

**Feedback Précis pour un Algorithme Précis :  
Améliorer l'Expérience Utilisateur sur YouTube**

POLET Simon

..... (Signature pour approbation du dépôt - REE art. 40)

Promoteur : VANDEROSE Benoît

Co-promoteur : ALBERT Julien

Mémoire présenté en vue de l'obtention du grade de Master 120 en Sciences Informatiques à finalité spécialisée en Software engineering

## **Remerciements**

Je souhaite tout d'abord remercier mon promoteur, Benoît Vanderose, et mon co-promoteur, Julien Albert, pour m'avoir donné l'opportunité de travailler sur ce sujet qui m'a vraiment passionné. Leur soutien et leurs conseils tout au long de ce mémoire m'ont beaucoup aidé.

Un merci particulier à mon co-promoteur, Julien Albert, pour son engagement, sa disponibilité, et pour toutes les connaissances qu'il a partagées, notamment à travers les articles et les concepts qu'il m'a fait découvrir.

Je tiens également à remercier Marie Carbonnelle, pour son soutien constant et si important pendant toute la durée de ce mémoire. Son aide a été précieuse.

Merci aussi à l'équipe Snail, dont l'initiative au sein de la faculté est encourageante, et qui m'a permis de travailler sur ce sujet de mémoire.

Je tiens également à exprimer ma gratitude à Maxime André pour ses conseils en début de mémoire et pour son aide lors de mes questionnements quant à la méthodologie de recherche.

Un grand merci à ma famille, qui m'a soutenu tout au long de mes études.

Enfin, je tiens à remercier toutes les personnes qui ont participé aux entretiens et aux tests utilisateurs. Sans elles, ce mémoire n'aurait pas été possible.

## Résumé

Face à l'inquiétude croissante autour des bulles de filtres et de la diversité des contenus, ce mémoire explore l'impact des mécanismes de rétroaction sur l'expérience utilisateur des recommandations de YouTube. Cette étude examine comment un contrôle accru des utilisateurs peut influencer leurs interactions avec l'algorithme. La recherche s'appuie sur des entretiens pour identifier des personas d'utilisateurs et développe une extension Chrome permettant de signaler des erreurs dans le flux de recommandations. Les résultats montrent que ce mécanisme améliore la satisfaction de l'utilisateur et renforce son sentiment de contrôle, tout en soulignant des limites nécessitant des améliorations futures. Cette étude propose également une méthodologie pour évaluer la diversité contextuelle thématique sur YouTube, ouvrant la voie à des recherches plus approfondies sur la diversité des recommandations et les systèmes de recommandation pour la *self-actualization*.

**Mots-clés :** *Bulle de filtre, Algorithme de recommandation, Expérience utilisateur, Contrôle utilisateur, Diversité des contenus*

## Abstract

*Amid growing concern over filter bubbles and content diversity, this thesis explores the impact of feedback mechanisms on user experience with YouTube's recommendation algorithm. The study examines how increased user control can influence their interactions with the algorithm. Based on user interviews, personas were created to understand user behaviors and expectations. A Chrome extension was developed to allow users to report errors in their recommendation feed. Results indicate that this mechanism enhances user satisfaction and sense of control, though some limitations suggest areas for future improvements. The study also proposes a methodology to evaluate contextual thematic diversity on YouTube, paving the way for further research into recommendation diversity and self-actualization systems.*

**Keywords :** *Filter bubble, Recommendation algorithms, User experience, User control, Content diversity*

# Table des matières

|          |   |           |
|----------|---|-----------|
| <b>1</b> | <b>Introduction</b>                                 | <b>6</b>  |
| <b>2</b> | <b>État de l'art</b>                                | <b>9</b>  |
| 2.1      | Systèmes de recommandation . . . . .                | 9         |
| 2.1.1    | Flux du processus de recommandation . . . . .       | 10        |
| 2.1.2    | Qualités des systèmes de recommandation . . . . .   | 12        |
| 2.1.3    | Évaluation des systèmes de recommandation . . . . . | 13        |
| 2.1.4    | Défis des systèmes de recommandation . . . . .      | 15        |
| 2.1.5    | Le système de recommandation de YouTube . . . . .   | 15        |
| 2.1.6    | Opportunités dans la recherche . . . . .            | 17        |
| 2.2      | Bulles de filtres . . . . .                         | 18        |
| 2.2.1    | Le concept de la bulle de filtres . . . . .         | 18        |
| 2.2.2    | Concepts annexes . . . . .                          | 18        |
| 2.2.3    | Une palette de nuances . . . . .                    | 19        |
| 2.2.4    | La bulle de filtres et YouTube . . . . .            | 20        |
| 2.2.5    | Opportunités dans la recherche . . . . .            | 21        |
| 2.3      | Diversité . . . . .                                 | 22        |
| 2.3.1    | Locus et dimension . . . . .                        | 22        |
| 2.3.2    | Niveau empirique . . . . .                          | 22        |
| 2.3.3    | Niveau conceptuel . . . . .                         | 23        |
| 2.3.4    | Mesures de diversité . . . . .                      | 24        |
| 2.3.5    | Classification du contenu YouTube . . . . .         | 25        |
| <b>3</b> | <b>Méthodologie</b>                                 | <b>26</b> |
| 3.1      | Planification . . . . .                             | 27        |
| 3.1.1    | Extraction d'articles scientifiques . . . . .       | 27        |
| 3.1.2    | Réunions promoteurs . . . . .                       | 28        |
| 3.2      | Exploration . . . . .                               | 28        |
| 3.2.1    | Entretiens guérilla . . . . .                       | 29        |
| 3.2.2    | Planification . . . . .                             | 29        |
| 3.2.3    | Résultats . . . . .                                 | 30        |
| 3.2.4    | Entretiens semi-directifs . . . . .                 | 32        |

|          |  |           |
|----------|--|-----------|
| 3.2.5    | Planification . . . . .  | 33        |
| 3.2.6    | Analyse . . . . .  | 35        |
| 3.2.7    | Résultats . . . . .  | 37        |
| 3.3      | Idéation . . . . .   | 44        |
| 3.3.1    | Question de recherche et hypothèses . . . . .                                | 45        |
| 3.3.2    | Prototype Figma . . . . .  | 47        |
| 3.4      | Génération . . . . .   | 49        |
| 3.4.1    | Choix d'implémentation . . . . .   | 49        |
| 3.4.2    | Interface Utilisateur . . . . .  | 51        |
| 3.4.3    | Implémentation . . . . .   | 53        |
| 3.5      | Validation . . . . .   | 58        |
| 3.5.1    | Plannification . . . . .   | 59        |
| 3.5.2    | Analyse . . . . .  | 69        |
| 3.5.3    | Résultats . . . . .  | 72        |
| <b>4</b> | <b>Discussion</b>  | <b>78</b> |
| 4.1      | Limitations du travail . . . . .   | 78        |
| 4.2      | Interprétation des résultats . . . . .                                       | 79        |
| 4.2.1    | Première contribution : Personas . . . . .                                   | 79        |
| 4.2.2    | Seconde contribution : Mécanismes de correction de recommandations . . . . . | 84        |
| <b>5</b> | <b>Conclusion</b>  | <b>87</b> |
| <b>6</b> | <b>Annexes</b>   | <b>95</b> |

# 1. Introduction

Le concept de recherche d'information (*information retrieval*) ainsi que les algorithmes de recommandation ont été développés pour répondre au problème de la surcharge informationnelle (*information overload*) [40, 58]. Ces technologies permettent à l'utilisateur d'atteindre ses objectifs de recherche en filtrant et triant l'information de manière personnalisée [59, 61].

En effet, l'information n'a jamais été aussi accessible que dans nos sociétés modernes, notamment grâce à l'avènement de l'internet et au principe de la neutralité du net, garantissant l'égalité de traitement des données transmises [40, 61]. En conséquence, la révolution numérique peut être comparée à l'invention de l'imprimerie en termes de progrès dans l'accès à l'information [31]. De plus, le contenu informationnel est d'autant plus prolifique que la possibilité de co-création de celle-ci est rendue possible au travers des différentes plateformes de services [9].

Cependant, les systèmes de recommandation ne doivent pas être considérés comme une panacée et peuvent être questionnés quant à leur capacité à permettre aux individus d'atteindre leurs objectifs [21]. Tout comme les médias traditionnels effectuent des choix éditoriaux sur le contenu qu'ils promeuvent, les plateformes font également des choix sur la conception de leurs systèmes de recommandation [29, 38]. Il est crucial pour les parties prenantes de ces systèmes de s'interroger sur les choix normatifs effectués par ces plateformes, choix qui peuvent avoir un impact structurel sur nos sociétés grâce à l'influence qu'elles exercent à grande échelle [9, 21, 39, 40].

