaissances. Ils ont expliqué les différentes méthodes et techniques utilisées dans les systèmes de recommandation et présenté différents types de systèmes de recommandation comme basé sur filtrage collaboratif, basé sur le contenu et basés sur les connaissances. Ils ont ensuite examiné et présenté séparément les méthodes et techniques d'IA utilisées dans ces systèmes de recommandation tels que le réseau neuronal profond (deep neural network), l'apprentissage actif, l'apprentissage par transfert, les techniques floues, etc. En outre, ils ont élaboré le sujet en étudiant comment ces méthodes et techniques d'IA sont utilisées dans systèmes. Ils ont ensuite discuté des sujets qui sont moins populaires dans l'état actuel de la mise en œuvre de l'IA des systèmes de recommandation comme la dérive de concept (concept drift), la longue traîne (long tail), etc. et ont suggéré différentes directions pour que le domaine s'améliore.

Une autre recherche sur NN Group (Budi, 2018) se concentre sur les interfaces utilisateur des algorithmes d'apprentissage automatique et l'interaction entre ces algorithmes et les humains. Il modélise l'interaction comme une boîte noire qui les utilisateurs alimentent avec des entrées et reçoivent des sorties. Les utilisateurs savent que leurs entrées ou en d'autres termes des actions façonnent les sorties qui sortent de cette boîte noire, mais ils ne savent pas comment se produit la génération de cette sortie. Ils ne savent pas comment ou lesquels de ces entrées sont évalués. Cette situation crée deux problèmes pour les utilisateurs. Ils ne savent pas

lesquels de leurs actions ou contributions sont considérés et ils ne peuvent pas contrôler les résultats de ce processus. Leur manque de connaissances les empêche de naviguer dans les systèmes selon leurs envies.

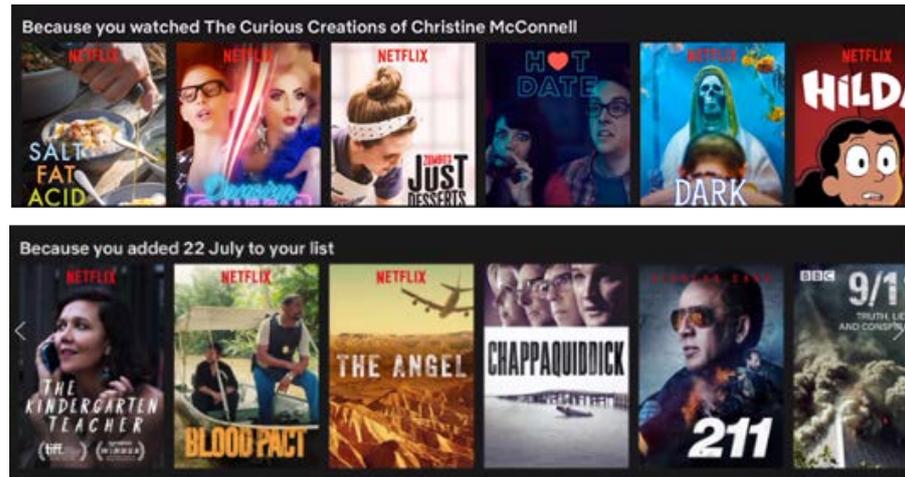
Figure : 3.1 La Modèle Boîte Noire



Source : <https://www.nngroup.com/articles/machine-learning-ux/>

Le manque de clarté pourrait se produire parce que l'algorithme n'indique pas clairement quelles actions sont calculées. L'article (Budiu, 2018) indique que si cette situation se produit pour la plupart des algorithmes, Netflix fait un excellent travail pour informer ses utilisateurs quelles actions affectent la période de traitement dans la boîte noire. Les recommandations sont étiquetées comme « parce que vous avez regardé... » et « parce que vous avez ajouté... à votre liste ». Ces étiquettes informent les utilisateurs des raisons pour lesquelles les contenus sont recommandés. En dehors de cela, le manque de clarté de l'entrée pourrait se produire parce qu'il pourrait calculer les entrées dont les utilisateurs ne sont pas conscients. En d'autres termes, les utilisateurs peuvent ne pas être conscients de l'étendue des entrées telles que les actions des autres utilisateurs du système. Troisièmement, le manque de clarté pourrait également se produire en raison du délai entre l'entrée et la sortie. L'action de l'utilisateur pourrait entraîner un changement dans le système deux jours ou une semaine plus tard. Le changement ne se produit pas immédiatement et le retard pourrait causer confusion ou de manque de clarté.

Figure : 3.2 Les Etiquettes Informant de Contenus sur Netflix



Source : <https://www.nngroup.com/articles/machine-learning-ux/>

Budiu (2018) continue d'expliquer que le manque de contrôle est souvent le résultat de mesures de pertinence. Les métriques de pertinence classent les sorties qui sont pertinentes pour l'utilisateur. Ils affichent les résultats avec la plus grande pertinence au début et montrent les éléments avec moins de pertinence par la suite. Lorsque la pertinence descend en dessous d'un certain point, ces éléments ne sont pas montrés à l'utilisateur. Il est souvent difficile de comprendre comment les métriques de pertinence créent l'ordre ou parfois ils peuvent faire des erreurs. Parfois, une sortie avec une pertinence élevée n'est pas affichée en haut ou parfois une sortie avec une pertinence faible ou sans pertinence peut être affichée principalement. L'incapacité à contrôler et guider les sorties et les algorithmes pourrait causer de l'inconfort, de la méfiance et rendre l'utilisateur méfiant quant aux intentions des algorithmes.

Enfin, l'article se termine par quelques recommandations UX pour les futures interfaces utilisateur basées sur des algorithmes d'apprentissage automatique. Budiu (2018) indique que lors de la conception d'une interface utilisateur basée sur l'apprentissage automatique, la personnification est assez intéressante et utile, mais elle ne devrait pas augmenter l'effort de l'utilisateur. L'interface doit montrer de manière transparente à l'utilisateur comment ses actions affectent la sortie. Les utilisateurs devraient, à un certain degré, être en mesure de contrôler la sortie en réorganisant ou en donnant une rétroaction au système. Le contenu ne doit pas être dupliqué même s'il se trouve sous plusieurs catégories. La personnification ou une expérience différente à chaque session doit être évitée. Les attributs visuels susceptibles de capter l'attention des utilisateurs et les descriptions ou les titres à chargement initial doivent être prioritaires lors de la numérisation d'une grande

quantité de données. En utilisant ces directives UX, une interface utilisateur basée sur l'IA devrait aller au-delà d'une technologie sophistiquée et devenir un système entièrement compatible avec les véritables besoins et la satisfaction des utilisateurs.

4. Méthodologie

4.1. l'Objectif

Cette partie de la recherche se concentre sur les données qualitatives et quantitatives recueillies par une enquête concernant l'expérience utilisateur des systèmes de recommandation basés sur l'IA. Les termes intelligence artificielle, systèmes de recommandation et expérience utilisateur sont tous des termes spécialisés qui nécessitent une compréhension plus approfondie d'autres sujets et domaines. Parce qu'il s'agit de termes compliqués, la plupart des participants qui sont des utilisateurs moyens qui ont des connaissances de base sur les termes peuvent ne pas comprendre le but réel des questions, ou ne pas le comprendre du tout. C'est pourquoi poser aux participants des questions techniques complexes concernant l'expérience utilisateur ou l'intelligence artificielle peut réduire la validité des réponses collectées. Pour résoudre ce problème, l'enquête a utilisé Netflix. Une plateforme qui utilise un système de recommandation basé sur l'IA dans ses services pour aider les participants à comprendre les questions posées et faciliter le processus de réponse en les faisant corréler leurs réponses avec leurs expériences réelles. En répondant en fonction de leurs propres expériences, les utilisateurs pourraient partager des informations plus intimes et plus ciblées qui augmentent potentiellement la validité de leurs réponses. De plus, en utilisant une plateforme populaire qui beaucoup des personnes utilisent quotidiennement, plus des personnes pourraient participer à l'enquête et les réponses ne souffrent pas des suppositions qui ne représentent pas la situation réelle.

4.2. Cadre d'Analyse

L'expérience utilisateur est un vaste domaine dans lequel de nombreux aspects différents existent. Le domaine se concentre sur l'ensemble de l'expérience d'une personne lorsqu'elle interagit avec un produit en ligne. Pour éviter de se perdre dans le sujet, la recherche se concentre sur 2 aspects principaux et leurs 6 paramètres concernant l'UX des systèmes de recommandation basés sur l'IA. Effort et confiance. Ces deux aspects ont été sélectionnés sur la base de la littérature sur le sujet et principalement de l'article de Budiu (2018). Lors de l'interaction avec un système de

recommandation basé sur l'apprentissage automatique, l'effort pour naviguer et prise de décision dans le système en fonction des besoins des utilisateurs et la relation de confiance entre l'utilisateur et le système devient plus important. L'utilisateur peut réagir avec méfiance à l'égard de la technologie ou il ne comprend pas comment ils doivent naviguer dans un système complexe. La plupart du temps, les systèmes recommandations intelligentes sont des systèmes dynamiques et complexes. En raison de leur nature en constante évolution, ils peuvent parfois confondre qui les utilise.

Les aspects effort et confiance sont également vastes à analyser dans leur ensemble. Différents paramètres les affectent. Lors de l'analyse de l'aspect confiance de l'XU d'un système de recommandation intelligent ; les paramètres d'intimité, de précision et d'explicabilité gagnent en importance. Les problèmes d'intimité sont un problème concernant presque tout le monde numérique. Mais le processus d'apprentissage et d'utilisation des données par l'IA place le paramètre d'intimité à un endroit différent et plus important. L'apprentissage automatique et la confidentialité des données deviennent un sujet de plus en plus problématique avec le développement de nouveaux services et technologies. La précision joue également un rôle important dans la relation de confiance entre l'utilisateur et un système intelligent. Un système qui ne pourrait pas atteindre ses propres objectifs ne peut pas établir de solides relations de confiance avec l'utilisateur. De plus, cela pourrait réduire la qualité perçue de l'ensemble de l'interface et l'entreprise. Le dynamisme de la préférence des utilisateurs, la variété des produits et les situations extérieures changeantes sont des facteurs qui pourraient réduire la précision d'un système de recommandation basé sur l'IA. Enfin, lors de l'interaction avec l'IA, l'explicabilité devient un élément important. Les gens ont tendance à croire ou à accepter des choses dont ils peuvent comprendre la logique. Les algorithmes d'apprentissage en profondeur produisent parfois des résultats dont les humains ne pourraient ni comprendre ni expliquer la logique. Dans les systèmes de recommandation, les utilisateurs ne peuvent pas valider ou accepter les recommandations sans pouvoir expliquer pourquoi elles sont les données.

Pour analyser l'aspect effort, les paramètres difficulté de choix, contrôlabilité et satisfaction deviennent plus significatifs. Les produits numériques sont généralement conçus pour résoudre un problème ou fournir un service à l'utilisateur.

Ils pourraient vous recommander des chansons, des produits à acheter ou simplement vous informer. Il existe de nombreuses applications, sites Web et plates-formes qui se concentrent sur presque tout ce dont un humain a besoin au cours de sa vie quotidienne. Et lorsqu'ils choisissent d'utiliser l'un des produits numériques parmi tant d'autres, les utilisateurs y consacrent également beaucoup de temps. Parfois, une plate-forme peut fournir aux utilisateurs tout ce dont ils ont besoin, mais si le coût ou l'effort pour répondre à ces besoins est trop élevé, les utilisateurs peuvent choisir une autre plateforme dans laquelle ils ne doivent pas investir si effort, ou même abandonner leurs tâches. Dans le cas d'un système de recommandation basé sur l'IA, divers paramètres affectent l'effort. Le principal avantage des systèmes étant de simplifier le processus décisionnel, la difficulté de choisir n'affecte pas seulement l'effort à investir, mais aussi affecte également le succès du système. Plus un utilisateur peut décider facilement d'une recommandation, mieux le système fonctionne et remplit son objectif principal. De plus, la facilité de contrôle joue également un rôle important. Même si un système peut fournir des recommandations incroyablement bonnes qui pourraient faciliter le processus de décision, si un utilisateur ne peut pas contrôler le système en fonction de ses besoins, il ne fonctionnera pas correctement. Enfin, la satisfaction du processus et les résultats peuvent également affecter grandement l'effort. Si un utilisateur n'est pas satisfait de la présentation ou du résultat du système, même un minimum de travail peut devenir pénible pour l'utilisateur. À l'inverse, si un utilisateur est très satisfait du résultat et du processus, même les tâches qui nécessitent plus d'efforts peuvent ne pas poser de problème.

En conséquence, la recherche tente d'analyser l'expérience utilisateur du système de recommandation intelligent de Netflix en se concentrant sur 2 aspects principaux et trois paramètres sous chacun de ces aspects. Le cadre est le comme le suivant :

- **Confiance**
 - ◆ Intimité
 - ◆ Précision
 - ◆ Explicabilité
- **Effort**
 - ◆ Difficulté de choix
 - ◆ Contrôlabilité
 - ◆ Satisfaction

5. Hypothèses et Prédictions

Avant d'analyser les résultats du questionnaire, dans cette partie de la recherche, quelques hypothèses concernant l'UX des systèmes de recommandation basés sur l'IA seront faites. Après les résultats, ces hypothèses seront examinées en fonction des réponses des participants, vérifiées et discutées avec l'analyse.

Premièrement, la relation de confiance entre les utilisateurs et les produits numériques est d'une importance cruciale. Si les utilisateurs ne faisaient pas confiance au produit qu'ils utilisaient, leur interaction et leur communication avec celui-ci seraient très limitées. La loyauté et la connexion émotionnelle ne pourraient pas se former. Pour pouvoir nouer des liens émotionnels et personnels, la confiance joue un rôle clé. Il repose sur l'intimité, la précision et l'explicabilité. Parmi ces paramètres, l'intimité des données devient un problème de plus en plus important de jour en jour. En particulier sur les plateformes numériques, de nombreuses données et informations sur les utilisateurs sont traitées et enregistrés à des différents objectifs. Alors qu'il existe de nombreuses discussions éthiques autour de ce sujet, chaque jour de plus en plus de données sur les utilisateurs sont enregistrées et traitées. En plus de l'aspect éthique, cette situation présente également des menaces réelles pour les utilisateurs. Les données sensibles et privées sur les utilisateurs pourraient être obtenues, volées et utilisées à des objectifs inconnus simplement par une cyber-attaque contre les plates-formes qui les détiennent. Aujourd'hui, il y a de nombreux incidents de cet exemple. L'une des dernières en date est la cyberattaque contre Yemeksepeti qui a entraîné le vol des données de 21 millions d'utilisateurs (Canbaz, 2021). Cet incident a prouvé que quel que soit le professionnalisme de l'entreprise derrière une plate-forme, les données des utilisateurs ne sont jamais complètement sécurisées. Dans le cas d'un système de recommandation intelligent, pour faire des recommandations personnelles, l'IA traite les informations personnelles sur les utilisateurs. A cause des problèmes de sécurité à l'égard données personnelles et de la méconnaissance des intentions et du fonctionnement du système, les utilisateurs peuvent réagir avec méfiance et prudence envers le système.

Hypothèse 1 : La confidentialité des données est assez importante pour les utilisateurs lorsqu'ils interagissent avec un système de recommandation basé sur l'IA et les préoccupations à ce sujet affectent gravement l'expérience utilisateur.

Deuxièmement, aujourd'hui, l'effort qui doit être investi dans un produit numérique est devenu un critère déterminant pour un produit numérique réussi. Aujourd'hui, sur Internet, même des millisecondes de retard ou une tâche supplémentaire pour atterrir sur la page souhaitée peuvent amener les utilisateurs à quitter et à essayer un autre produit pour leurs besoins. Internet facilite la vie des utilisateurs en fournissant simplement ce qu'ils recherchent beaucoup plus rapidement qu'ils ne pourraient l'atteindre physiquement. C'est peut-être pourquoi les utilisateurs ont tendance à être moins patients lorsqu'ils interagissent avec des produits numériques. Un système de recommandation basé sur l'IA est une structure complexe et dynamique qui se compose de diverses fonctions et options. Ainsi, la navigation et le processus de décision dans le système pourraient devenir plus complexes et plus énergivores. Cependant, une interface utilisateur centrée sur l'utilisateur et une architecture d'information efficace pourraient naviguer et guider l'utilisateur selon ses préférences et même lui faire percevoir les occasions où il doit investir des efforts comme de bonnes expériences plutôt que comme douloureuses. Ainsi, le problème critique de l'effort réside dans le processus de prise de décision. Quelle que soit la facilité d'utilisation d'une interface, si l'utilisateur consacre autant d'efforts à décider quelle recommandation il va choisir, il pourrait souffrir d'une surcharge de choix et même arrêter de décider d'une recommandation.

Hypothèse 2 : La difficulté de choix est le critère critique pour définir la quantité d'effort investi dans les systèmes de recommandation basés sur l'IA et une faible difficulté de choix influence positivement l'expérience utilisateur.

Enfin, entre les aspects effort et confiance, l'effort probablement affectera l'expérience d'un utilisateur plus. Alors que les résultats qui sont causés par l'effort d'investissement affectent directement l'expérience de l'utilisateur, la confiance affecte la perception de l'utilisateur et influence son attitude envers le produit ou l'entreprise. De plus, entre six paramètres, la difficulté de choix sera probablement classée comme la plus importante en ce qui concerne l'expérience utilisateur des systèmes de recommandation basés sur l'IA puisqu'elle est corrélée à l'objectif principal de ces systèmes. Aider à prendre une décision. D'autre part, l'explicabilité sera probablement classée comme le paramètre le moins important car elle fait référence au contexte de la prise de décision. L'utilisateur consulte le système de recommandation parce qu'il a besoin ou veut de l'aide pour prendre des décisions.

Être capable d'expliquer le raisonnement derrière pourquoi un certain élément est recommandé aide les utilisateurs à vérifier la validité des recommandations mais ne facilite pas ou n'améliore pas nécessairement le processus de prise de décision.

Hypothèse 3.a : Parmi les aspects de confiance et d'effort lors de l'interaction avec un système de recommandation basé sur l'IA, l'effort joue un rôle plus important dans l'influence de l'expérience utilisateur.

Hypothèse 3.b : Parmi les paramètres de confidentialité des données, de précision, d'explicabilité, de difficulté de choix, de contrôlabilité et de satisfaction ; la difficulté de choix joue le rôle le plus important en influençant l'expérience de l'utilisateur.

Hypothèse 3.c : Parmi les paramètres de confidentialité des données, de précision, d'explicabilité, de difficulté de choix, de contrôlabilité et de satisfaction ; l'explicabilité joue le rôle le moins critique pour influencer l'expérience utilisateur.

6. l'Etude

6.1. Questionnaire

Dans la recherche, ces deux aspects et six paramètres mentionnés ci-dessus ont été analysés par un questionnaire. Le questionnaire est partagé dans la section annexe de la recherche. Chaque question a été soigneusement conçue pour analyser un paramètre spécifique selon les critères et exemples partagés par Schouten (2019, pp. 22-25) et par Chen & Pou (2010, pp. 19-20) dans leurs articles. Les questions ont été divisées en quatre sections. La première section analyse la démographie et les habitudes d'utilisation des utilisateurs pour obtenir des données sur les utilisateurs. La deuxième section analyse l'effort investi dans le système et ses paramètres, la troisième section se concentre sur l'aspect confiance et ses paramètres, et enfin la quatrième section permet aux utilisateurs de classer l'importance de ces paramètres les uns par rapport aux autres pour analyser lesquels sont les plus critiques aspect et paramètre pour les utilisateurs.

Il y a 26 questions fermées dans le questionnaire. Pour la plupart des questions, il y a 7 options qui font référence à l'accord d'une déclaration. 1 étant le désaccord complet et 7 étant l'accord complet. En classant leur accord en sept niveaux pour des déclarations spécifiques, les participants pourraient énoncer leurs

attitudes plus en détail et les aspects pourraient être examinés de manière plus quantitative. Des questions fermées au lieu de questions ouvertes ont été utilisées pour aider les participants à donner des réponses plus vites et intuitives en fonction de leur expérience. Les quatre sections ont été séparées les unes des autres par des pages pour créer de l'ordre et aider les participants à se concentrer sur un aspect à la fois, et pour éviter de rompre l'ordre des questions et d'obtenir un jugement préalable sur les questions précédentes. Les questions ont été construites aussi courtes et simples que possible pour capter au maximum l'attention des participants et éviter de les ennuyer. Ainsi, les 26 questions peuvent être répondues en moins de quatre minutes. L'étude pilote a montré qu'il faut environ 3 à 4 minutes pour terminer le questionnaire sans précipitation.

La recherche se concentre sur l'expérience détaillée du système de recommandation intelligent de 310 utilisateurs de Netflix et tente d'analyser les aspects mentionnés ci-dessus de l'UX de cette plate-forme selon des résultats du questionnaire. De plus, en classant l'importance des paramètres analysés, il essaie de déterminer lequel d'entre eux a l'impact le plus critique sur l'expérience utilisateur et de les comparer entre eux.

6.2. Processus de collecte de données

La majorité des utilisateurs actifs de Netflix sont des milléniaux et des membres de la génération X (Stoll, 2017). Les utilisateurs ciblés appartenaient donc principalement à ces générations. Le questionnaire a été créé en utilisant les services Google Forms et distribué justement en ligne en raison des restrictions de Covid-19 sur les plateformes de médias sociaux telles que LinkedIn, Facebook, Twitter et Instagram. Il a été partagé dans différents types de groupes Whatsapp et via la messagerie directe. Aucune information concernant l'identité des participants n'a été demandée pour à la fois maintenir l'anonymat et augmenter le taux de participation. Les questions ont été rédigées en turc pour toucher plus de personnes et les aider à comprendre les questions aussi clairement que possible. Le processus de collecte des données a duré 3 jours. Ainsi, 310 utilisateurs, principalement des personnes des générations Z, Y et X, ont participé à l'enquête.

6.3. Echantillon

Le questionnaire s'adressait en premier lieu aux utilisateurs de Netflix. Puis parmi ce groupe les utilisateurs des générations X, Y et Z ont été ciblés en raison de la quantité de leur utilisation et de leur niveau expérimenté sur la plateforme. Le sexe ou la nationalité n'avaient pas d'importance pour la recherche, donc le groupe ciblé n'était pas limité par ces aspects.

Après la période de 3 jours de réponse, 310 participants ont répondu au questionnaire. Même s'il n'y avait pas de limitation sur le sexe, 67,3% des participants étaient des femmes contre 30,4% d'hommes et 2,3% d'autres. Seuls 5 participants n'avaient pas de l'âge visé. Mais 57,7% étaient constitués d'utilisateurs de la génération Z. Le taux total d'utilisateurs des générations X et Y était de 40,6% de l'ensemble des participants. Enfin, les utilisateurs expérimentés de Netflix représentaient 79,9% des participants.

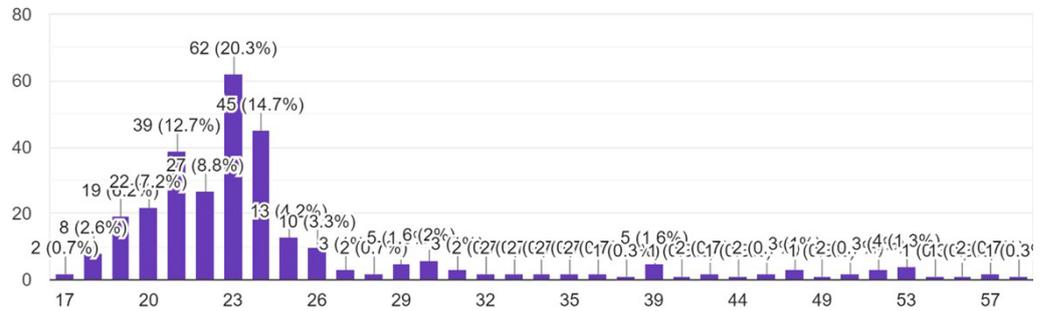
7. Les Résultats et l'Analyse

7.1. Démographie et Habitudes d'Utilisation

Le questionnaire a été distribué en ligne sur des plateformes de médias sociaux, partagé dans divers types de groupes Whatsapp et envoyé par messagerie directe. Le groupe qui a été tenté d'atteindre était les utilisateurs de Netflix âgés de 15 à 56 ans. Mais l'accent a été mis sur les utilisateurs âgés de 17 à 30 ans. A la fin du processus de distribution, les participants étaient majoritairement de génération Z. 57,7 % des personnes ayant répondu au questionnaire étaient âgées de 17 à 23 ans. Le taux des préposés âgés de 23 à 30 ans était de 27,1%, le reste des préposés âgés de 30 à 76 ans était de 15,2%. De plus, 0,1% des préposés n'ont pas précisé leur âge.

Tableau : 7.1.1 Questionnaire : Quel âge avez-vous?

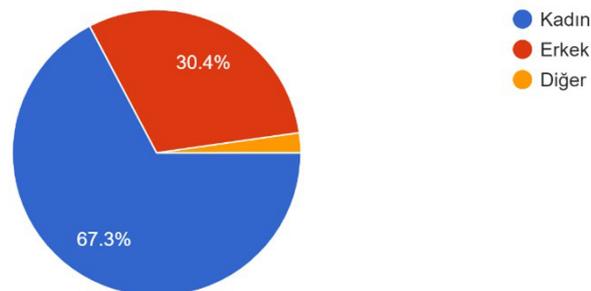
306 responses



Étonnamment, sur 309 participants, 67,3% étaient des femmes contre 30,4% d'hommes et 2,3% d'autres. Selon ces taux, les femmes semblent utiliser plus Netflix par rapport aux autres sexes ou plutôt plus disposées à répondre aux questionnaires sur ce sujet. Pour définir pourquoi une telle différence s'est produite, une recherche plus détaillée axée sur la démographie des utilisateurs de Netflix doit être menée.

Tableau : 7.1.2 Questionnaire : Quel est votre sexe?

309 responses

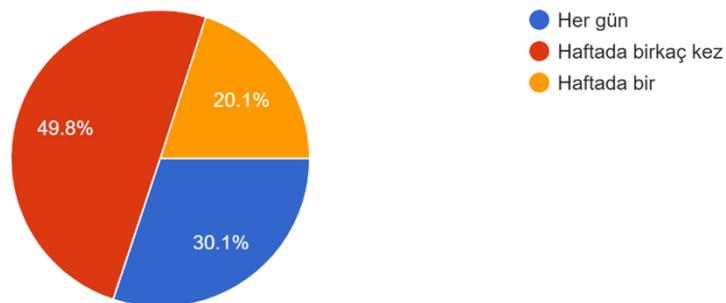


Les participants semblent utiliser la plate-forme régulièrement, ce qui indique qu'ils sont des utilisateurs expérimentés et fidèles qui savent comment fonctionne le système, comment ils pourraient l'utiliser et ce qu'ils pourraient rencontrer en l'utilisant. En d'autres termes, ils pourraient définir les points douloureux du système avec succès car ils interagissent constamment avec le système. Selon les résultats,

49,8% des participants utilisent Netflix quelques fois par semaine et 30,1% tous les jours. Cela montre que 79,9% des participants utilisent régulièrement Netflix.

Tableau : 7.1.3 Questionnaire : A quelle fréquence utilisez-vous Netflix?