L'une des préoccupations concernant ces systèmes sociotechniques est la présence de biais introduits par toutes les parties prenantes [40, 43]. Les concepteurs de ces systèmes peuvent introduire des biais dans la conception algorithmique, tandis que les producteurs de contenu peuvent biaiser la représentativité du contenu disponible. Les consommateurs de contenu prennent des décisions influencées par leurs propres biais, et des intervenants externes tels que les agences publicitaires, les régulateurs et le contexte sociétal peuvent également introduire leurs propres biais [30, 43, 58].

Face à l'essor des algorithmes de recommandation, Eli Pariser a théorisé un concept dépas-

sant le problème de biais algorithmique avec le terme de « bulle de filtres »[43]. Il a popularisé ce concept en 2011 lors d'une conférence TED en Californie. Depuis, de nombreuses études dans divers domaines ont été menées, soutenant ou critiquant cette théorie, certaines d'entre elles proposant des revues de la littérature [33, 40, 43].

Selon Eli Pariser, cette théorie expose un risque technologique pouvant apporter des répercussions sociétales. La bulle de filtres exprime une exacerbation des biais de l'utilisateur par les systèmes de recommandation, créant une boucle de rétroaction entre l'utilisateur et le système. Le risque initial soulevé est l'enfermement des individus dans des bulles informationnelles, les rendant opaques à des contenus différents de ceux partagés par leur communauté d'idées et de préférences [40]. Dans le domaine de l'éthique des médias, ce concept a été extrapolé pour parler d'hégémonie cybernétique, une boucle de rétroaction technologique entraînant une asymétrie de pouvoir croissante entre l'utilisateur et les fournisseurs de services [10]. Bien que spéculative, cette théorie rejoint la préoccupation concernant le contrôle actif de l'utilisateur sur son écosystème informationnel [21].

Cette idée de cloisonnement informationnel des individus a déjà été explorée via les termes chambre d'écho, homophilie ou exposition sélective, décrivant la tendance humaine à préférer des informations alignées sur ses opinions et intérêts personnels. Ce que le concept de bulle de filtre ajoute, c'est l'implication de la technologie comme vecteur pouvant amplifier ce phénomène [21, 40].

Les critiques de cette théorie se concentrent sur deux aspects principaux. Premièrement, l'attribution ou l'ampleur des technologies dans l'émergence de ces phénomènes, mettant en garde contre des visions de déterminisme technologique, de comportementalisme strict et du modèle de l'aiguille hypodermique [33]. Deuxièmement, les critiques soulignent les limites méthodologiques des recherches existantes, incapables de prendre en compte certains aspects du phénomène en raison de sa complexité [33]. Les études s'accordent cependant sur la nécessité de poursuivre les recherches dans ce domaine afin de combler ces lacunes et de mitiger les risques de formation de bulles de filtres [21, 29, 33, 40, 43].

En définitive, la théorie de la bulle de filtres permet d'abstraire les caractéristiques de diversité des systèmes de recommandation et d'esquisser des scénarios plausibles de leurs conséquences [29]. Elle masque cependant la complexité des préoccupations dans le développement de ces dispositifs, profondément dépendants de leur contexte d'usage [29].

Attribuer la responsabilité des dérives des algorithmes de recommandation nécessite de considérer la multiplicité des acteurs impliqués dans ces systèmes [40, 43]. Par exemple, il est reproché aux acteurs de ce milieu de privilégier la satisfaction immédiate des besoins à court terme des utilisateurs au détriment de leurs besoins à long terme [21]. Cette dérive est exacerbée par le néo-libéralisme et une économie de l'attention où la maximisation du temps passé sur la plate-

forme profite à l'intérêt économique de celle-ci [19, 21]. Ce choix normatif par les entreprises dans le développement des algorithmes est combiné avec les intérêts des autres acteurs [40]. Dans ce contexte, les utilisateurs peuvent se retrouver désavantagés face aux acteurs possédant une plus grande maîtrise du numérique [21, 35, 40]. Les leviers pour répondre à cette problématique et permettre aux utilisateurs d'influencer leur écosystème informationnel sont l'éducation numérique et le design des systèmes pour favoriser une interaction active [21].

Plutôt que de se focaliser sur la formation effective de ces bulles de filtres, cette recherche s'intéresse aux mécanismes permettant d'accompagner l'utilisateur dans la gestion de ses recommandations, lui permettant ainsi de choisir d'agir ou non sur la formation de bulles informationnelles. La question de recherche qui guide cette étude est la suivante :

**« Dans quelle mesure l'intégration de mécanismes de feedback permettant à l'utilisateur de spécifier les erreurs dans son flux de recommandations immédiat peut-elle améliorer son expérience utilisateur vis-à-vis de l'algorithme de recommandation de YouTube ? »**

Afin de se baser sur un système en conditions réelles, cette étude se concentre sur la plateforme YouTube en raison de son utilisation répandue pour le divertissement et l'information [29]. Cette recherche comporte deux volets et adopte une approche centrée sur l'utilisateur : (1) Le premier volet étudie les comportements d'utilisation et les relations des utilisateurs avec les algorithmes de recommandation de YouTube, contribuant ainsi à la création de personas pour mieux comprendre les utilisateurs types. (2) Le second volet s'inspire des résultats du premier pour adapter un mécanisme de feedback actif, permettant aux utilisateurs de signaler à l'algorithme de recommandation lorsqu'il se trompe. Cela conduit à la création d'une extension Chrome pour YouTube, offrant ce type de feedback dans le flux de recommandations immédiat.

La structure de ce document se divise en plusieurs sections. Tout d'abord, la section (2) état de l'art offre une revue de la littérature existante, couvrant les systèmes de recommandation, les bulles de filtres, et la diversité des contenus. Ensuite, la section (3) méthodologie détaille les étapes et les techniques utilisées pour conduire la recherche, incluant la planification (3.1), l'exploration (3.2), l'idéation (3.3), la génération (3.4), et la validation (3.5). La section (4) discussion aborde les limites de la recherche et interprète les résultats obtenus afin de répondre aux questionnements initiaux permettant de conclure dans la dernière section (5).

## 2. État de l'art

Cette section du mémoire, consacrée à l'état de l'art, est structurée pour offrir une perspective complète de la littérature sur les systèmes de recommandation, la notion de bulle de filtres, et la diversité qui relie ces deux concepts. La structure suivie analyse les éléments clés pertinents pour la recherche de ce mémoire. La section (2.1) détaillera le fonctionnement des flux de recommandation et les qualités associées à un système de recommandation. Elle abordera les frameworks d'évaluation des systèmes de recommandation centrés sur l'utilisateur et discutera brièvement des défis posés par ces systèmes. Elle se conclura par une explication de ce qui est connu sur le fonctionnement du système de recommandation de YouTube, en détaillant les résultats d'une étude de la fondation Mozilla qui a grandement influencé la direction de ce mémoire et en discutant de certaines opportunités de recherche. La section (2.2) traitera de la théorie de la bulle de filtres, en expliquant le concept ainsi que certains concepts associés. Ensuite, elle explorerait les aspects sociétaux et technologiques de cette théorie. Enfin, elle examinerait les articles s'intéressant au sujet sur la plateforme YouTube et se penchera sur les opportunités de recherche qui en découlent. La section (2.3) mettra en lumière l'importance de la diversité dans les systèmes de recommandation. Elle décomposera la notion de diversité en une typologie unifiée et abordera les méthodes de mesure de celle-ci. Enfin, une discussion sera menée sur les méthodes de classification du contenu disponible en ligne et leur application potentielle au cas de YouTube.

### 2.1 Systèmes de recommandation

Les systèmes de recommandation sont devenus des technologies primordiales dans notre société. Ces systèmes permettent aux utilisateurs d'effectuer une multitude de tâches, allant de l'accès à une grande diversité d'informations à l'accompagnement lors des achats en ligne [61]. Les utilisateurs peuvent accéder à ces services partout et à tout moment, que ce soit sur ordinateur, mobile ou d'autres dispositifs [61]. Ces systèmes fournissent une variété de mécanismes de contrôle et parfois des mécanismes d'explicabilité sur les recommandations fournies [48, 62]. Cependant, ces mécanismes pourraient être davantage développés avec une approche centrée sur l'utilisateur, car leurs implémentations sur les principales plateformes numériques actuelles rendent invisibles

les rouages internes aux yeux des utilisateurs [21, 30, 48]. Cette invisibilité entraîne une inégalité entre les entreprises et les techniciens capables d’appréhender ces technologies et les individus non-techniques qui n’en sont pas capables [35]. Pour combler cet écart de compétence numérique, les domaines de la littératie digitale, des mécanismes d’explicabilité et des mécanismes de contrôlabilité des systèmes de recommandation sont au cœur des préoccupations actuelles des recherches centrées sur l’utilisateur [21, 28, 29, 35, 48, 62, 65].