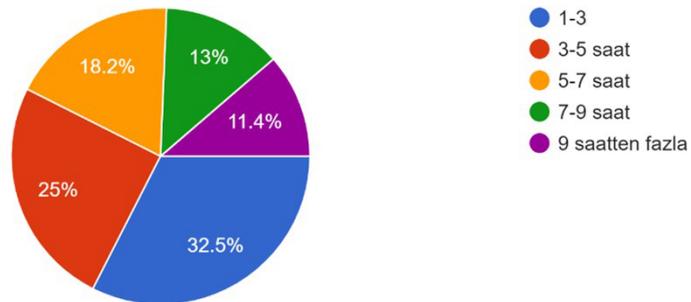
309 responses



Cependant, le temps qu'ils passent sur la plate-forme par semaine est étonnamment faible. 32,5% ont déclaré utiliser Netflix 1 à 3 heures par semaine et 25% ont déclaré 3 à 5 heures. Au total, cela signifie que 57,5% des participants utilisent Netflix 1 à 5 heures par semaine. Ces résultats expriment que les participants utilisent régulièrement Netflix mais que le temps qu'ils passent sur le système par séance n'est pas très élevé. En d'autres termes, les utilisateurs ne regardent généralement pas les produits qu'ils sont recommandés.

Tableau : 7.1.4 Questionnaire : Combien de temps passez-vous généralement sur Netflix

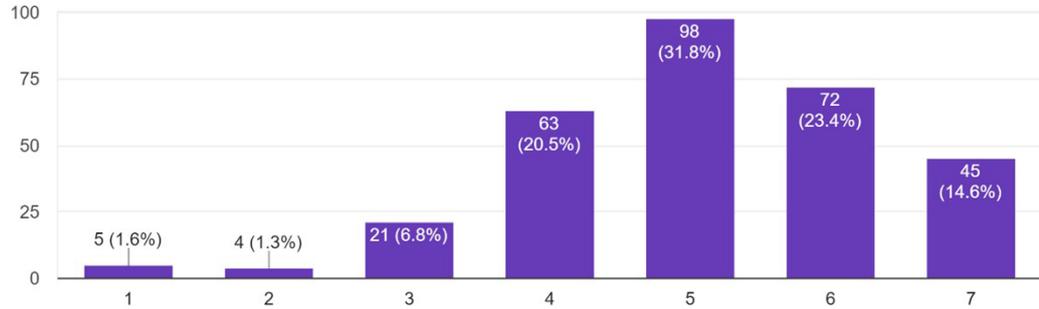
308 responses



La plupart des participants ont déclaré qu'ils connaissent assez bien les productions de divertissement vidéo. 69,8% pensent qu'ils connaissent mieux les productions de divertissement vidéo que leurs pairs. Ils pensent qu'ils sont conscients de la qualité, du contenu, du genre et du succès des produits qui leur sont recommandés. Ces résultats indiquent également que les participants regardent régulièrement des productions de divertissement vidéo et qu'ils sont capables de prendre des décisions éduquées sur la manière dont une recommandation correspond à leurs préférences et à leurs goûts. En d'autres termes, ils peuvent vérifier si les recommandations qu'ils sont présentées sont bien adaptées et précis. Ils pourraient évaluer avec succès les produits et le système de recommandation.

Tableau 7.1.5 Questionnaire : Dans quelle mesure êtes-vous bien informé en termes de productions de divertissement vidéo par rapport à vos pairs ?

308 responses

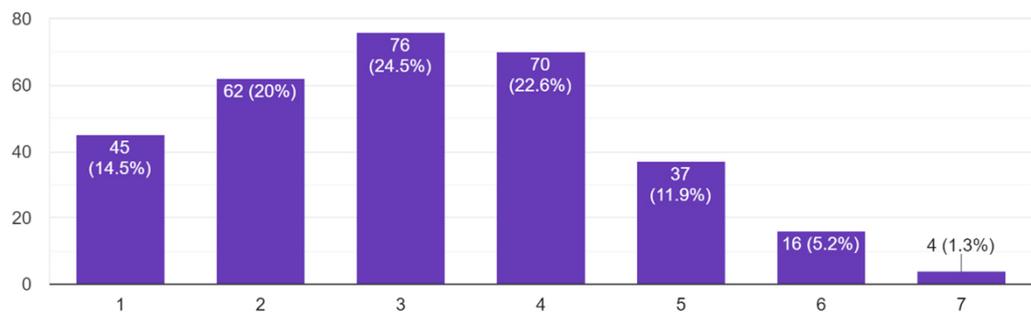


7.2. l'Aspect Effort

Lorsqu'ils sont demandés, la plupart des participants ont déclaré qu'ils ne pensaient pas investir beaucoup d'efforts dans le système. 59% des participants ne pensent pas qu'ils investissent beaucoup d'efforts dans le système alors que 22,6% pensent qu'ils investissent un effort normal et 18,4% pensent qu'ils investissent beaucoup d'efforts pour interagir avec le système. Ces résultats indiquent que le système de recommandation de Netflix est facile à interagir et convivial. Lorsque la quantité de contenu et la complexité du système sont prises en compte, Netflix semble réussir à faciliter le processus d'interaction des utilisateurs et suit une approche centrée sur l'utilisateur.

Tableau : 7.2.1 Questionnaire : Je dois investir beaucoup d'efforts dans le système.

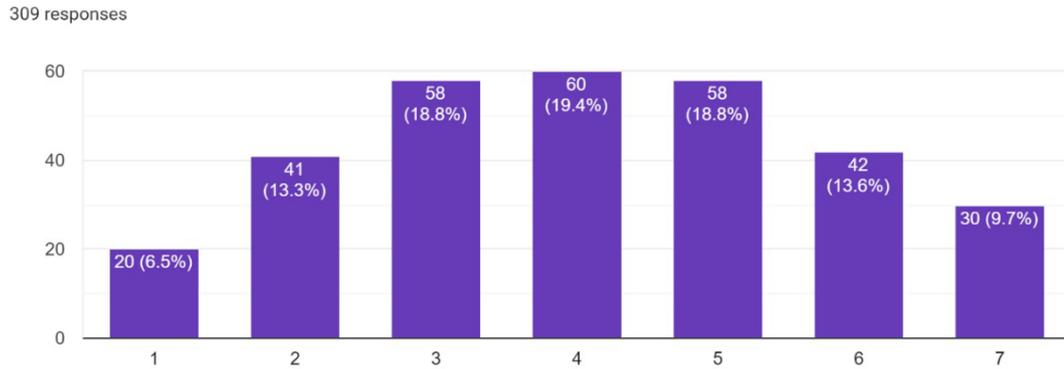
310 responses



7.2.1. La Difficulté de Choix

Quand ils sont demandés sur la difficulté du choix, étonnamment, les participants ont été divisés en deux entre les options de réponse. 38,6% des participants ont déclaré qu'ils pouvaient facilement prendre une décision entre les éléments recommandés contre 42,1% ont déclaré qu'ils ne pouvaient pas facilement prendre une décision. En plus. 19,4 ont déclaré qu'ils pouvaient prendre des décisions pas trop facilement mais pas trop difficiles non plus. Ils ont déclaré que la facilité de difficulté de choix est moyenne. Les résultats indiquent que la plupart des personnes qui utilisent le système pensent que le processus de décision n'est pas très facile mais pas si difficile non plus. Mais les données montrent une légère inclinaison vers l'option difficile. Lorsque la familiarité avec le système causée par le temps que les participants passent régulièrement dans le système et leur niveau de connaissances sur les produits et l'approche centrée sur l'utilisateur des systèmes pour faciliter le processus d'interaction sont pris en compte, il est important de noter que les participants ne pouvaient pas facilement prendre une décision. Cela montre que bien qu'il existe des méthodes valides à utiliser pour améliorer la facilité de prise de décision, elles ne suffisent pas lorsqu'il s'agit d'interagir avec un système de recommandation basé sur l'IA qui traite une énorme quantité de données et recommande des milliers de produits. La surcharge de choix n'a toujours pas pu être évitée avec succès.

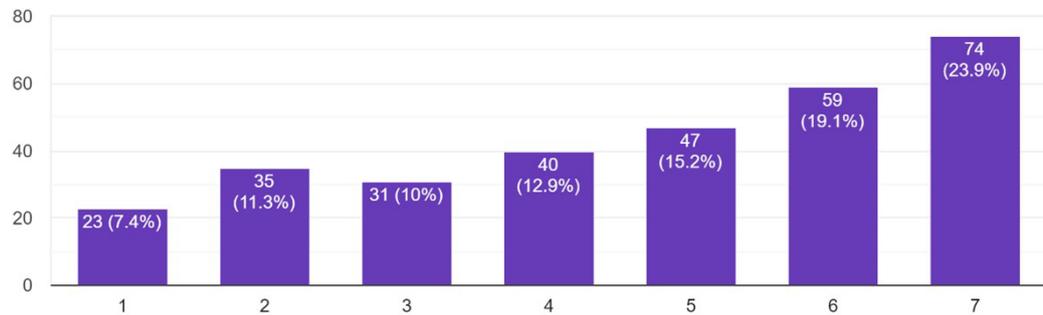
Tableau : 7.2.1.1 Questionnaire : Je peux facilement prendre une décision entre les recommandations.



Lorsqu'ils étaient demandés directement s'il s'agissait d'un processus accablant pour prendre une décision, 23,9% des participants étaient d'accord très fortement. Au total, 58,2% des participants ont convenu que le processus de prise de décision était accablant contre 28,7% n'étaient pas d'accord. De plus, 12,9% ont déclaré qu'ils pensaient que le processus de prise de décision n'était pas accablant mais que ce n'était pas non plus une tâche facile. Ces résultats indiquent que les utilisateurs ont de fortes émotions négatives à l'égard de la prise de décisions parmi diverses options. Dans le cas d'un système de recommandation basé sur l'IA, même s'il aide et facilite le processus de prise de décision, les utilisateurs n'aiment toujours pas être dans une situation où ils sont indécis vis-à-vis des options. Selon ces résultats, il est important de noter qu'en plus de présenter des recommandations précises et bonnes, les utilisateurs ont également besoin de plus d'aide pour le processus de décision.

Tableau : 7.2.1.2 Questionnaire : Prendre une décision est accablant.

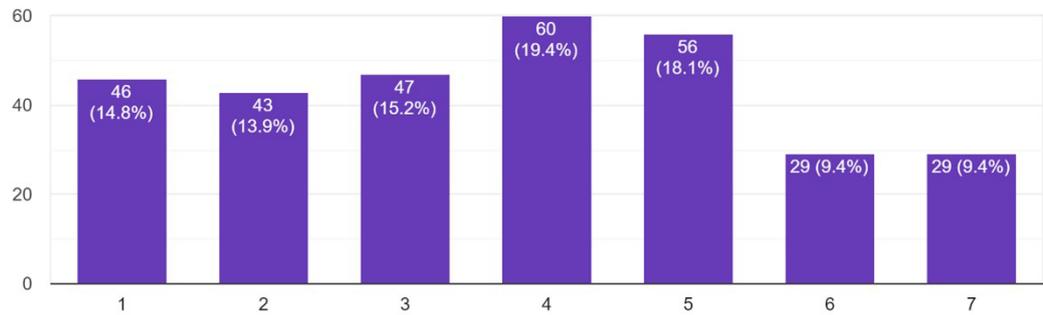
309 responses



Lorsqu'ils étaient demandés directement s'il s'agissait d'un processus accablant pour prendre une décision, 23,9% des participants étaient d'accord très fortement. Au total, 58,2% des participants ont convenu que le processus de prise de décision était accablant contre 28,7% n'étaient pas d'accord. De plus, 12,9% ont déclaré qu'ils pensaient que le processus de prise de décision n'était pas accablant mais que ce n'était pas non plus une tâche facile. Ces résultats indiquent que les utilisateurs ont de fortes émotions négatives à l'égard de la prise de décisions parmi diverses options. Dans le cas d'un système de recommandation basé sur l'IA, même s'il aide et facilite le processus de prise de décision, les utilisateurs n'aiment toujours pas être dans une situation où ils sont indécis pour options. Selon ces résultats, il est important de noter qu'en plus de présenter des recommandations précises et bonnes, les utilisateurs ont également besoin de plus d'aide pour le processus de décision.

Tableau : 7.2.1.3 Questionnaire : Je suis moins confiant quand j'utilise le système.

310 responses

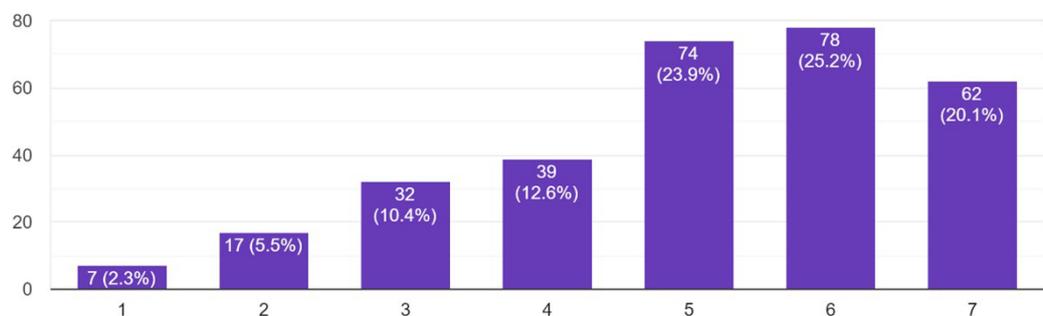


7.2.2. Contrôlabilité

La plupart des participants ont convenu que le système était pratique. 69,2 % des participants pensaient que le système était pratique et facile à contrôler contre 18,2 % qui n'étaient pas d'accord sur l'aspect pratique de celui-ci. De plus, 12,6 % ont déclaré que le système était à un niveau de praticité moyen. Les résultats indiquent que la majorité des participants pensaient pouvoir contrôler facilement le système et l'interface utilisateur.

Tableau : 7.2.2.1 Questionnaire : Le système est pratique

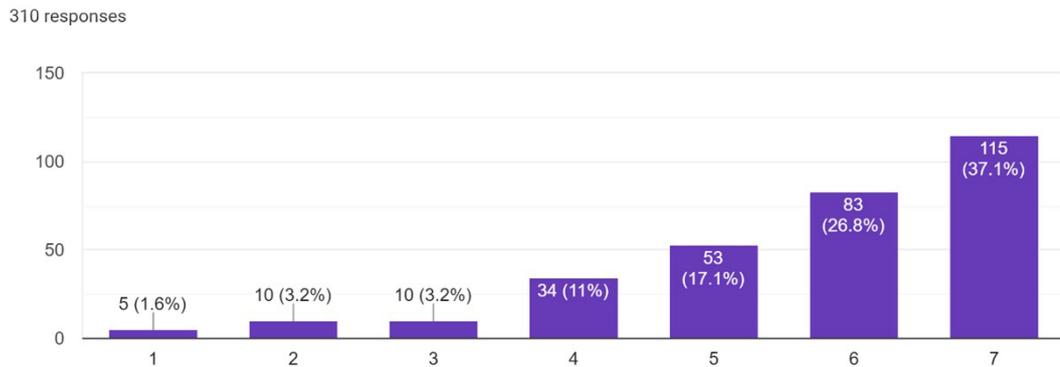
309 responses



Plus du demi des participants pensaient que le système était facile à apprendre. 37,1% ont déclaré qu'ils étaient tout à fait d'accord que lorsqu'ils ont commencé à

utiliser le système, ils pouvaient s'adapter et apprendre à l'utiliser facilement. 81% ont déclaré positivement à l'égard de la facilité à apprendre et à s'adapter au système lors de la première interaction avec celui-ci. 12,6% ont déclaré qu'ils étaient neutres à l'égard cette affirmation et 18,2% n'étaient pas d'accord pour dire qu'ils ne s'adaptaient pas facilement et n'utilisaient pas le système lors de la première interaction. Les résultats indiquent que l'interface utilisateur, le discours d'interaction, les instructions du système étaient bien construites pour les utilisateurs. Le système a réussi à enseigner aux utilisateurs comment utiliser son système et accomplir leurs tâches sans rencontrer de problèmes ni se perdre. La plupart des réponses étaient sous l'option « tout à fait d'accord », les utilisateurs pensent donc que l'UX du système de recommandation basé sur l'IA a très bien réussi à expliquer aux nouveaux utilisateurs comment l'utiliser.

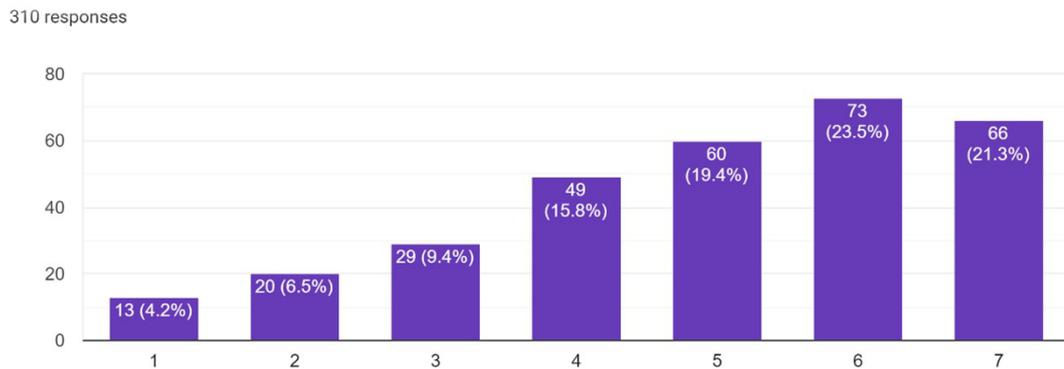
Tableau : 7.2.2.2 Questionnaire : Je me suis familiarisé très rapidement avec le système de recommandation.



Quand ils étaient demandés s'il était facile d'enseigner au système les préférences de l'utilisateur, encore une fois, la plupart des participants étaient d'accord. 64,2 % ont déclaré qu'ils pensent qu'il est facile d'enseigner au système quelles sont leurs préférences. Alors que 20,1% ne croient pas qu'ils puissent facilement informer et enseigner le système en fonction de leurs besoins et préférences. De plus, 15,8% des participants étaient neutres envers la déclaration. Les résultats indiquent que le système a réussi à obtenir les bonnes données sur les utilisateurs pour faire des recommandations et qu'il réussit à demander clairement

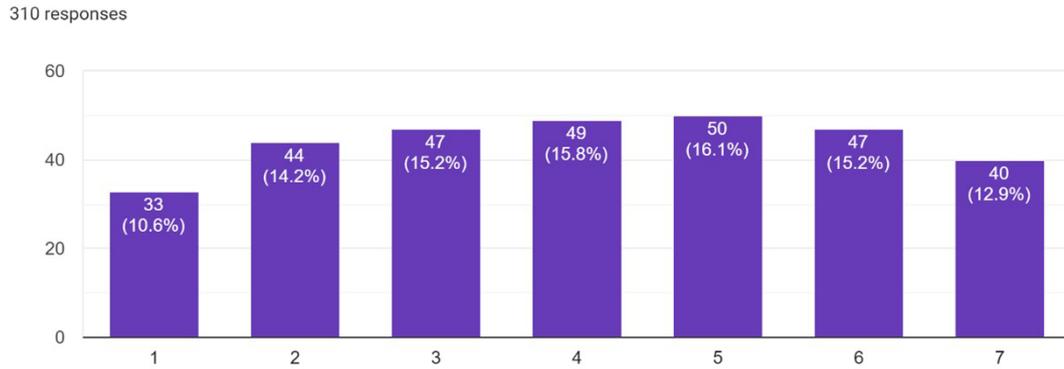
aux utilisateurs de fournir les bonnes données pour générer les recommandations qu'ils aiment.

Tableau : 7.2.2.3 Questionnaire : J'ai pensé qu'il était facile d'enseigner au système mes préférences.



Concernant le changement et la définition des préférences, les participants étaient divisés hémogénique. 44,2 % des participants ont déclaré qu'ils se sentaient en contrôle de la définition et de la modification de leurs préférences dans le système, contre 40 % qui ont déclaré qu'ils ne se sentaient pas en contrôle. De plus, 15,8 % ont déclaré qu'ils se sentaient impartiaux quant à la facilité de définir et de modifier les préférences. Leur réponse a déclaré qu'il était à un niveau de facilité moyen de faire cette tâche. Les résultats indiquent que, bien que le système demande aux utilisateurs d'enseigner avec succès au système leurs goûts, il n'instruit pas et n'amène pas les utilisateurs à modifier leurs préférences et à naviguer dans le système de recommandation en fonction de leurs préférences situationnelles et dynamiques. Par ne réussissant pas à accomplir cette tâche, le système ne parvient pas à assurer aux utilisateurs qu'ils sont ceux qui contrôlent et que l'objectif du système est de les servir avec succès.

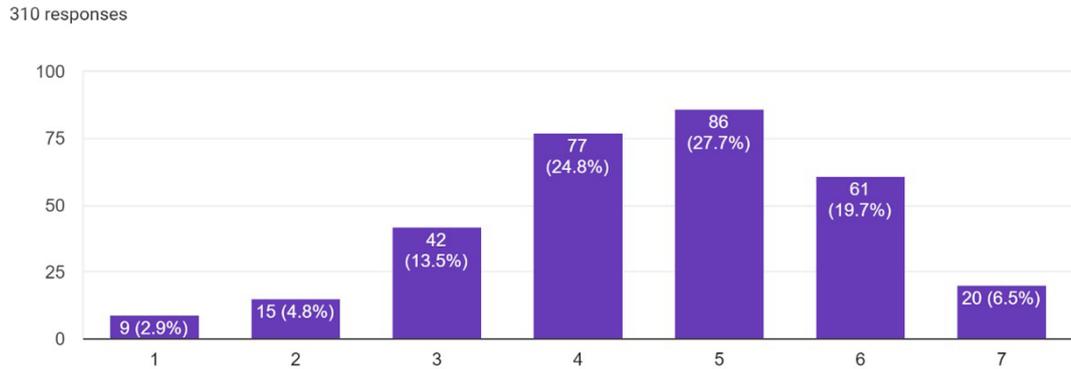
Tableau : 7.2.2.4 Questionnaire : Je ne me sens pas en contrôle de la spécification et de la modification de mes préférences.



7.2.3. Satisfaction

Quand ils étaient demandés sur leur satisfaction à l'égard des recommandations qu'ils étaient donnés, la plupart des participants ont déclaré qu'ils étaient pour la plupart neutres ou qu'ils les aimaient légèrement. 27,7% ont déclaré qu'ils aimaient légèrement les recommandations qu'ils ont été présentés et 24,8% ont déclaré qu'ils se sentaient neutres à leur égard. En général, 53,9% se sentaient positifs envers les recommandations et les aimaient, tandis que 21,2% ont déclaré qu'ils n'aimaient pas les recommandations qu'ils ont été présentés. Les résultats montrent que bien qu'il y ait beaucoup de participants qui se sont sentis neutres ou légèrement positifs envers les recommandations, il existe une grande différence entre les participants qui se sont sentis négatifs et ceux qui se sont sentis positifs envers les recommandations. Ainsi, les résultats indiquent que bien que les recommandations satisfassent les utilisateurs, leur niveau de satisfaction n'est pas considéré comme significativement élevé. Les utilisateurs considèrent que les recommandations qu'ils sont présentées sont appropriées, mais le niveau de satisfaction ne semble pas répondre à leurs attentes.

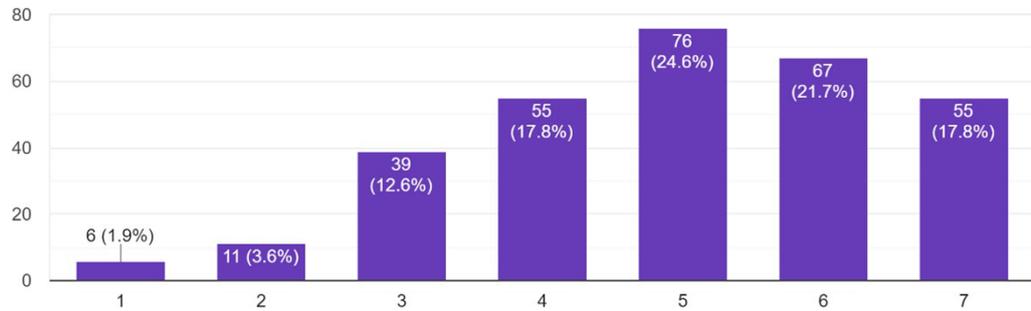
Tableau : 7.2.3.1 Questionnaire : J'aime les produits que j'ai choisis.



Les participants étaient demandés s'ils étaient satisfaits de trouver les produits qu'ils aiment en utilisant le système et la plupart ont déclaré être satisfaits en utilisant le système. Mais, comme des réponses aux questions précédentes, dans ce cas, la plupart des utilisateurs semblent se sentir soit neutres, soit légèrement positifs vers la question. 24,6% ont déclaré des sentiments légèrement positifs et 17,6% ont déclaré des sentiments neutres. Cependant, en général, 64,1% des participants ont déclaré qu'ils étaient satisfaits de trouver ce qu'ils aimaient en utilisant le système de recommandation basé sur l'IA. En revanche, 18,1% s'est déclaré insatisfaits. Encore une fois, les résultats indiquent que les utilisateurs sont satisfaits et d'accord avec un système qui les donne des recommandations pour trouver ce qu'ils aiment. Mais beaucoup d'utilisateurs qui se sentent neutres ou légèrement positifs indique que le système ne répond pas à tous les besoins des utilisateurs, échoue sur certains aspects qui affectent l'expérience utilisateur et ne répond pas pleinement à ses attentes.

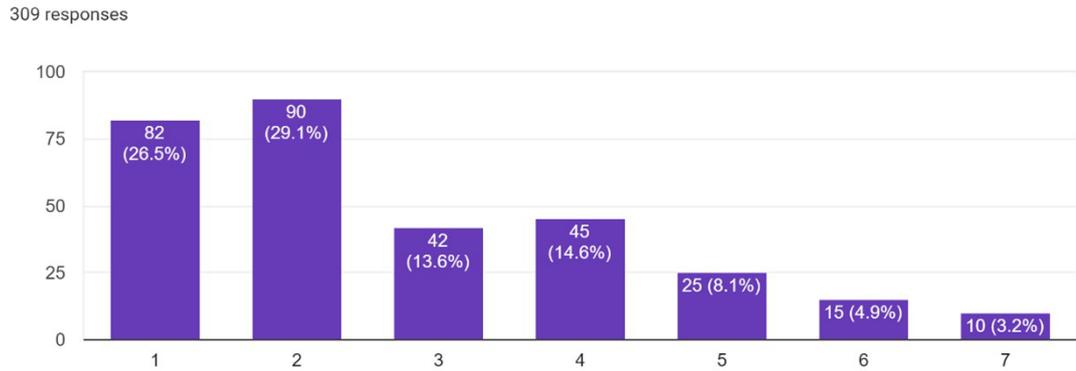
Tableau 7.2.3.2 Questionnaire : Je suis content de trouver les produits que j'aime avec l'aide du système de recommandation.

309 responses



Lorsqu'ils étaient demandés si le système ne fonctionnait pas, la plupart des participants étaient fortement en désaccord avec la question. Cependant, la réponse la plus choisie n'était pas « complètement en désaccord ». 29,1% ont déclaré qu'ils ne sont pas d'accord avec la question (option 2) tandis que 26,5% ont déclaré qu'ils ne sont pas du tout d'accord (option 1). En général, 71,2% étaient en désaccord alors que 14,6% étaient neutres et 16,2% étaient d'accord avec la question. La déclaration porte un discours fort qui représente un utilisateur insatisfait. Ainsi, même si 71,2 % n'étaient pas d'accord avec l'énoncé, 28,8 % pensent que le système ne fonctionne pas. C'est un taux concernant pour le système quand il s'agit de la satisfaction des utilisateurs parce que la question fait référence à la déception et à l'insatisfaction totales. Mais même si les utilisateurs se sentent un peu plus neutres à l'égard du paramètre de satisfaction, ils semblent généralement accepter d'utiliser le système pour trouver ce qu'ils aiment et ils semblent surtout avoir une bonne expérience.

Tableau : 7.2.3.3 Questionnaire : Le système ne fonctionne pas.