Les systèmes de recommandation étant des structures technologiques très complexes, cette partie de l’état de l’art ne développera que les aspects nécessaires à cette recherche et fournira une vue d’ensemble des systèmes de recommandation.

### 2.1.1 Flux du processus de recommandation

Les systèmes de recommandation intègrent plusieurs résultats de recherches plus anciennes sur l’*information retrieval* [40, 58]. En effet, les systèmes de recommandation sont des technologies d’*information retrieval* qui personnalisent l’accès à l’information en prenant en compte à la fois les préférences explicites de l’utilisateur et ses comportements objectifs [58]. Ils ont été introduits pour résoudre le problème de la surcharge informationnelle en apportant à l’utilisateur un contenu personnalisé en filtrant et en organisant l’espace des éléments disponibles par rapport au profil et à la requête de l’utilisateur [61]. Les algorithmes de recommandation aident ainsi l’utilisateur à atteindre ses objectifs de recherche [59, 61].

Le flux du processus de recommandation est décrit de manière très systématique dans la littérature. (1) Le système de recommandation collecte des informations sur l’utilisateur. (2) Les informations disponibles sont analysées pour créer un modèle de l’utilisateur appelé *user profile*. (3) Le système sélectionne les éléments les plus appropriés pour l’utilisateur. (4) Le système présente les éléments à l’utilisateur. (5) Le système de recommandation fournit des mécanismes de *feedback* pour recueillir la satisfaction de l’utilisateur et ajuster son profil [19, 28, 61].

#### Collecte des informations

La collecte initiale des données pour un nouvel utilisateur (ainsi que pour un nouveau contenu) pose problème, car en l’absence d’information sur ce dernier, le système ne peut pas se baser sur un profil utilisateur pour filtrer les éléments d’intérêt [58]. C’est un des défis du domaine appelé le *cold start* [58]. Certaines techniques sont utilisées pour remédier à ce problème, comme la récupération de données démographiques (par exemple, l’adresse IP pour obtenir la localisation de l’utilisateur) [58]. D’autres méthodes incluent l’utilisation d’interfaces demandant explicitement à l’utilisateur ses goûts lors de la première utilisation [48, 58, 60].

#### Analyse des informations et création du modèle d’utilisateur

Le modèle de données peut être une structure de données indépendante ou faire partie de l’algorithme [61]. Il est implémenté pour récupérer les informations nécessaires au processus de

recommandation [61]. Certaines études discutent de l'évolution de ce principe de profil utilisateur vers un profil multiple, étant donné la nature changeante des préférences utilisateur [28, 55, 58, 59]. Le premier profil capterait les préférences à court terme de l'utilisateur [28], offrant une approche plus contextuelle, tandis que le second profil capterait ses préférences à long terme [51].

### Sélection des éléments appropriés pour l'utilisateur

Les principales méthodes de sélection des éléments mises en production sont le *content-based filtering*, le *collaborative filtering* et des approches hybrides entre ces deux méthodes [58, 61]. Le *content-based filtering* propose des éléments ayant des caractéristiques similaires à d'autres éléments préalablement aimés par l'utilisateur [58]. Le *collaborative filtering*, quant à lui, propose des éléments à l'utilisateur en analysant les préférences de groupes ayant des intérêts similaires aux siens. Quelle que soit l'approche, elle traite les informations du modèle utilisateur pour calculer un *relevance score* pour chaque élément disponible [58, 61]. Les algorithmes de recommandation peuvent ainsi être classés selon divers algorithmes probabilistes de prédiction de ces *relevance score* [61].

### Agencement et présentation des éléments sélectionnés

Les systèmes de recommandation présentent généralement leurs éléments sous forme de liste dans un panneau latéral ou sous forme de grille [28]. Cependant, R. Hu et al. argumentent que la perception humaine ne peut capturer toute la diversité à travers une liste [51]. Bien que cette méthode reste populaire, des recherches explorent des manières plus efficaces de proposer les recommandations. Par exemple, les *organization-based interfaces* proposent des interfaces explicatives [51, 52]. Ces explications peuvent inclure des stratégies comme l'utilisation de labels pour catégoriser et organiser le contenu de manière compréhensible pour l'utilisateur [51, 52]. R. Hu et al. concluent que la réorganisation de l'interface de présentation a un effet positif significatif sur les qualités perçues du système, notamment sur la satisfaction et l'intention d'utiliser et d'acheter [51]. En outre, la littérature s'intéresse à la taille de la liste de recommandations proposée [28]. Proposer un seul élément est perçu comme insuffisant, car l'utilisateur ne perçoit pas de diversité [28]. À l'inverse, montrer plus de cinq éléments augmente la difficulté de faire un choix et la perception de la diversité [28]. Enfin, l'ordonnancement et la présentation des éléments de la liste de recommandation sont aussi importants [28]. Certaines études suggèrent que présenter un élément présentant un score médiocre aux côtés d'un ensemble d'éléments avec de meilleurs résultats diminue la difficulté qu'éprouve l'utilisateur à faire un choix [28, 51].

### Mécanismes de *feedback*

La dernière partie du processus de recommandation est essentielle, car elle influence grandement la satisfaction et la confiance de l'utilisateur dans le système [55]. L'objectif de cette étape est d'obtenir plus d'informations contextuelles pour aligner les comportements du système avec l'intention initiale de l'utilisateur [55, 63]. La littérature distingue le *feedback* implicite et le *feedback* explicite [48, 61]. Le *feedback* implicite est généré par l'observation du comportement

de l'utilisateur sans intervention directe de sa part, incluant des éléments tels que les clics, les mouvements de souris, le temps de visionnage ou l'historique des recommandations [8, 48]. En revanche, le *feedback* explicite provient directement de l'utilisateur, qui évalue les éléments via des mécanismes tels que les « *likes* », les notations, les formulaires de préférences ou les questionnaires de personnalité [28, 55, 61]. Les méthodes de collecte du *feedback* explicite sont largement explorées dans la littérature. P. Pu et al. [28] et M. Jugovac et al. [54] décrivent diverses méthodes d'élicitation des préférences de l'utilisateur et fournissent des lignes directrices pour leur mise en place. D. Jannach et al. [55] discutent des moments opportuns pour recueillir les retours de l'utilisateur durant le processus de recommandation.

### 2.1.2 Qualités des systèmes de recommandation

Les systèmes de recommandation sont décrits dans la littérature par une série de qualités souhaitables lors de leur conception. L'appréhension de chacune de ces qualités dépasse l'objectif de ce mémoire. Cependant, elles sont abordées dans divers articles et mises en lien de manière nuancée et contextuelle avec la qualité principale de ce mémoire : la diversité. Pour mesurer la relation entre ces concepts et la diversité, deux scripts Python ont été créés pour présenter l'occurrence et la co-occurrence de ces qualités dans les articles de la littérature. La figure (2.1) présente le nuage de mots des occurrences, et la heatmap de la figure (2.2) montre la co-occurrence de celles-ci, en mettant en évidence la diversité.