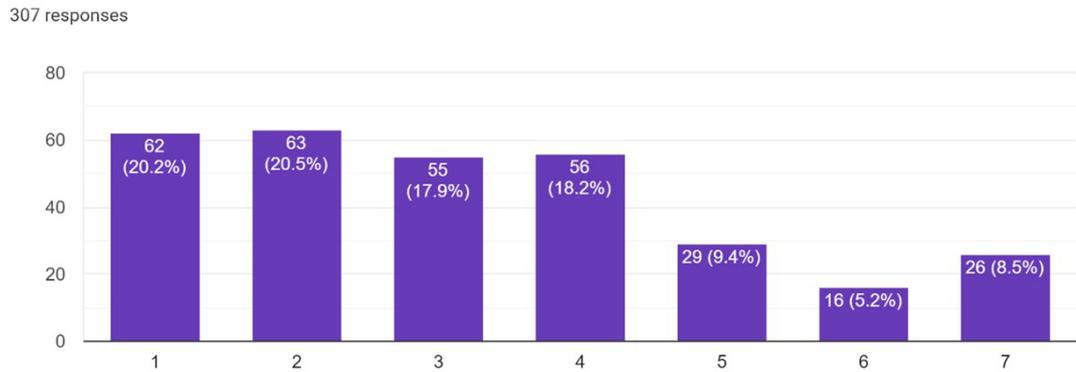


7.3. l'Aspect Confiance

7.3.1. Intimité

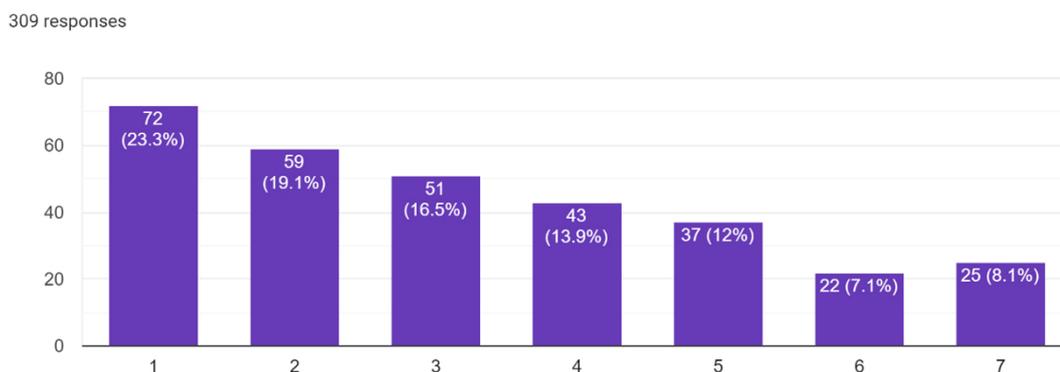
Quand demandé s'ils n'étaient pas confortables avec le système pour obtenir des données à leur sujet, les participants n'ont pour la plupart pas déclaré de malaise important. Étonnamment, une grande partie étaient totalement en désaccord avec la question et la plupart ont déclaré qu'ils étaient confortables avec le système pour obtenir et traiter des données à leur sujet. Cependant, une grande partie des utilisateurs ont également déclaré qu'ils se sentaient neutres vers la situation. En général, 58,6 % n'étaient pas d'accord avec la question tandis que 23,1 % étaient d'accord pour dire qu'ils étaient inconfortables avec cette situation. De plus, 18,2% étaient neutres envers la question. Les résultats indiquent que les utilisateurs ne se sentent pas inconfortables de partager leurs données privées avec le système pour recevoir des recommandations. Sur la base du fait que les réponses qui font référence au désaccord complet (option 1) et au désaccord (option 2) étaient les deux réponses les plus populaires, la confidentialité des données semble être un paramètre moins affectif sur l'expérience utilisateur des systèmes de recommandation basés sur l'IA. La part des utilisateurs qui se sentent neutres à l'égard du sujet n'est pas très faible, mais la part qui est d'accord avec les termes semble assez insignifiante par rapport à la part qui n'est pas d'accord.

Tableau : 7.3.1.1 Questionnaire : Je suis mal à l'aise avec le système qui contient des informations à mon sujet.



Lorsqu'ils étaient rencontrés avec un discours plus fort et plus négatif et se référant à une situation plus préoccupante, le côté qui était populaire n'a pas changé mais le nombre de participants indécis et neutres a diminué. Pour répondre à la question « Je crains que le système ne divulgue des informations privées à mon sujet ». Les participants semblent à nouveau en désaccord avec l'énoncé mais par rapport à la question précédente, la partie qui est inconfortable et préoccupée semble être augmentée. Le désaccord complet (option 1) semble être l'option la plus populaire avec 23,3% des réponses totales et dépasse étonnamment le taux de question précédente qui renvoyait à un discours moins négatif. En général, 58,9% n'étaient pas d'accord avec l'énoncé tandis que 27,2% étaient d'accord. De plus, 13,9% sont restés neutres. Les résultats vérifient les conclusions des questions précédentes et indiquent que même lorsqu'ils sont confrontés à un discours négatif et à une phrase plus agressive, les utilisateurs ne pensent pas que la confidentialité de leurs données est un sujet concernant. Ces résultats indiquent que les utilisateurs ont tendance à faire confiance aux entreprises ou aux plates-formes avec leurs données sensibles et la confidentialité des données semble être un paramètre moins efficace des systèmes de recommandation basés sur l'IA.

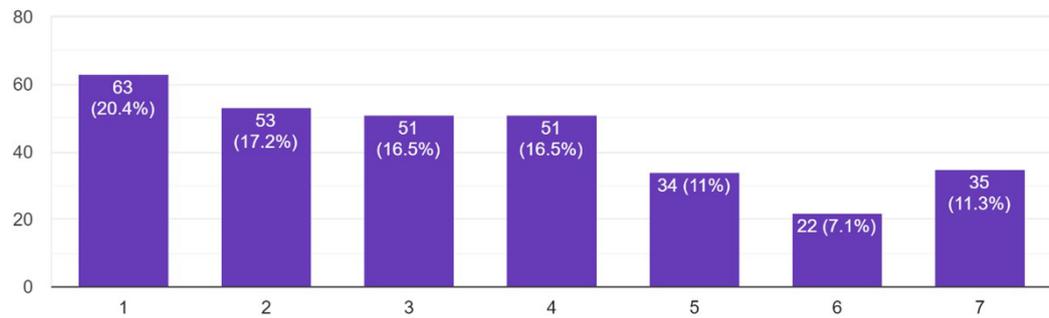
Tableau : 7.3.1.2 Questionnaire : J'ai peur que le système divulgue des informations privées à mon sujet.



La plupart des participants ont déclaré qu'ils ne savent pas lesquelles de leurs données sont détenues par le système. La réponse la plus populaire à l'affirmation "Je sais qu'elles sont mes données privées détenues par le système." était un désaccord complet (option 1) avec 20,4%. En général, 54,1% ont indiqué qu'ils n'étaient pas d'accord avec l'énoncé, tandis que 29,4% étaient d'accord et 16,5% sont restés neutres. Les résultats indiquent que les systèmes de recommandation basés sur l'IA ne parviennent pas à informer les utilisateurs sur les données privées qui sont détenues. Cette situation affecte non seulement l'aspect confiance des systèmes de recommandation basés sur l'expérience utilisateur de l'IA en endommageant la clarté et la transparence, mais affecte également l'aspect effort en ne révélant pas clairement quelles entrées sont traitées pour former des recommandations. Étonnamment, les résultats indiquent qu'il n'y a pas de clarté quant aux données conservées. Mais les déclarations précédentes montrent de manière surprenante que même s'il n'y a pas de clarté à ce sujet, cela ne semble pas affecter de manière significative la confiance des utilisateurs envers le système.

Tableau : 7.3.1.3 Questionnaire : Je sais quelles informations me concernant sont conservées dans le système.

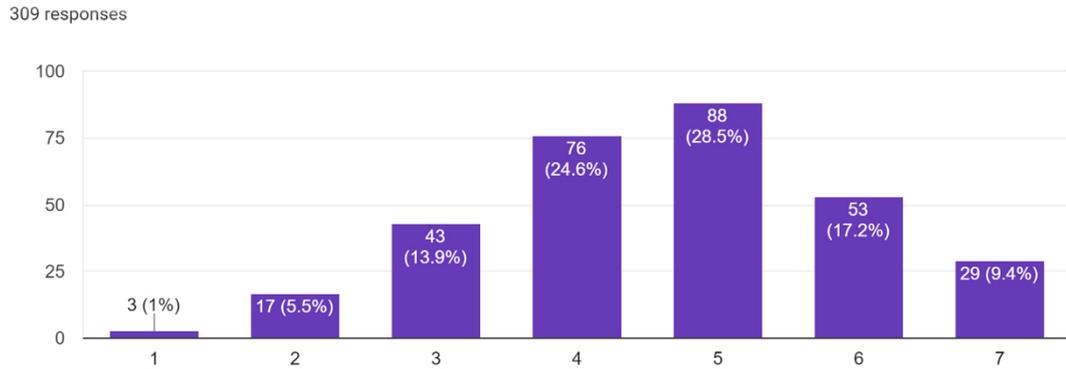
309 responses



7.3.2. Précision

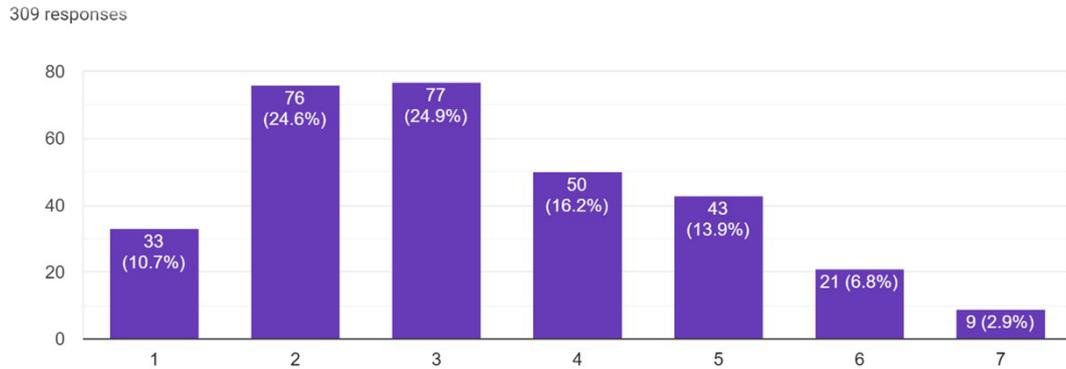
Lorsqu'ils étaient demandés sur la précision et si les recommandations étaient adaptées à leur goût, les utilisateurs sont pour la plupart restés neutres ou ont légèrement convenu que les recommandations correspondent à leur goût. La réponse la plus populaire était légèrement d'accord (option 5) avec 28,5%. En général, 55,1% ont convenu que les recommandations correspondent à leur goût. En revanche, 20,4% n'étaient pas d'accord avec l'énoncé. La deuxième réponse la plus populaire était neutre (option 4) avec 24,6%. Les résultats indiquent que les utilisateurs ne pensent pas que les recommandations qui leur sont données correspondent parfaitement à leur goût. Ils semblent accepter qu'ils soient liés à leurs goûts, mais son niveau de relation ne les impressionne pas tout à fait. Ils semblent s'attendre à ce que le niveau d'adéquation avec leur goût soit supérieur à ce qu'il est.

Tableau : 7.3.2.1 Questionnaire : Les produits qui m'ont été recommandés correspondent à mes intérêts.



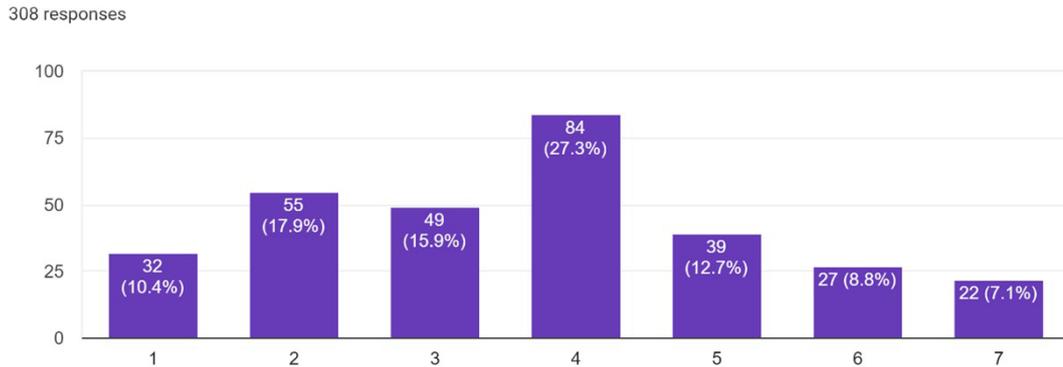
Dans le côté d'intérêt des recommandations, les participants semblent être intéressés par les recommandations qu'ils étaient présentés. Quand ils étaient demandés s'ils n'étaient pas intéressés par les recommandations, la plupart des participants n'étaient pas d'accord avec la question. La réponse la plus populaire était un léger désaccord (option 3) avec 24,9%. En général, 60,2 % n'étaient pas d'accord et ont indiqué qu'ils étaient intéressés par les recommandations tandis que 23,6 % étaient d'accord et 16,2 % ont déclaré qu'ils étaient neutres à l'égard de la question. Les résultats montrent que si la plupart des participants n'étaient pas d'accord avec la question, la plupart ont choisi l'option 3 qui indique que le niveau d'originalité des recommandations ne répond pas aux attentes des utilisateurs. Le système de recommandation basé sur l'IA semble avoir du mal à présenter des recommandations précises aux utilisateurs.

Tableau : 7.3.2.2 Questionnaire : Je ne suis pas intéressé par les produits qui me sont recommandés.