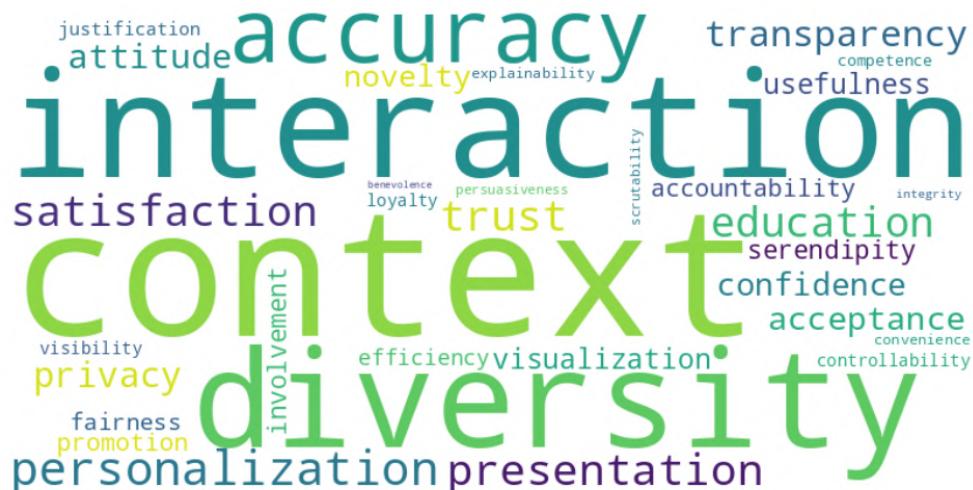


FIGURE 2.1 – Nuage de mots des qualités des systèmes de recommandation

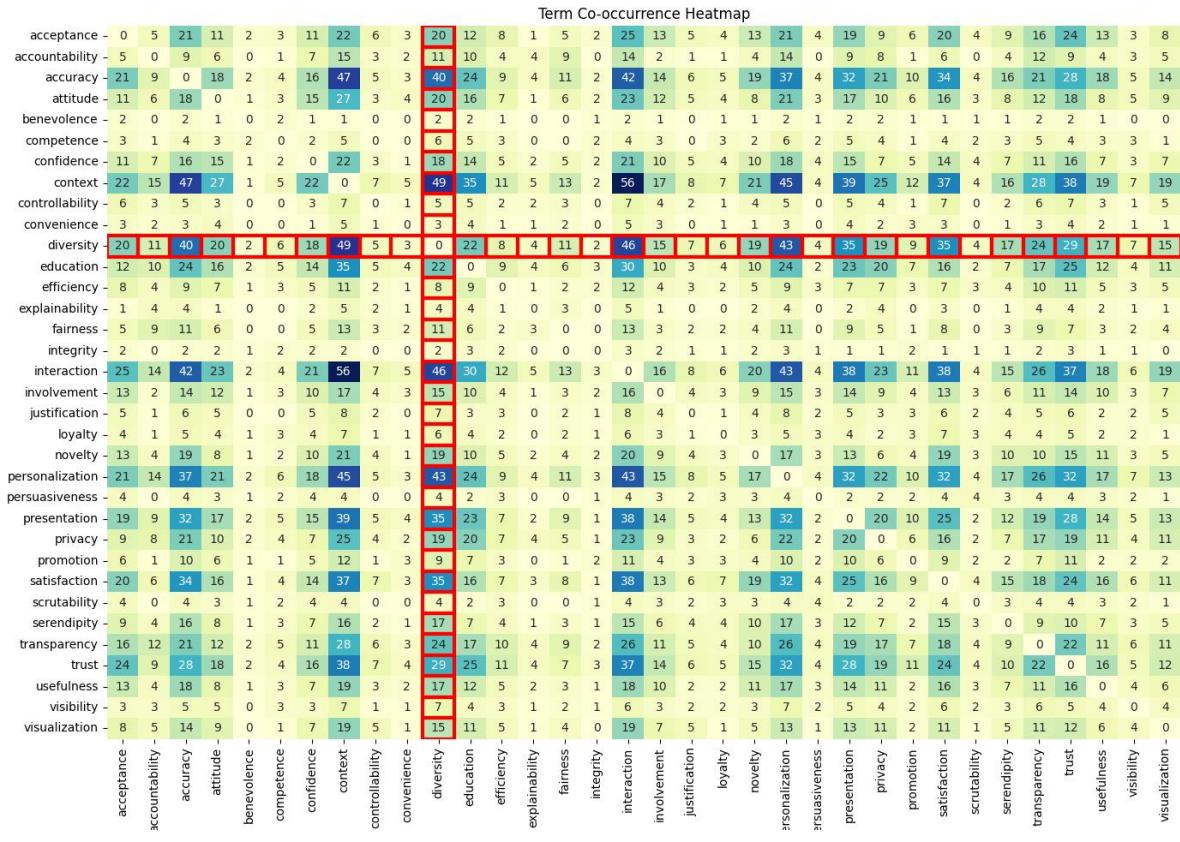


FIGURE 2.2 – Heatmap de la co-occurrence des qualités des systèmes de recommandation

La heatmap de la figure (2.2) montre que la qualité de diversité est principalement associée aux qualités de contextualité, d’interaction, de personnalisation et de précision. La notion de précision est souvent associée à la diversité comme concept antagoniste [21]. Certains articles s’intéressent à la diversité à travers les *beyond-accuracy objectives*, désignant la diversité, la nouveauté, la sérendipité et la couverture des recommandations [20, 22]. D’autres objectifs sont abordés comme allant au-delà de la précision : l’équité, la confiance, la transparence, la satisfaction, la contrôlabilité et l’explicabilité [19, 48]. Cependant, ces derniers ne font pas partie de la conception commune du terme *beyond-accuracy objectives* dans la littérature. Le nuage de mots de la figure (2.1) ajoute le mot interaction, correspondant au deuxième thème principal de ce mémoire.

### 2.1.3 Évaluation des systèmes de recommandation

Une autre manière d’aborder les qualités des systèmes de recommandation se fait à travers leurs méthodes d’évaluation. B. P. Knijnenburg et al. ont fourni un *framework* aidant à comprendre comment les aspects objectifs des systèmes de recommandation influencent la perception de l’utilisateur [65]. Ce framework se décompose en six éléments. (1) Les aspects objectifs du système, mesurables. (2) Les aspects subjectifs du système, évalués par l’utilisateur. (3) Les caractéristiques personnelles et (4) situationnelles de l’utilisateur comme aspects extérieurs à l’interaction.

(5) L'expérience d'utilisation et (6) les mesures d'interaction évaluant le comportement de l'utilisateur durant l'interaction. La figure (2.3) tirée de l'article [28] illustre ce framework de manière synthétique.

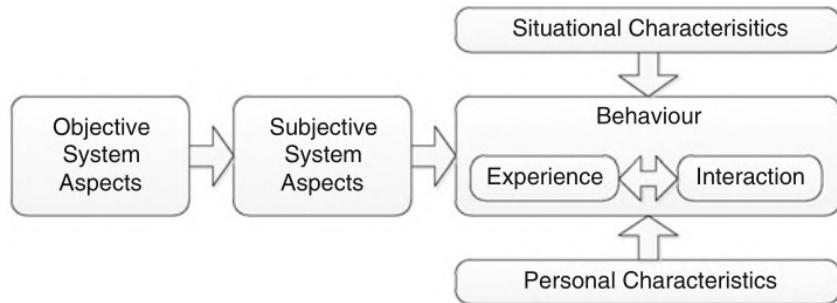


FIGURE 2.3 – Framework d'évaluation des systèmes de recommandation avec une approche centrée sur l'utilisateur [28]

P. Pu et al. ont créé le premier et le seul framework validé fournissant un ensemble de critères pour mesurer les qualités d'un système de recommandation avec une approche centrée sur l'utilisateur [27]. Ce framework prend la forme d'une série de questions utilisant une échelle de Likert à cinq échelons. Il identifie quatre aspects de qualité du système. (1) Les qualités perçues par l'utilisateur. (2) Les croyances de l'utilisateur sur les résultats des qualités perçues. (3) Les attitudes subjectives de l'utilisateur. (4) Les intentions comportementales de l'utilisateur [27]. L'article illustre ce framework d'évaluation par la figure (2.4) présentée ci-dessous.

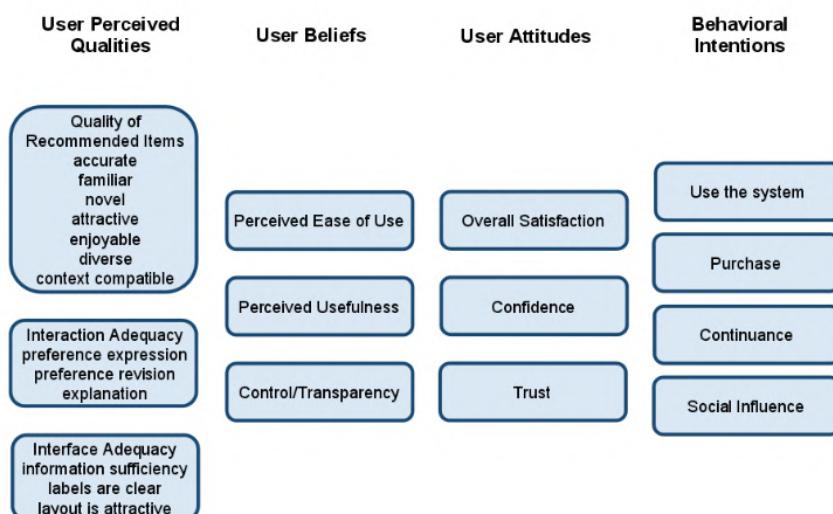


FIGURE 2.4 – Recommender systems' Quality of user experience framework [27]

#### 2.1.4 Défis des systèmes de recommandation

L'article de M. Kunaver et al. [61] et celui de S. Khusro et al. [58] abordent les défis dans le domaine des systèmes de recommandation. Tout comme le problème du *cold start* précédemment abordé, d'autres problèmes comme la rareté des données ou le problème de mise à l'échelle peuvent influencer indirectement la diversité. Parmi ces défis, celui de l'*overfitting* est le plus directement lié à la diversité. M. Kunaver et al. présentent les algorithmes de diversification comme une piste possible pour résoudre ce problème [61].