Quand demandé si les recommandations qu'ils ont été présentées étaient plus adaptées à leur goût qu'une recommandation d'un ami, les participants ont majoritairement estimé que le niveau de pertinence d'une recommandation d'un ami et de la recommandation du système était similaire. À la question "Les recommandations qui sont présentées sont plus appropriées que la recommandation d'un ami." La réponse la plus populaire était neutre (option 4) avec 27,3%. En général, 44,2 % n'étaient pas d'accord avec la question tandis que 28,6 % étaient en désaccord et 27,3 % restaient neutres. Les résultats indiquent que les utilisateurs semblent être indécis pour comparer la pertinence de la recommandation d'un ami et du système. Cela indique qu'une grande partie des utilisateurs pensent que la recommandation d'une personne qui les connaît et un système de recommandation basé sur l'IA sont aussi précis l'un que l'autre. De plus, la partie des utilisateurs qui font plus confiance aux recommandations d'une personne qu'à un système de recommandation basé sur l'IA ne dépasse pas 50% des utilisateurs. Ainsi, la majorité des utilisateurs pensent que le système donne d'aussi bonnes recommandations qu'une personne réelle ou même mieux.

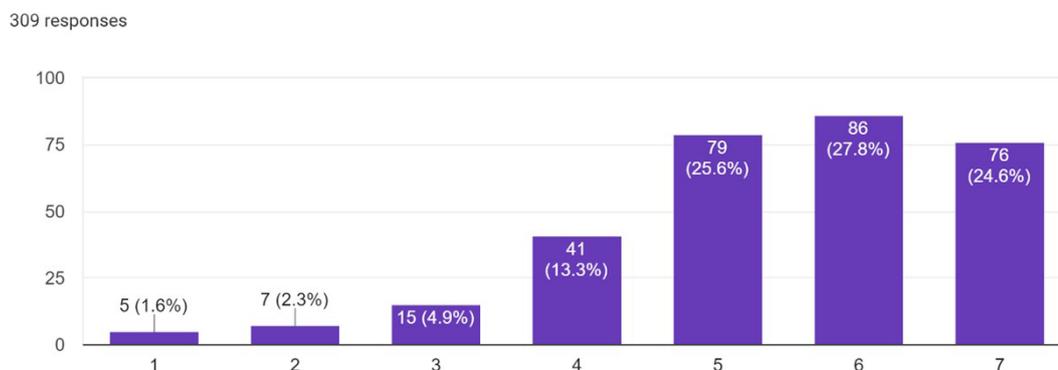
Tableau : 7.3.2.3 Questionnaire : La recommandation que j'ai reçue correspond mieux à mes intérêts que ce que je peux recevoir d'un ami.



7.3.3. Explicabilité

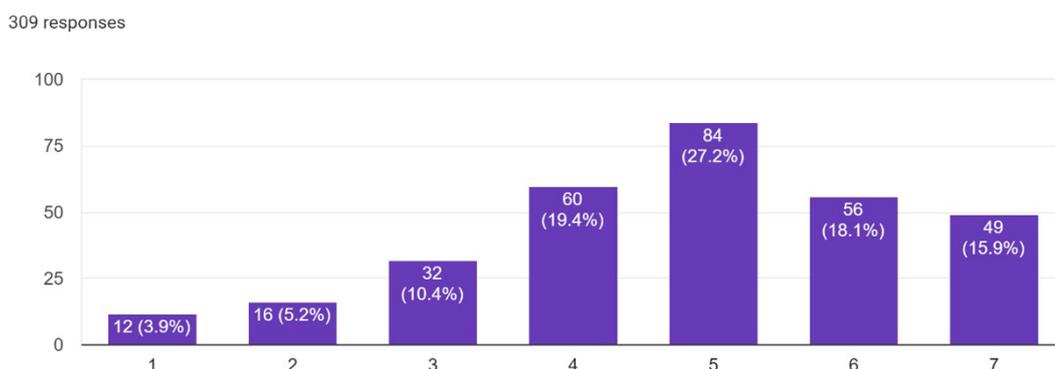
Sur l'explicabilité, presque tous les participants ont déclaré qu'ils pouvaient comprendre pourquoi un produit était les recommandé. La réponse la plus populaire à la question «Je pourrais comprendre pourquoi une recommandation m'est donnée». La réponse la plus populaire était d'accord (option 6) avec 27,8%. En général, 78% des participants ont déclaré qu'ils étaient d'accord avec la question alors que 8,8% n'étaient pas d'accord. 13,3% étaient neutres. Ils ont déclaré qu'ils comprennent parfois pourquoi les recommandations leur sont données et parfois non. Les résultats marquent une grande différence entre les nombres d'accord et de désaccord. Cela signifie que le système de recommandation basé sur l'IA indique avec succès aux utilisateurs pourquoi les éléments ont été les présentés. Les algorithmes d'apprentissage en profondeur s'entraînent sur de grandes quantités de données complexes que les humains ne pourraient pas suivre. Ainsi, la raison pour laquelle les relations et la corrélation sont établies par l'IA n'est parfois pas claire pour les humains. Dans le cas de la recommandation de produits de divertissement vidéo, le système de recommandation traite de nombreuses données, y compris celles que les utilisateurs ne connaissent pas ou ne comprennent pas. Mais les résultats montrent que même l'IA derrière le système définit les recommandations basées sur les données que les utilisateurs ne peuvent pas comprendre, le système semble informer avec succès l'utilisateur sur les données sur lesquelles la recommandation est basée.

Tableau : 7.3.3.1 Questionnaire : je peux comprendre pourquoi les produits me sont recommandés.



La plupart des participants ont répondu positivement lorsqu'ils étaient demandés si le système les aidait à comprendre pourquoi une recommandation avait été donnée. La réponse la plus populaire était un faible accord (option 5) avec 27,2%. En général, 61,2% des participants étaient d'accord avec la question « Le système m'aide à comprendre pourquoi une recommandation est donnée. Alors que 19,5% n'étaient pas d'accord. De plus, 19,4% étaient neutres. Les résultats indiquent que la majorité des participants obtiennent de l'aide des instructions sur les raisons pour lesquelles une recommandation a été donnée. Le taux de compréhension de la raison pour laquelle une recommandation a été faite est lié au système qui essaie de faire comprendre aux utilisateurs le raisonnement d'une recommandation. Ainsi, la majorité des participants ont pu comprendre et expliquer pourquoi l'élément a été recommandé car le système essaie activement de faire comprendre aux utilisateurs le raisonnement derrière une recommandation. Cependant, les résultats indiquent également qu'un grand nombre de participants sont légèrement d'accord pour dire que le système les aide dans le raisonnement des recommandations. Cela pourrait signifier que parce que la période de traitement de data est trop complexe, même si le système essaie de l'expliquer et d'informer les utilisateurs, ils ont toujours du mal à comprendre et à expliquer la raison ou que les outils et méthodes utilisés pour informer les utilisateurs pourraient être améliorés.

Tableau : 7.3.3.2 Questionnaire : Je me sens assisté pour trouver ce que j'aime avec l'aide du recommandeur.



7.4. Cote d'Importance

À la fin du questionnaire, les participants ont été invités à classer les 6 paramètres analysés selon leur importance. Ils ont été demandés de les classer entre eux selon leur importance de 1 à 6. Le questionnaire n'a pas limité une option de réponse pour les paramètres afin d'éviter la manipulation de la question précédente et d'obtenir les résultats les plus valides en calculant le rang d'importance en calculant les médianes de chaque paramètre. Pour chaque paramètre, le nombre de sélections par chaque option de réponse est comme le suivant :

Tableau : 7.4.1 Questionnaire : Indiquez à quel point chacun des aspects suivants est important pour vous lorsque vous utilisez Netflix s'il vous plaît.

Options	Difficulté de Choix	Controlabilité	Satisfaction	Intimité	Précision	Explicabilité
1	94	54	69	63	44	45
2	58	66	66	59	59	63
3	44	73	59	64	72	58
4	50	59	42	49	70	63
5	35	30	36	34	43	44
6	35	35	41	47	28	42

Pour calculer la médiane de chaque paramètre, une formule a été utilisée. Dans la formule, chaque option a reçu une valeur basée sur son classement. Puisque la sélection de l'option 1 signifiait que le paramètre choisi était le plus important, sa valeur était la plus élevée et la sélection de l'option 6 signifiait que le paramètre

choisi était le moins important, sa valeur était la plus faible. Ainsi, les valeurs données étaient les suivantes : l'option 1 était 6x, l'option 2 était 5x, l'option 3 était 4x, l'option 4 était 3x, l'option 5 était 2x et enfin l'option 6 était 1x.

Après avoir défini les valeurs, pour calculer la médiane d'un seul paramètre, le nombre de fois qu'une option a été choisie a été multiplié par la valeur de l'option. Ce processus a été fait pour chaque option d'un seul paramètre. Après cela, les valeurs générées pour chaque option ont été additionnées et une valeur totale qui représente le point d'importance a été atteinte pour chaque paramètre. Les résultats de ce calcul sont les suivants :

$$\text{Difficulté de Choix} = (94*6x) + (58*5x) + (44*4x) + (50*3x) + (35*2x) + (25*1x) = \mathbf{1275x}$$

$$\text{Satisfaction} = (69*6x) + (66*5x) + (59*4x) + (42*3x) + (36*2x) + (41*1x) = \mathbf{1219x}$$

$$\text{Contrôlabilité} = (54*6x) + (66*5x) + (73*4x) + (59*3x) + (30*2x) + (35*1x) = \mathbf{1218x}$$

$$\text{Intimité} = (63*6x) + (59*5x) + (64*4x) + (49*3x) + (34*2x) + (47*1x) = \mathbf{1191x}$$

$$\text{Précision} = (45*6x) + (63*5x) + (58*4x) + (63*3x) + (44*2x) + (42*1x) = \mathbf{1136x}$$

$$\text{Explicabilité} = (44*6x) + (59*5x) + (72*4x) + (70*3x) + (43*2x) + (28*1x) = \mathbf{1131x}$$

Les résultats indiquaient clairement un certain gagnant. La difficulté de choix a été choisie comme le paramètre le plus important avec 1275x points d'importance lors de l'interaction avec un système de recommandation basé sur l'IA. La satisfaction était la deuxième avec 1219x. La contrôlabilité était le troisième paramètre le plus important, mais son point d'importance était incroyablement proche de la satisfaction avec 1218x. La confidentialité est devenue le numéro quatre avec 1191x et la précision est devenue le numéro cinq avec 1136x points d'importance. Enfin, l'explicabilité est devenue le facteur le moins important pour les participants avec 1131x points d'importance.

Les résultats indiquent que l'aspect effort était tellement plus important pour les utilisateurs que l'aspect confiance puisque chaque paramètre d'effort a été choisi comme plus important que les paramètres de confiance. Un autre point à mentionner

est que la difficulté de choix était le paramètre le plus important qui affectait l'expérience utilisateur. Il était attendu que la difficulté de choix soit très importante car c'est le but principal d'un système de recommandation basé sur l'IA. Cependant, le paramètre d'intimité a été étonnamment choisi comme le quatrième plus important. Les résultats montrent que les participants ne se souciaient pas beaucoup du fait que le système enregistrait et traitait leurs données personnelles. Cependant, ce résultat peut être obtenu en raison du type de données que Netflix enregistre et utilise pour générer des recommandations. Si les questions d'intimité avaient été posées pour un système de recommandation qui enregistrait et analysait des données plus sensibles telles que des photos, des enregistrements vocaux et des messages, les participants auraient pu répondre différemment. L'analyse de ce facteur nécessite une tout autre recherche. Pour résumer, les résultats indiquent que la difficulté de choix était le paramètre le plus important tandis que l'explicabilité était le moins important. La satisfaction et le contrôle étaient deuxième et troisième avec des points incroyablement proches et l'aspect effort a été choisi pour être plus important que l'aspect confiance dans chaque paramètre.

7.5. Analyse des Prédications et Hypothèses Selon des Résultats

7.5.1. Hypothèse 1

Hypothèse 1 : La confidentialité des données est assez importante pour les utilisateurs lorsqu'ils interagissent avec un système de recommandation basé sur l'IA et les préoccupations à ce sujet affectent gravement l'expérience utilisateur.

Les participants ne se souciaient pas beaucoup des données que Netflix collectait, détenait et traitait à leur sujet. Non seulement ils ne craignent pas que leurs données privées soient révélées, mais ils ne sont pas non plus curieux de savoir lesquelles de leurs données sont collectées et conservées. Même s'il existe diverses menaces contre la vie privée des utilisateurs, ils semblent généralement ignorer ce paramètre. Cependant, ce résultat aurait pu être obtenu car Netflix n'enregistre pas et ne conserve pas de données sensibles telles que des photos, des vidéos, des enregistrements vocaux et des messages. Si les questions étaient posées pour un système de recommandation qui traitait et recueillait ces données, les résultats auraient pu être différents. Cette hypothèse n'a pas pu être supporté par les résultats du questionnaire, ils ont montré le contraire de ce que l'hypothèse a présenté.

7.5.2. Hypothèse 2

Hypothèse 2 : La difficulté de choix est le critère critique pour définir la quantité d'effort investi dans les systèmes de recommandation basés sur l'IA et une faible difficulté de choix influence positivement l'expérience utilisateur.

Les résultats ont clairement montré que la difficulté de choix était le facteur le plus important pour les participants lorsqu'ils interagissent avec Netflix. De plus, quand ils étaient demandés si la prise de décision était une tâche accablante, la réponse la plus populaire était accord complet (option 7). La plus grande partie des utilisateurs a choisi l'option de plus haut niveau et a déclaré son irritation et son expérience douloureuse pendant la prise de décision. En outre, les résultats de savoir si les participants investissent trop d'efforts dans le système et les résultats de savoir s'ils peuvent facilement prendre une décision sont très similaires, ce qui indique que la difficulté de choix et l'investissement en efforts sont étroitement liés. L'hypothèse a été supporté et définie comme valide par les résultats du questionnaire.

7.5.3. Hhypohtèse 3

Hypothèse 3.a : Parmi les aspects de confiance et d'effort lors de l'interaction avec un système de recommandation basé sur l'IA, l'effort joue un rôle plus important dans l'influence de l'expérience utilisateur.