#### 2.1.5 Le système de recommandation de YouTube

Le système de recommandation de YouTube est souvent considéré comme une boîte noire, car Google ne souhaite pas partager certains mécanismes et détails précis d'implémentation pour des raisons concurrentielles. Ainsi, les informations disponibles sur son fonctionnement sont disparates et fournies seulement à travers des communications officielles et des études menées par Google. Néanmoins, une série d'informations sont partagées pour faire avancer la recherche ou pour aider les créateurs de contenu à comprendre le fonctionnement de l'algorithme [78].

##### Collecte et utilisation des informations

YouTube utilise une série de signaux pour affiner la personnalisation des recommandations pour l'utilisateur et calculer la performance des contenus proposés [78].

Les signaux récupérés par YouTube pour créer le profil des utilisateurs incluent l'historique des vidéos regardées, les abonnements, les retours par les « j'aime » ou « je n'aime pas », les signaux « pas intéressé » ou « ne pas recommander la chaîne », ainsi que les résultats d'enquêtes de satisfaction [77]. Un article [45] publié sur un blog Google par un ingénieur de YouTube indique que la pondération des différents signaux varie selon l'utilisateur.

Le contenu disponible peut également varier en fonction des données démographiques de l'utilisateur, comme sa géolocalisation, ou de données contextuelles, comme les périodes de l'année [78].

Pour évaluer la performance des contenus proposés, YouTube recueille des données sur ce que les utilisateurs regardent, ignorent ou rejettent, la durée de visionnage des vidéos et la satisfaction des utilisateurs, mesurée par les enquêtes et les *like* [78].

En fonction de l'interface consultée, les caractéristiques les plus influentes changent. Pour les recommandations *up-next*, c'est la vidéo en cours de visionnage qui a le plus de poids, tandis que pour la page d'accueil, c'est l'historique des vidéos regardées par l'utilisateur [77].

## Fonctionnement de l'algorithme de recommandation

Un article de Google datant déjà de 2016 [2] présente une architecture de systèmes de recommandation basée sur des réseaux de neurones profonds, permettant la génération et le classement des candidats. La figure (2.5) illustre le flux du système de génération et de classement des candidats.

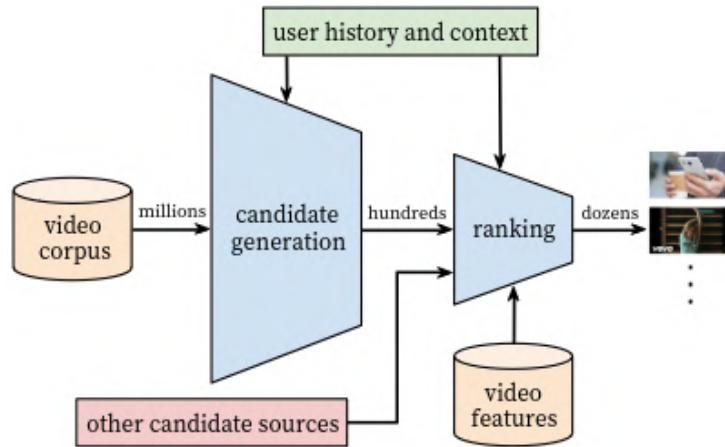


FIGURE 2.5 – Architecture du système de recommandation de YouTube 2016 [2]

Plus récemment, Google a publié des articles en 2019 [8] et en 2021 [24], s'intéressant à un système de classement multitâche compatible avec les réalités d'un système à grande échelle, comme la gestion d'objectifs multiples pour le classement et les biais de sélection implicites dans les retours utilisateurs.

## Étude de la Fondation Mozilla sur les contrôles utilisateur de YouTube

Certaines études externes à Google analysent le système de recommandation de YouTube malgré les limitations des outils d'accès et d'analyse des données YouTube [68]. L'une d'elles est particulièrement importante pour ce mémoire, car elle analyse la réception des mécanismes de feedback visant à spécifier à YouTube d'arrêter de recommander du contenu, et donc à indiquer lorsqu'il se trompe dans ses recommandations [68]. Cette étude analyse les mécanismes de « Je n'aime pas », de « Ne plus recommander la chaîne », le « Pas intéressé » et le « retirer de l'historique » à travers des études qualitative et quantitative. Les résultats montrent non seulement que ces mécanismes de feedback sont très inefficaces pour influencer les recommandations des utilisateurs, mais en plus que les utilisateurs ne perçoivent pas l'influence de ceux-ci sur leurs recommandations, ce qui réduit leur sentiment de contrôle sur la plateforme [68].

L'étude apporte des résultats intéressants pour ce mémoire. D'abord, le mécanisme « pas intéressé », qui est étudié dans la deuxième partie de cette recherche, a été conçu de manière à

rendre son utilisation contraignante pour l'utilisateur [1, 68]. Une amélioration de la présentation de ce mécanisme double son utilisation [68]. Cependant, l'étude n'évalue pas l'adéquation de ce mécanisme pour l'utilisateur. C'est pour poursuivre cette analyse que la deuxième partie de ce mémoire a été conçue.

Ce mémoire se concentre sur le mécanisme « pas intéressé » des recommandations sur la page de vidéos en cours de visionnage. Premièrement, parce que l'étude montre que les mécanismes de « je n'aime pas » et « pas intéressé » ont le moins d'influence, mais sont aussi ceux dont l'utilisateur perçoit le moins les répercussions sur ses recommandations [68]. De plus, le bouton « pas intéressé » est plus difficilement accessible que celui du « je n'aime pas », ce qui questionne son adéquation avec une meilleure présentation. Deuxièmement, l'étude montre que les contrôles de YouTube sont moins efficaces sur les recommandations de l'interface de visionnage [68]. Cela pourrait s'expliquer par la plus grande contextualité de l'interface de visionnage, permettant à YouTube de donner moins de poids au retour de l'utilisateur [68], ce qui est cohérent avec les explications de Google sur les différences de pondération selon l'interface [77].

### 2.1.6 Opportunités dans la recherche

Cette section met en avant certaines opportunités de recherche en lien avec les thèmes abordés par ce mémoire et discutés dans la littérature consultée.

#### Développement de nouveaux mécanismes de contrôle

Comme discuté précédemment, l'article de C. Hu et al. [48] indique que le développement d'une approche d'interactions actives mixtes pour prédire à la fois les intérêts à court et long terme de l'utilisateur est un sujet avec de nombreux défis et n'a pas encore été abordé dans la littérature. Selon eux, le point d'orgue d'une telle étude devrait porter sur les qualités de diversité et de nouveauté dans les systèmes de recommandation [48].

C. Hu et al. [48] et M. Jugovac et al. [54] suggèrent de développer des recherches sur les moyens d'adapter les supports de contrôle de l'utilisateur en fonction de ses besoins et du contexte d'utilisation. L'étude de Y. Zhao et al. [63] apporte une première réponse à ce défi en introduisant un plugin pour YouTube aidant l'utilisateur à se recentrer sur ses intentions initiales lorsqu'il s'égare dans sa recherche.

C. Hu et al. [48] proposent également de créer des interfaces dynamiques permettant le contrôle par l'utilisateur, car la plupart des études actuelles utilisent un contrôle actif statique.

#### Élicitation des besoins utilisateur

L'article de B. P. Knijnenburg et al. [59] propose de mener des études sur la création de profils de goûts lisibles par les utilisateurs, leur permettant de mieux comprendre et développer leurs

goûts et préférences. Ils abordent cette thématique dans le contexte des systèmes de recommandation pour la *self-actualization* [59].

Une autre piste présentée dans l'article de M. Jugovac et al. [54] indique qu'un champ de recherche prometteur réside dans les études sur la visualisation aidant l'utilisateur à exploiter l'espace des éléments recommandés.

Finalement, l'article de D. Jannach et al. [55] aborde justement un des thèmes de ce mémoire car il propose de mener davantage de recherches sur l'effet des mécanismes de contrôle pour l'utilisateur sur son engagement et son expérience avec les systèmes de recommandation.

## 2.2 Bulles de filtres

La théorie de la bulle de filtres est très influente dans les domaines de l'informatique ainsi que des sciences humaines et sociales. Malgré l'attrait significatif pour cette notion, il existe un manque de consensus dans les études quant à sa définition, la méthodologie employée pour l'étudier, et la portée des résultats obtenus [29].

### 2.2.1 Le concept de la bulle de filtres

Eli Pariser a popularisé la métaphore de la bulle de filtres, illustrant l'influence algorithmique qui crée un « *unique universe of information for each of us* ». Cette métaphore a par la suite été largement réutilisée dans d'autres recherches scientifiques [33, 43]. Cette théorie exprime l'influence réciproque entre l'utilisateur et un système de recommandation, créant une boucle de rétroaction qui renforce les biais préexistants de l'utilisateur et le rend fermé à d'autres communautés d'idées et de préférences [30, 33, 43]. Ainsi, la bulle de filtres peut être un effet mesuré pour chaque individu, en termes de ce à quoi l'utilisateur est exposé suite au filtrage algorithmique [43].

### 2.2.2 Concepts annexes

La littérature aborde également plusieurs concepts étroitement liés à la bulle de filtres. Premièrement, le concept de chambre d'écho, synonyme des termes plus anciens d'homophilie et d'exposition sélective, illustre la tendance humaine à préférer les informations alignées sur ses opinions et intérêts personnels [21, 40]. Ce terme diffère de la bulle de filtres par son implication exclusivement humaine et non technologique [21, 40]. Deuxièmement, un concept proche de la bulle de filtres est celui du *rabbit hole*, faisant référence à la fable d'*Alice au pays des merveilles* [70], qui désigne la boucle de rétroaction dans les modèles de visionnage de l'utilisateur. Contrairement à la bulle de filtres, qui est influencée par les algorithmes, le *rabbit hole* conduit l'utilisateur à explorer du contenu de plus en plus spécifique et de niche par son propre comportement [70].

### 2.2.3 Une palette de nuances

La théorie de la bulle de filtres doit être abordée de manière nuancée plutôt que générale et universelle. En raison de la complexité des préoccupations soulevées par cette théorie, une large gamme d'études tentent de découvrir les prémisses de leur formation, tandis que d'autres la remettent en question [21].

Par exemple, l'article de P. M. Dahlgren discute des critiques potentielles de la théorie de la bulle de filtres telle qu'énoncée par Eli Pariser [33]. Ces critiques permettent de comprendre certaines limites de cette théorie spéculative et de mieux définir son sujet. Premièrement, la bulle de filtres est un concept analysable tant du point de vue sociétal que technologique [33]. Dans le premier cas, les conséquences des choix technologiques sur la société, le processus politique et la démocratie sont questionnées [33]. Dans le second, c'est la capacité des algorithmes de recommandation à réduire la diversité des contenus proposés au fil du temps qui est mise en avant [33].

#### La bulle de filtres sociétale

Du point de vue sociétal, certains risques sont soulevés tels que la polarisation de la population ou encore l'érosion de la démocratie [33]. Une critique formulée à l'égard de ces risques est qu'ils suivent la méthode de la Motte et le Bailey, où un argument fort, mais intérressant, est utilisé pour soutenir un argument faible et spéculatif, mais plus intéressant [33]. Il est crucial de noter que, malgré le procédé narratif amenant ces éléments spéculatifs, ceux-ci doivent être abordés comme des risques potentiels et non comme des conséquences inimputables de la bulle de filtres. Leur appréhension permet de continuer la discussion et la recherche pour évaluer leurs risques.

En ce qui concerne les critiques sur les méthodologies employées et la portée des résultats obtenus, P. M. Dahlgren souligne deux points. Premièrement, la littérature se concentre souvent sur la bulle de filtres du point de vue politique [33], alors que la vie politique ne représente qu'une petite partie de la vie des individus [33]. Les études sur la diversité des recommandations dans l'industrie culturelle, par exemple, sont rares [40]. Deuxièmement, la plupart des études se concentrent sur une seule plateforme de contenu à la fois [33]. Ces études fournissent des informations intéressantes sur les pratiques des plateformes, mais ne peuvent pas être généralisées à l'ensemble de l'écosystème informationnel d'un individu, au risque de surestimer les risques de formation de bulles de filtres et leurs conséquences sociétales [21, 33]. A. Claes et al. discutent d'une étude qualitative menée auprès de jeunes à Bruxelles et argumentent que ces dispositifs socio-techniques ne fonctionnent pas indépendamment les uns des autres [21]. Les plateformes pourraient permettre la formation de bulles de filtres par effet de mimétisme [21]. Cependant, P. M. Dahlgren affirme que la multiplicité des sources d'information atténue plutôt la formation des bulles de filtres [33]. Aucune autre étude abordant cet aspect n'a été trouvée dans le cadre de cette recherche.

## La bulle de filtres technologique

D'un point de vue technologique, une bulle de filtres est un concept souvent sujet à interprétation [44]. Pour l'étudier de manière empirique, il est nécessaire de la définir de manière non ambiguë [44]. La revue de littérature de J. Leysen et al. en propose une définition unifiée [43] :

*« Une bulle de filtres technologique est une diminution de la diversité des recommandations d'un utilisateur dans le temps, dans toutes dimensions de diversité, et qui résulte des choix faits par les différents acteurs de la recommandation. »*

Cette définition opérationnelle permet de décomposer les différents aspects à préciser lorsqu'on souhaite mesurer la formation de bulles de filtres [43]. Premièrement, il faut définir la période d'étude ainsi que les fenêtres d'observation [43, 44], la ou les dimensions de diversité étudiées ainsi que les métriques associées, et identifier les acteurs du système [43].

Il convient de noter que l'article de A. Claes va au-delà de cette définition en tentant de conceptualiser mathématiquement la bulle de filtres, non seulement pour un individu, mais pour une communauté entière [21]. Il illustre le phénomène de la bulle de filtres via des graphes en fonction de la diminution de l'entropie des recommandations des utilisateurs par rapport à leur(s) communauté(s) [21]. Cependant, cette recherche n'a pas trouvé d'autres articles abordant cette approche dans la littérature.

L'article de I. SRBA et al. identifie trois aspects des bulles de filtres pouvant être étudiés : (1) l'exploration de leurs caractéristiques et des circonstances de leur formation, (2) la modélisation et la quantification de leurs effets, et (3) la découverte et l'analyse de stratégies de prévention [16]. C'est effectivement ce que l'on observe dans les différentes études s'intéressant aux bulles de filtres appliquées à la plateforme YouTube, et qui seront abordées dans la sous-section suivante (2.2.4).

### 2.2.4 La bulle de filtres et YouTube

Il existe une série d'études s'intéressant au phénomène des bulles de filtres sur YouTube [16, 17, 18, 25, 53, 66, 70]. L'article de C. Roth et al. analyse la structure et le flux des recommandations en se concentrant sur les propriétés typologiques du réseau de recommandation de YouTube [66]. Cet article se distingue de ses congénères trouvés lors de cette recherche en s'intéressant aux forces appliquées à tous les utilisateurs en l'absence de personnalisation. Les résultats apportent une preuve significative de confinement topologique [66]. L'étude met également en évidence que les recommandations sont souvent confinées autour de vidéos ayant une forte audience et donc un temps de visionnage élevé [66].

Trois études utilisant la même méthodologie montrent l'évolution constante des aspects structurels de YouTube, affichant des différences dans leurs résultats suite aux changements de politique de YouTube concernant la désinformation [16, 17, 53]. La première étude, menée en 2019, démontre que les données démographiques n'ont pas d'effet significatif sur l'amplification de la désinformation, contrairement à l'historique de visionnage [53]. La seconde étude, menée en mars 2022, ajoute comme préoccupation l'évaluation de la possibilité de sortir d'une bulle informationnelle en regardant des vidéos de *debunking* et montre qu'il est possible de la briser, mais que l'effort nécessaire varie selon la thématique abordée [17]. Enfin, la troisième étude, produite en octobre 2022, montre une évolution des conclusions précédentes et discute de la contextualité de l'algorithme de YouTube, différant entre la page d'accueil, la page de recherche et les vidéos suivantes recommandées [16].

Appuyant également cette dernière conclusion, l'étude de K. Papadamou et al. examine l'impact de l'historique de visionnage sur l'amplification des vidéos pseudo-scientifiques et montre une différence entre les interfaces de YouTube [18]. Il est mis en évidence que le contenu pseudo-scientifique apparaît plus fréquemment sur la page de recherche que sur la page d'accueil [18].

L'étude de M. Faddoul et al. s'intéresse à une analyse longitudinale des vidéos conspirationnistes sur YouTube, en se concentrant uniquement sur la partie *watch-next* de la plateforme [25]. L'étude ne trouve pas de preuve suffisamment forte concernant la formation de bulles de filtres conspirationnistes, mais parle néanmoins de l'effet du *rabbit hole*, qui mène à plus de contenu conspirationniste [25]. L'article de J. Farchy et al. discute d'un thème attaché à cette conclusion, argumentant que la personnalisation faite par la plateforme favorise le développement de tribus autarciques et minoritaires en raison de la quantité quasi illimitée de données disponibles [40].