Les résultats du questionnaire ont clairement indiqué que l'aspect effort jouait un rôle plus important en affectant l'expérience utilisateur des participants. 3 paramètres sous l'aspect effort ont été classés premier, deuxième et troisième facteurs les plus importants, tandis que les 3 paramètres sous l'aspect confiance ont été classés quatrième, cinquième et sixième. L'hypothèse était étayée par les résultats du questionnaire.

Hypothèse 3.b : Parmi les paramètres de confidentialité des données, de précision, d'explicabilité, de difficulté de choix, de contrôlabilité et de satisfaction ; la difficulté de choix joue le rôle le plus important en influençant l'expérience de l'utilisateur.

La dernière question de l'enquête visait principalement à tester la troisième hypothèse. Les résultats ont montré que la difficulté de choix était clairement le facteur le plus important pour les participants lorsqu'ils interagissent avec le système de recommandation basé sur l'IA. Par rapport aux autres paramètres, la difficulté de

choix a facilement dépassé les autres en atteignant 1275x points d'importance. L'hypothèse était supportée par les résultats et testée pour être valide.

Hypothèse 3.c : Parmi les paramètres de confidentialité des données, de précision, d'explicabilité, de difficulté de choix, de contrôlabilité et de satisfaction ; l'explicabilité joue le rôle le moins critique pour influencer l'expérience utilisateur.

Lorsqu'ils étaient demandés de classer l'importance de chaque paramètre testé dans le questionnaire, les participants ont choisi l'explicabilité comme le facteur le moins important pour affecter leur expérience. Étant donné que Netflix est une plateforme qui se soucie de l'expérience utilisateur et tente d'expliquer le raisonnement derrière ses recommandations, les utilisateurs ne semblaient pas se soucier beaucoup de l'arrière-plan de leurs recommandations. Cependant, le questionnaire a testé l'importance de l'explicabilité et ses effets sur l'expérience utilisateur via un questionnaire. Parce que l'explicabilité n'est pas un terme bien connu et entendu, il pourrait être préférable de tester ses effets sur l'expérience utilisateur par des tests d'utilisabilité ou des entretiens approfondis où le chercheur pourrait examiner et classer ses effets naturellement sans dépendant des idées de l'utilisateur. L'hypothèse a été supportée par les résultats du questionnaire, mais une recherche plus détaillée qui se concentrant entièrement sur ce paramètre pourrait obtenir de meilleurs résultats car il est possible que les utilisateurs n'aient pas clairement compris le paramètre.

8. Limites et Recommandations

Le plus difficile obstacle rencontré dans la recherche était la complexité et la difficulté d'expliquer les termes aux participants du questionnaire qui sont analysés dans cette recherche. L'IA, les systèmes de recommandation intelligents et l'XU sont des termes bien connus, mais même si les utilisateurs étaient familiers avec ces termes et ont une connaissance générale, ils n'ont pas de connaissances détaillées sur les domaines. Cela a posé des problèmes pour expliquer les paramètres et les aspects qui ont été essayés d'être analysés. Les utilisateurs ne comprenaient pas le sens détaillé de termes tels que l'explicabilité, la contrôlabilité, la confidentialité des données, etc. Pour éviter le flou, la recherche a basé son questionnaire sur un système de recommandation basé sur l'IA existant, Netflix, et a posé des questions qui analysaient les paramètres sur lesquels elle se concentrait en fonction de la vie réelle de l'expérience des utilisateurs avec son système de recommandation. Cette solution

tout en évitant la difficulté d'explication des termes, a réduit l'échelle de l'analyse sur une seule plate-forme.

Lors de revue de la littérature pour examiner les questionnaires qui ont été menés sur les aspects d'effort et de confiance de l'XU des systèmes de recommandation basés sur l'IA, il y a eu très peu de recherche et de littérature. Seules trois recherches ont été trouvées pour analyser ces aspects. Les questions qui ont été posées aux participants étaient principalement basées sur ces travaux. La conception d'un questionnaire est un domaine très détaillé qui requiert un métier. Ainsi, les types de discours et de questions ont été sélectionnés à partir de ces travaux. La rareté des exemples a empêché la recherche d'examiner plus de travail et de questionnaires pour former de meilleures questions.

La mesure et les précautions prises contre le Covid-19 ont également limité les recherches. Le questionnaire a été distribué en ligne. Les participants ont répondu aux questions sans le contrôle et les instructions du chercheur. Le processus de suivi de la recherche était très limité. De plus, le degré de mise en quarantaine affecte les participants et leurs résultats ne peuvent pas être calculés.

Les technologies d'IA, les systèmes de recommandation intelligents et les domaines de l'expérience utilisateur se développent très rapidement. La quantité de recherche qui englobe ce sujet va probablement augmenter à l'avenir. Ainsi, les futures recherches devraient très soigneusement décider de leur cadre d'analyse et examiner leurs aspects plus en détail. Le sujet est interdisciplinaire. Ainsi, se concentrer sur un aspect ou faire une analyse au niveau micro est une bonne méthode pour faire avancer le domaine. De plus, il existe diverses littératures concernant la science des données et la conception. Augmentation de recherches menées concernant les aspects psychologiques peut amélioreront considérablement le domaine.

9. Conclusion

Cette recherche s'est concentrée sur l'analyse des effets des systèmes de recommandation basés sur l'IA sur l'expérience utilisateur. La première partie de la recherche s'est formée autour de l'explication des termes auxquels elle est liée, tels que l'IA, les systèmes de recommandation et l'UX. Après avoir soigneusement

expliqué l'histoire, le développement, la définition et la structure des domaines connexes, la recherche a développé son discours sur la base de la littérature qui regroupe ces sujets sous un même sujet. Ensuite, parce que l'expérience utilisateur est un vaste domaine, le cadre de la perspective d'analyse a été réduit aux aspects d'effort et de confiance de l'UX. Plus tard, ces deux aspects ont été divisés en trois paramètres chacun pour analyser soigneusement chaque partie des aspects. Autour du cadre défini, des prédictions et des hypothèses ont été formées pour être analysées et testées. Ensuite, un questionnaire visant à analyser les aspects et paramètres définis a été mené. Les résultats du questionnaire ont été minutieusement analysés. Chaque question et réponse qui a été posée aux participants a été présentée et examinée. Enfin, sur la base des résultats et de l'analyse du questionnaire, les hypothèses ont été testées et vérifiées.

Dans la première partie de la recherche, la littérature des trois domaines qui sont soumis à la recherche a été revue et examinée. La définition, l'histoire de l'expérience utilisateur a été expliquée. Plus tard, la littérature sur la difficulté d'évaluer l'expérience utilisateur des produits et plateformes numériques a été examinée. Pour les systèmes de recommandation, encore une fois la définition et les premiers exemples du construit ont été discutés, puis la méthodologie et les types de systèmes de recommandation ont été expliqués et examinés. Puis sous le titre d'intelligence artificielle, le mot intelligence a été revu, la définition de la technologie et son évolution chronologique dans l'histoire ont été expliquées. De plus, la structure et la méthodologie derrière la technologie ont été brièvement expliquées. La partie technique des systèmes de recommandation intelligents n'ayant pas été analysée, cette partie a simplement été revue. Ensuite, la difficulté de mettre en œuvre des technologies d'IA dans la vie de tous les jours a été examinée et partagée. Enfin, tous les domaines qui ont été étudiés ont été unifiés et l'expérience utilisateur des systèmes de recommandation intelligente a été ciblée. La littérature unifiant tous ces sujets a été examinée et selon leurs données, les aspects d'effort et de confiance de l'expérience utilisateur ont été spécifiés pour être analysés dans la deuxième partie de la recherche.

Dans la deuxième partie de la recherche, un questionnaire visant à obtenir des informations sur l'expérience des participants avec le système de recommandation intelligent Netflix a été mené. Les questions ont été conçues pour aborder chaque

aspect et paramètre qui étaient tenté d'analyser. En conséquence, un questionnaire composé de 26 questions a été créé et distribué en ligne. 310 utilisateurs de Netflix âgés de 17 à 76 ans ont répondu au questionnaire. Le groupe cible a été choisi comme étant les utilisateurs âgés de 17 à 56 ans. En d'autres termes, les générations X, Y et Z. Les résultats ont indiqué que l'aspect effort était plus important et plus efficace pour les utilisateurs en ce qui concerne l'XU des systèmes de recommandation basés sur l'IA. L'intimité et privé de leurs données personnelles n'est pas aussi efficace ou aussi importante pour les utilisateurs qu'ils étaient attendus. La difficulté de choix a été examinée comme les paramètres les plus critiques et les plus importants affectant l'expérience des utilisateurs lors de l'interaction avec un système de recommandation intelligent. Encore une fois, la difficulté de choix s'est avérée être le principal facteur qui définit l'effort qu'ils investissent dans le système pour les utilisateurs, et il a été examiné qu'une faible difficulté de choix affecte positivement l'expérience de l'utilisateur. De plus, lorsque les participants étaient demandés de classer les facteurs en fonction de leur importance pour eux-mêmes, les participants ont choisi l'explicabilité comme la moins importante, tandis que la difficulté de choix était la plus importante.

Pour conclure, lors de la revue de l'expérience utilisateur des systèmes de recommandation intelligents, les facteurs d'effort et de confiance semblent gagner en importance. Ces deux aspects sont également constitués de paramètres qui influencent différentes parties des aspects. Entre les deux, l'effort est nettement plus efficace pour l'expérience utilisateur et par rapport à cinq autres paramètres, la difficulté de choix s'avère être le facteur le plus critique et le plus important lors de l'interaction avec un recommandeur intelligent. Les aspects de confiance semblent affecter l'XU moins qu'il était pensé. Les utilisateurs semblent soit ne pas se soucier beaucoup de cet aspect, soit faire aveuglément confiance au système. L'objectif principal d'un système de recommandation intelligent est de faciliter le processus de prise de décision. Cette recherche a analysé que lors de l'interaction avec un système de recommandation basé sur l'IA, l'expérience utilisateur était principalement affectée par les aspects qui influencent le temps et l'énergie qu'ils investissent et leurs retours tels que la facilité de contrôle, la difficulté de choix et la satisfaction. Cette recherche a tenté de dévoiler les deux aspects de l'expérience utilisateur, mais avec le développement du domaine et plus de travaux futurs, nous espérons que l'interaction

entre l'homme et les systèmes de recommandation intelligents sera analysée plus en détail, plus d'aspects qui affectent l'expérience utilisateur seront dévoilés et plus des chercheurs aux approches différentes travailleront sur le terrain.

10. Bibliographie

- Al-bashiri, Hael & Abdulgaber, Mansoor & Romli, Awanis & Hujainah, Fadhl. (2017). Collaborative Filtering Recommender System: Overview and Challenges. *Advanced Science Letters*. 23. 9045-9049. 10.1166/asl.2017.10020.
- Anderson Myles. (2014, Juillet 7). 88% Of Consumers Trust Online Reviews As Much As Personal Recommendations. Récupéré de <https://searchengineland.com/88-consumers-trust-online-reviews-much-personal-recommendations-195803>
- Anyoha, R. (2017, August 28). *The History of Artificial Intelligence*. Récupéré de <https://sitn.hms.harvard.edu/flash/2017/history-artificial-intelligence/?web=1&wdLOR=c4E5A85C6-F779-4224-A4B3-7EA7226ED7FE>
- Apàthy, J. (2021, 6 mai). *History of recommender systems*. Onespire. Récupéré de <https://onespire.hu/sap-news-en/history-of-recommender-systems/>
- Bond, RR., Mulvenna, M., Finlay, D., Wong, A., Koene, A., Brisk, R., Boger, J., & Adel, T. (Accepted/In press). *Human Centered Artificial Intelligence: Weaving UX into Algorithmic Decision Making*. 2-9. Paper presented at RoCHI 2019: International Conference on Human-Computer Interaction, Bucharest, Romania.
- Budiu, R. B. (2018, December 16). *Can Users Control and Understand a UI Driven by Machine Learning?* Nielsen Norman Group. Récupéré de <https://www.nngroup.com/articles/machine-learning-ux/>
- Burke, R., Felfernig, A., & Göker, M. H. (2011). Recommender Systems: An Overview. *AI Magazine*, 32(3), 13–18. Récupéré de <https://doi.org/10.1609/aimag.v32i3.2361>

- Burke, Robin. (2002). Hybrid Recommender Systems: Survey and Experiments. *User Modeling and User-Adapted Interaction*. 12. 10.1023/A:1021240730564.
- Canbaz, B. (2021, Marz 29). *Yemeksepeti Hacklendi: Kullanıcı Bilgileri Çalındı*. Pazarlamasyon. Récupéré de <https://pazarlamasyon.com/yemeksepeti-hacklendi-kullanici-bilgileri-calindi/>
- Dickerson, Joseph. (2013, Sep 9). Walt Disney: The World's First UX Designer. Récupéré de <https://uxmag.com/articles/walt-disney-the-worlds-first-ux-designer>
- E. Rich (1979). User Modeling via Stereotypes, *Cognitive Science*, Vol. 3, No. 4, pp. 329–354
- Feigenbaum, Edward. (1992). *Expert Systems: Principles and Practice*.
- Flowers, J. (2019). Strong and Weak AI: Deweyan Considerations. *AAAI Spring Symposium: Towards Conscious AI Systems*.
- Gugerty, Leo. (2006). Newell and Simon's Logic Theorist: Historical Background and Impact on Cognitive Modeling. *Proceedings of the Human Factors and Ergonomics Society Annual Meeting*. 50. 880-884. 10.1177/154193120605000904.
- Hassenzahl, Marc. (2011). User Experience and Experience Design. Récupéré de <https://www.interaction-design.org/literature/book/the-encyclopedia-of-human-computer-interaction-2nd-ed/user-experience-and-experience-design>
- He, C., Parra, D., & Verbert, K. (2016). Interactive recommender systems: A survey of the state of the art and future research challenges and opportunities. *Expert Systems with Applications*, 56, 9–27. Récupéré de <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2016.02.013>