### 2.2.5 Opportunités dans la recherche

Certains articles mentionnés dans cette section (2.2.4) soulèvent des lacunes dans la recherche qui seraient intéressantes à explorer.

Une première opportunité, déjà abordé dans cette section (2.2), repose sur le manque d'études comparatives entre différentes plateformes, ainsi que des études examinant l'écosystème informationnel des utilisateurs dans son ensemble [21, 40].

Une seconde opportunité est suggérée par l'article de J. Farchy et al., précédemment abordé [40], qui promeut l'étude de l'écart entre la mise en avant et la consommation réelle de contenu, et encourage de nouvelles recherches sur cette question. [40]

Enfin, C. Roth et al. argumentent qu'il n'existe pas de preuve de formation de bulles de filtres parmi les préférences implicites des utilisateurs, contrairement aux préférences explicites

[66]. L'article de A. Claes et al., qui étudie les comportements des jeunes face aux effets des algorithmes, révèle que certains développent des stratégies d'évitement tandis que d'autres tentent de les accentuer [21]. Cet article soulève la question de la reprise de contrôle par l'utilisateur et propose de suivre la piste de la conception de mécanismes de contrôle aidant les utilisateurs à générer un chemin idéal de diversification [21].

## 2.3 Diversité

La littérature sur l'*information retrieval* et, auparavant, les recherches en économie soulignent diverses raisons de prendre en compte la diversité. Il est désormais reconnu qu'une ressource a une valeur dépassant sa simple similarité avec la requête de l'utilisateur [9, 20]. En effet, la valeur d'une ressource peut également être déterminée par sa similarité avec les autres éléments répondant à la même requête [20]. La diversité au sein d'une collection d'éléments permet ainsi de réduire le risque de ne pas satisfaire l'utilisateur avec le contenu proposé [9, 20].

Avant d'entrer dans le vif du sujet de la diversité, il est important de rappeler que cette thématique fait souvent débat, car elle peut être abordée sous deux prismes : celui des sciences sociales, qui analyse souvent la diversité par rapport à ses résultats (*output level*), et celui des sciences informatiques, qui l'envisage plutôt par rapport à ses entrées (*input level*) [39]. Cette divergence peut parfois brouiller le dialogue entre les différents domaines.

Face au manque de consensus sur ce que la diversité devrait représenter à tous les niveaux, la revue de littérature de F. Loecherbach et al. souligne que la diversité est souvent introduite en citant les auteurs plutôt que par une définition stricte de cette notion [9]. Les auteurs proposent donc un cadre unifié abordant cette notion autour de différents concepts clés, dont une typologie est présentée visuellement dans la Figure (2.6).

### 2.3.1 Locus et dimension

À la base de cette typologie se trouvent les concepts de *locus* et de dimensionnalité. Le *locus* s'intéresse à l'endroit de placement utilisé pour observer cette diversité, qui peut être du côté de l'exposition au contenu (*exposure diversity*) ou du côté du contenu disponible (*supply diversity*) [9]. La dimensionnalité, quant à elle, concerne la manière de percevoir la diversité, se décomposant en un niveau empirique et un niveau conceptuel, explicités dans les sous-sections (2.3.2) et (2.3.3).

### 2.3.2 Niveau empirique

#### Opérationnalisation empirique

La partie empirique peut être abordée avec une définition procédurale, la considérant comme un problème de mesure où une bonne diversité est celle qui atteint un certain *benchmark* [9]. La question normative de définir ce qu'est un bon niveau de diversité se pose alors. Par exemple,

l'article de M. Kaminskas et al. présente l'idée de diversité par proportionnalité, discutée dans la littérature sur l'*information retrieval* [20]. Cette idée considère qu'une plus grande diversité est atteinte lorsque la quantité de contenu disponible pour chaque catégorie est proportionnelle à la popularité de celle-ci [20]. Une autre théorie similaire suggère qu'une distribution optimale est observée en structurant la distribution des échantillons pour imiter l'aléatoire [20]. Au-delà de la mesure, l'évaluation de la diversité se pose également à travers les concepts de variété, d'équilibre et de disparité [9, 44]. La variété ne s'intéresse qu'au nombre de types d'éléments disponibles, l'équilibre examine la distribution de ces types, et la disparité se concentre sur l'écart entre les différents types d'éléments [9]. Pour mesurer pleinement la diversité, ces trois concepts doivent être pris en compte. Cependant, en fonction de la cible de l'étude, l'un peut être plus primordial que les autres [44].

### Diversité perçue (*diversity experience*)

Le niveau empirique s'intéresse aussi à la diversité perçue (*diversity experience*), où les auteurs remettent en cause les aspects du *locus* comme principal défi, accordant plus d'intérêt à ce que l'utilisateur souhaite et est capable de percevoir comme expérience [9].

#### 2.3.3 Niveau conceptuel

Au niveau conceptuel, les questions qui se posent commencent par la diversité d'exposition, examinant la manière dont l'information est reçue avec de la diversité au niveau des modalités ou des médiums de réception [9]. Ensuite, il y a la diversité structurelle des systèmes médiatiques, qui analyse les acteurs influençant les normes de ces environnements [9]. Enfin, la diversité contextuelle se penche sur les sous-dimensions de la diversité, c'est-à-dire la diversité thématique, politique, ainsi que linguistique et lexicale [9].

Par exemple, l'article de L. Michiels et al. s'intéresse à l'évolution de la variété politique et thématique au sein des recommandations des utilisateurs, observant une petite diminution de la variété thématique quelques jours après l'enregistrement auprès de deux sites d'actualité en Europe de l'Ouest [44]. Un autre exemple est l'article de J. Möller et al., qui construit un espace de caractéristiques multidimensionnel pour évaluer la diversité contextuelle à travers différents aspects [39]. Pour ce faire, ils utilisent des mesures de distance thématique, de *tags*, de tonalité, de catégorie et de distance thématique par rapport à un contenu politiquement pertinent [39].

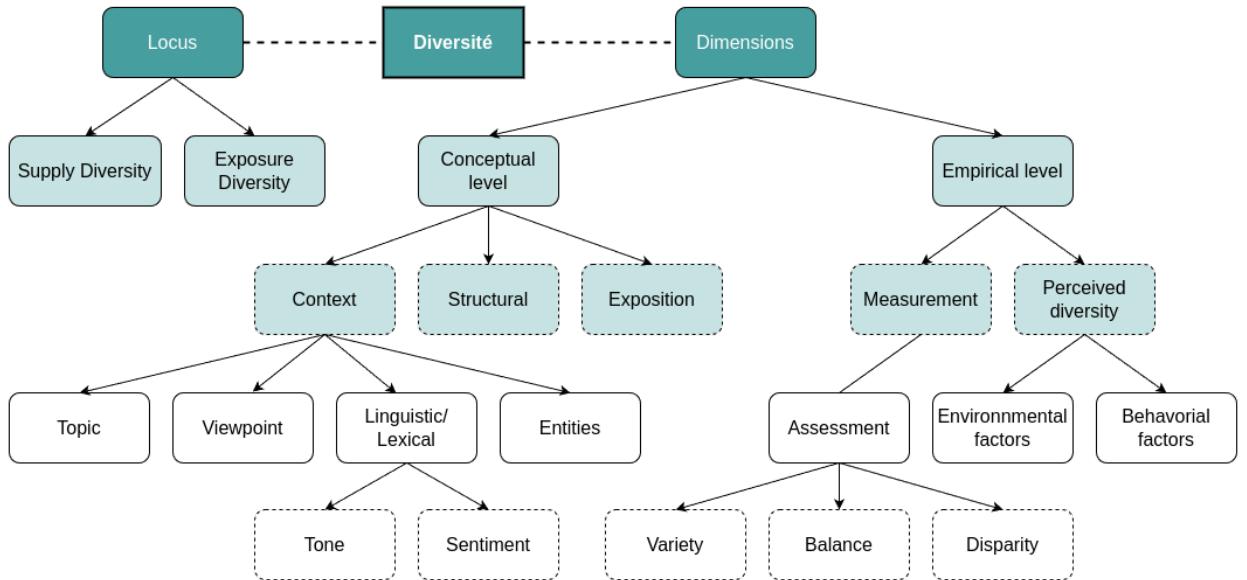


FIGURE 2.6 – Typologie du framework unifié de la diversité

### 2.3.4 Mesures de diversité

Pour capturer la diversité à travers une mesure mathématiquement cohérente, plusieurs approches ont été explorées. Une mesure de diversité d'un ensemble d'éléments peut être définie en se basant sur la *pairwise distance* entre ces éléments [20, 39, 69]. L'article de M. Kaminskas et al. propose de prendre la moyenne de cette *pairwise distance* ou de définir la *intralist similarity* comme la *pairwise similarity* agrégée des éléments de l'ensemble [20].

$$\text{Diversity}(R) = \frac{\sum_{i \in R} \sum_{j \in R \setminus \{i\}} \text{dist}(i, j)}{|R|(|R| - 1)} \quad (2.1)$$

L'article de J. Möller et al. évalue la diversité en utilisant les *pairwise distances* à travers des mesures d'entropie (l'entropie quadratique de Rao et l'entropie de Shannon) [39].