- Hellweger, S. & Xiaofeng Wang. (2015). What is User Experience Really: towards a UX Conceptual Framework. Figshare. Récupéré de <https://doi.org/10.6084/M9.FIGSHARE.1319576.V1>
- IBM Cloud Education. (2020, Juin 3). *Artificial Intelligence (AI)*. Récupéré de <https://www.ibm.com/cloud/learn/what-is-artificial-intelligence#toc-artificial-7ZT8FnXd>
- Iyengar, S. (2010, 26 juillet). *Sheena Iyengar :The Art of Choosing* [Vidéo]. TED Talks. Récupéré de https://www.ted.com/talks/sheena_iyengar_the_art_of_choosing/transcript?language=tr
- Katakam Naren. (2019, Juin 7). How Can We ‘Design’ An Intelligent Recommendation Engine?. Récupéré de <https://uxplanet.org/how-can-we-design-an-intelligent-recommendation-engine-b9bb1db4d050>
- Kavlakoglu, E. K. (2021, 19 mai). *AI vs. Machine Learning vs. Deep Learning vs. Neural Networks : What’s the Difference?* IBM. Récupéré de <https://www.ibm.com/cloud/blog/ai-vs-machine-learning-vs-deep-learning-vs-neural-networks>
- Kendall Grahon. (2014, Mars 4). The science that makes us spend more in supermarkets, and feel good while we do it. Récupéré de <https://theconversation.com/the-science-that-makes-us-spend-more-in-supermarkets-and-feel-good-while-we-do-it-23857>
- Legg, S. L., & Hutter, M. H. (2007, June). *A Collection of Definitions of Intelligence* (Vol.157). Frontiers in Artificial Intelligence and Applications. Récupéré de <https://arxiv.org/abs/0706.3639>
- Longo Mathias. (2017, Septembre 8). The What, Why and How of Recommendation Systems. Récupéré de <https://medium.com/retargetly/the-what-why-and-how-of-recommendation-systems-810d98789f83>
- MacKenzie I., Meyer C. & Noble S. (2013, Octobre 1). How Retailers Can Keep Up With Consumers. Récupéré de <https://www.mckinsey.com/industries/retail/our-insights/how-retailers-can-keep-up-with-consumers>

- Masterclass. (2020, Novembre 8). Understanding Taylorism: The History of Scientific Management Theory. Récupéré de <https://www.masterclass.com/articles/understanding-taylorism-the-history-of-scientific-management-theory#a-brief-history-of-scientific-management-theory>
- McNee, S. M., Riedl, J., & Konstan, J. A. (2006). Making recommendations better. CHI '06 Extended Abstracts on Human Factors in Computing Systems - CHI EA '06. CHI '06 extended abstracts. Récupéré de <https://doi.org/10.1145/1125451.1125660>
- Mohan, Geetha & Iqubal, Safa & Chelladurai, Fancy & Saranya, D. (2018). A Hybrid Approach using Collaborative filtering and Content based Filtering for Recommender System. Journal of Physics: Conference Series. 1000. 012101. 10.1088/1742-6596/1000/1/012101.
- Moor, J. (2006, Hiver). The Dartmouth College Artificial Intelligence Conference: The Next Fifty Years. *AI Magazine*, 27(4), 87–91.
- Myers, B. (1993). Why are Human-Computer interfaces Difficult to Design and Implement?. 1–15.
- NNGroup. (2016, jui 2). Don Norman: The Term “UX”. Récupéré de <https://www.youtube.com/watch?v=9BdtGjoIN4E&t=9s>
- Norman, D., & Nielsen, J. (2006, 2 Mars). *The Definition of User Experience (UX)*. Nielsen Norman Group. Récupéré de <https://www.nngroup.com/articles/definition-user-experience/>
- Pu, Pearl & Chen, Li. (2011). A User-Centric Evaluation Framework of Recommender Systems. CEUR Workshop Proceedings. 612.
- Resnick P., Iacovou N., Sushak M., Bergstrom P. & Riedl J. (1994). GroupLens: An open architecture for collaborative filtering of netnews, In Proceedings of the ACM Conf. Computer Support Cooperative Work (CSC). pp. 175-186.

- Reynoso, R. R. (2021, 25 mai). *A Complete History of Artificial Intelligence*. G2. Récupéré de <https://www.g2.com/articles/history-of-artificial-intelligence>
- Rocca, B. & Rocca, J. (2019, Juin 3). Introduction to Recommender Systems. Récupéré de <https://towardsdatascience.com/introduction-to-recommender-systems-6c66cf15ada>
- Rogers, A. (2019, 9 mai). *What Deep Blue And AlphaGo Can Teach Us About Explainable AI*. Forbes. Récupéré de <https://www.forbes.com/sites/forbestechcouncil/2019/05/09/what-deep-blue-and-alphago-can-teach-us-about-explainable-ai/?sh=328178a152fd>
- Roy, A. (2020, 31 juillet). *Introduction To Recommender Systems- 1 : Content-Based Filtering And Collaborative Filtering*. Medium. Récupéré de <https://towardsdatascience.com/introduction-to-recommender-systems-1-971bd274f421>
- Schouten, R. S. (2019, Juin). *A user-centric evaluation of the Netflix recommender system* (No. 10743294). University of Amsterdam.
- Statista. (2021, Janvier 27). *Consumers with a Netflix subscription in the U.S. 2017, by age group*. Récupéré de <https://www.statista.com/statistics/698020/netflix-subscription-by-age/>
- Stevens, Emily. (2019). *The Fascinating History of UX Design: A Definitive Timeline*. Récupéré de <https://careerfoundry.com/en/blog/ux-design/the-fascinating-history-of-ux-design-a-definitive-timeline/>
- Tariq, A. R. T. (2015, 26 février). *A brief history of user experience / Inside Design Blog*. Invision App. Récupéré de <https://www.invisionapp.com/inside-design/a-brief-history-of-user-experience/>
- Turing, A. M. (1950). *COMPUTING MACHINERY AND INTELLIGENCE*. *Mind*, *LIX* (236), 433–460.
<https://doi.org/10.1093/mind/lix.236.433>

- UX Booth. (2013, août 8). *Where UX Comes From / UX Booth*. Récupéré de <https://www.uxbooth.com/articles/where-ux-comes-from/>
- Vieira, T. (2020, 23 janvier). *A brief history of UX design and its evolution*. TNW | Syndication. Récupéré de <https://thenextweb.com/news/a-brief-history-of-ux-design-and-its-evolution>
- What is User Experience (UX) Design?. (n.d.). Récupéré de <https://www.interaction-design.org/literature/topics/ux-design>
- Yang, Q., Steinfeld, A., Rosé, C., & Zimmerman, J. (2020). Re-examining Whether, Why, and How Human-AI Interaction Is Uniquely Difficult to Design. *Proceedings of the 2020 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, 1–13. Récupéré de <https://doi.org/10.1145/3313831.3376301>
- Zhang, Q., Lu, J., & Jin, Y. (2020). Artificial intelligence in recommender systems. *Complex & Intelligent Systems*, 1–19. Récupéré de <https://doi.org/10.1007/s40747-020-00212-w>
- Zubreckyj, B. (2020, 12 Mars). *A Short History of User Experience (UX) and the Persuasiveness of Beauty*. Webfirm. Récupéré de <https://www.webfirm.com/blog/a-short-history-of-user-experience-ux/>

11. ANNEXE

01.06.2021

l'Enquête d'Expérience Utilisateur du Systeme de Recommendation de Netflix

l'Enquête d'Expérience Utilisateur du Systeme de Recommendation de Netflix

Cette enquête vise à analyser l'expérience utilisateur du système de recommandation intelligent de Netflix. Il se compose de 26 questions et prend environ 3-4 minutes pour terminer.

1. Quel âge avez-vous?

2. Quel est votre sexe?

Marquez un seul ovale s'il vous plaît.

Mark only one oval.

- Femme
 Homme
 Autre

3. A quelle fréquence utilisez-vous Netflix?

Marquez un seul ovale s'il vous plaît.

Mark only one oval.

- Quotidien
 Quelques fois par semaine
 Une fois par semaine

4. Combien de temps passez-vous généralement sur Netflix

Marquez un seul ovale s'il vous plaît.

Mark only one oval.

- 1-3 heures
 3-5 heures
 5-7 heures
 7-9 heures
 Plus de 9 heures

01.06.2021

l'Enquête d'Expérience Utilisateur du Systeme de Recommendation de Netflix

5. Dans quelle mesure êtes-vous bien informé en termes de productions de divertissement vidéo par rapport à vos pairs ?

Marquez un seul ovale s'il vous plait.

Mark only one oval.

1	2	3	4	5	6	7	
Beaucoup moins de connaissances	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	Beaucoup plus de connaissances

Untitled Section

6. Je dois investir beaucoup d'efforts dans le système.

Marquez un seul ovale s'il vous plait.

Mark only one oval.

1	2	3	4	5	6	7	
Complementement d'accord	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	Complementement en desaccord

7. Je peux facilement prendre une décision entre les recommandations.

Marquez un seul ovale s'il vous plait.

Mark only one oval.

1	2	3	4	5	6	7	
Complementement d'accord	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	Complementement en desaccord

8. Prendre une décision est accablant.

Marquez un seul ovale s'il vous plait.

Mark only one oval.

1	2	3	4	5	6	7	
Complementement d'accord	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	Complementement en desaccord

9. Je suis moins confiant quand j'utilise le système.

Marquez un seul ovale s'il vous plait.

Mark only one oval.

1	2	3	4	5	6	7	
Complementement d'accord	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	Complementement en desaccord

01.06.2021

l'Enquête d'Experience Utilisateur du Systeme de Recommendation de Netflix

10. Le système est pratique

Marquez un seul ovale s'il vous plait.

Mark only one oval.

	1	2	3	4	5	6	7	
Complettement d'accord	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	Complettement en desaccord

11. Je me suis familiarisé très rapidement avec le système de recommandation.

Marquez un seul ovale s'il vous plait.

Mark only one oval.

	1	2	3	4	5	6	7	
Complettement d'accord	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	Complettement en desaccord

12. J'ai pensé que il était facile d'enseigner au système mes préférences.

Marquez un seul ovale s'il vous plait.

Mark only one oval.

	1	2	3	4	5	6	7	
Complettement d'accord	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	Complettement en desaccord

13. Je ne me sens pas en contrôle de la spécification et de la modification de mes préférences.

Marquez un seul ovale s'il vous plait.

Mark only one oval.

	1	2	3	4	5	6	7	
Complettement d'accord	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	Complettement en desaccord

14. J'ai apprécié les articles qui m'ont été recommandés.

Marquez un seul ovale s'il vous plait.

Mark only one oval.

	1	2	3	4	5	6	7	
Complettement d'accord	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	Complettement en desaccord

01.06.2021

l'Enquête d'Experience Utilisateur du Systeme de Recommendation de Netflix

15. J'aime les articles que j'ai choisis.

Marquez un seul ovale s'il vous plait.

Mark only one oval.

1	2	3	4	5	6	7	
Complettement d'accord	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	Complettement en desaccord

16. Je suis content de trouver les articles que j'aime avec l'aide du système de recommandation.

Marquez un seul ovale s'il vous plait.

Mark only one oval.

1	2	3	4	5	6	7	
Complettement d'accord	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	Complettement en desaccord

17. Le système ne fonctionne pas.

Marquez un seul ovale s'il vous plait.

Mark only one oval.

1	2	3	4	5	6	7	
Complettement d'accord	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	Complettement en desaccord

Untitled Section

18. Je suis mal à l'aise avec le système qui contient des informations à mon sujet.

Marquez un seul ovale s'il vous plait.

Mark only one oval.

1	2	3	4	5	6	7	
Complettement d'accord	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	Complettement d'accord

19. J'ai peur que le système divulgue des informations privées à mon sujet.

Marquez un seul ovale s'il vous plait.

Mark only one oval.

1	2	3	4	5	6	7	
Complettement d'accord	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	Complettement d'accord

01.06.2021

l'Enquête d'Experience Utilisateur du Systeme de Recommendation de Netflix

20. Je sais quelles informations me concernant sont conservées dans le système.

Marquez un seul ovale s'il vous plait.

Mark only one oval.

	1	2	3	4	5	6	7	
Complementement d'accord	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	Complementement d'accord

21. Les articles qui m'ont été recommandés correspondent à mes intérêts.

Marquez un seul ovale s'il vous plait.

Mark only one oval.

	1	2	3	4	5	6	7	
Complementement d'accord	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	Complementement d'accord

22. Je ne suis pas intéressé par les articles qui me sont recommandés.

Marquez un seul ovale s'il vous plait.

Mark only one oval.

	1	2	3	4	5	6	7	
Complementement d'accord	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	Complementement d'accord

23. La recommandation que j'ai reçue correspond mieux à mes intérêts que ce que je peux recevoir d'un ami.

Marquez un seul ovale s'il vous plait.

Mark only one oval.

	1	2	3	4	5	6	7	
Complementement d'accord	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	Complementement d'accord

24. je peux comprendre pourquoi les articles me sont recommandés.

Marquez un seul ovale s'il vous plait.

Mark only one oval.

	1	2	3	4	5	6	7	
Complementement d'accord	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	Complementement d'accord

01.06.2021

l'Enquête d'Expérience Utilisateur du Systeme de Recommendation de Netflix

25. Je me sens assisté pour trouver ce que j'aime avec l'aide du recommandeur.

Marquez un seul ovale s'il vous plait.

Mark only one oval.

	1	2	3	4	5	6	7	
Complettement d'accord	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	Complettement d'accord

Untitled Section

26. Indiquez à quel point chacun des aspects suivants est important pour vous lorsque vous utilisez Netflix s'il vous plait.

Répondre sur une échelle de 1 à 6. Nombre 1 représente le plus important et nombre 6 représente le moins important

Mark only one oval per row.

	Column 1	Column 2	Column 3	4	Column 5	6
Difficulté de Choix	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Controlabilité	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Satisfaction	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Intimité	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Précision	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Explicabilité	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>

This content is neither created nor endorsed by Google.

Google Forms