La notion de distance entre deux éléments reste encore à définir, comme le montre la formule 2.1. Cette notion de distance peut être multiple et dépendante des besoins du contexte. Par exemple, la distance de Hamming, la complémentarité, ou la similarité de Jaccard ou du cosinus peuvent être utilisées [20]. L'article de D. G. McDonald et al. classe les mesures de diversité en trois groupes utilisés dans la littérature [36]. Le premier groupe se base sur l'indice de Simpson, qui quantifie la probabilité que deux éléments pris au hasard dans un ensemble appartiennent à la même catégorie [36]. Le deuxième groupe utilise des transformations logarithmiques du premier groupe pour être plus sensible aux proportions des distributions de catégories [36]. Le troisième groupe est basé sur le rang, permettant de se pencher sur l'ordonnancement des catégories dans leur ensemble [36].

Des extensions de ces mesures existent, associant la diversité à d'autres préoccupations. Par exemple, certains auteurs s'intéressent à la diversité en combinaison avec la pertinence de la recommandation [20], à la diversité temporelle [7, 20], ou au rang des éléments de l'ensemble [20, 23].

Le dernier élément à développer pour mettre en place une mesure de diversité est la manière de labelliser les éléments de l'ensemble afin d'obtenir une classification conceptuelle (2.3.3) permettant de les comparer. Une discussion sur la classification de contenu YouTube est abordée dans la section suivante (2.3.5).

### 2.3.5 Classification du contenu YouTube

La classification du contenu disponible sur YouTube peut être abordée via certaines des méthodes de classification de contenu en ligne. Ce thème est largement présent dans la littérature à travers des articles spécifiques sur le sujet [3, 4, 6, 11, 15, 56, 64, 74, 75, 76] ou des articles utilisant ces méthodes pour leurs études [25, 39, 47].

La méthode la plus simple pour obtenir des labels pour une classification est d'utiliser ceux déjà présents dans une base de données. Par exemple, YouTube classifie les vidéos publiées sur la plateforme au moment de leur *upload*. Cependant, comme discuté dans la section (2.3), ces étiquettes peuvent ne pas être suffisantes selon le domaine étudié.

Google a mené une étude contribuant à une vaste base de données de huit millions de vidéos YouTube pré-labellisées, avec de multiples labels par vidéo [74]. À partir de ces banques de données, il est possible d'entraîner des modèles de *machine learning* pour étendre les labels sur de nouvelles vidéos [56]. Grâce aux avancées en *computer vision* et en *machine learning*, il est désormais possible de classifier des vidéos à grande échelle en quelques jours [74].

Toutefois, certains cas d'applications nécessitent une classification en temps réel. Il n'est donc plus question de se baser sur l'analyse de la vidéo, mais plutôt sur les métadonnées associées. Des *features* de base telles que le titre de la vidéo, sa description ou ses tags peuvent être utilisées. D'autres *features* moins évidentes sont également employées, comme la transcription de l'audio des vidéos [75] ou le signal entre la requête et le clic [74]. Certaines études enrichissent les informations obtenues sur une vidéo en utilisant des sources externes, ajoutant du contexte en interrogeant des moteurs de recherche, des réseaux sociaux et des services tiers de classification [15, 47].

## 3. Méthodologie

L'état de l'art (2) a mis en évidence des lacunes et des opportunités dans la compréhension des systèmes de recommandation et de leurs impacts sur les utilisateurs, particulièrement en ce qui concerne la diversité des contenus proposés et la perception de contrôle des utilisateurs. Une recherche exploratoire a été menée afin de comprendre en profondeur les dynamiques d'utilisation de ces contrôles par les utilisateurs. C'est pourquoi cette étude adopte une approche réflexive orientée design utilisateur, en menant des entretiens qualitatifs pour approfondir la compréhension des usages de YouTube. De plus, l'étude menée par la *Fondation Mozilla*<sup>1</sup> [68] est complétée par le premier volet de cette recherche et étendue par le second. Le premier volet de cette recherche adresse une limitation de l'étude de Mozilla en incluant tous les types d'utilisateurs de YouTube, et pas seulement ceux souhaitant exprimer leurs retours sur la plateforme et ayant installé l'extension correspondante. Le second volet étend l'étude de Mozilla en évaluant l'adéquation des mécanismes abordés par cette dernière, en cas d'amélioration de leur efficacité.

Cette section méthodologique s'appuie sur les phases du processus de conception telles que présentées au travers de portfolios théoriques dans le livre « Méthodes de design UX » de Carine Lallemand [46]. Cette section se décompose en cinq phases distinctes. (3.1) La phase de planification traite de la recherche d'informations, de l'organisation avec les promoteurs de ce mémoire et de la tenue d'un journal de bord. (3.2) La phase d'exploration inclut la réalisation des premiers entretiens de type guérilla, la création de proto-personas, les entretiens semi-directifs et leurs résultats. (3.3) La phase d'idéation couvre les discussions et le brainstorming avec les promoteurs, la création d'un prototype Figma, le choix de la question de recherche et les hypothèses qui en découlent. (3.4) La phase de génération décrit la création de l'extension Chrome pour YouTube. (3.5) La phase de validation examine les tests utilisateurs menés, les outils mis en place pour leur bon déroulement et les résultats finaux qui permettent de répondre à la question de recherche.

---

1. Site officiel de la Fondation Mozilla : <https://foundation.mozilla.org/fr/>

## 3.1 Planification

Cette section décrit la méthodologie employée pour la collecte des articles scientifiques utilisés dans la construction de l'état de l'art (cf. Section 2), ainsi que les réunions tenues avec les promoteurs ayant supervisé ce mémoire.

### 3.1.1 Extraction d'articles scientifiques

Pour cette recherche, le moteur de recherche *Google Scholar*<sup>2</sup> a principalement été utilisé pour collecter les articles scientifiques. Les mots-clés utilisés combinés ensemble en fonction du thème de recherche sont les suivants : « filter bubble », « selective exposure », « echo chamber », « YouTube », « recommender system », « recommender algorithm », « recommender system evaluation framework », « transparency in recommender system », « explainability of recommender system », « diversity », « explanation-based diversity », « Beyond-Accuracy objectives », « content diversity », « diversity measurement », « diversity framework », « temporal diversity », « rank-aware diversity », « diversification », « video classification », « video categorization », « YouTube video category », « classification of YouTube content », « sentiment analysis », « YouTube8M », « digital education », « user-centered design », « personalisation », « literacy », « information retrieval », « contextual collapse », « mental model », « rabbit hole », « bubble bursting », « grounded-theory », « recommender system for self-actualization », « technology of the self », « negative user feedback », « literature review ».

Initialement, une exploration approfondie du concept de la bulle de filtres a été réalisée, avec une attention particulière portée aux études de cas sur YouTube et aux approches innovantes d'interaction avec les systèmes de recommandation. Par intérêt personnel pour la thématique, des articles sur l'éducation numérique se rapprochant du thème de la bulle de filtres ont été récupérés et ont aidé à enrichir l'état de l'art (2). Cependant, d'autres sujets tels que le *contextual collapse* ou les modèles mentaux n'ont pas été retenus en raison de leur moindre pertinence directe pour cette recherche. Des études moins exhaustives ont été menées afin de comprendre les comparaisons entre bulle de filtres, exposition sélective, chambre d'échos et biais de confirmation. Par la suite, le concept de diversité de contenu a été exploré en profondeur, notamment en ce qui concerne la classification des vidéos sur YouTube. Enfin, une série de recherches ont été conduites sur l'expliquabilité, la transparence et la contrôlabilité des systèmes de recommandation.

Une sélection des articles sur *Google Scholar* a été effectuée en se basant sur leur pertinence thématique. Les critères d'exclusion comprenaient les publications rédigées dans une langue autre que l'anglais ou le français, ainsi que les contenus non généralisables. Par exemple, concernant le sujet de la bulle de filtres, les articles trop spécifiques, tels que ceux traitant du domaine médical sur YouTube ou ceux se concentrant sur des événements particuliers comme la bulle de filtres durant la pandémie de covid-19, ont été exclus, sauf s'ils sont reconnus comme des références dans

---

2. Google Scholar : <https://scholar.google.com/>

le domaine.

En complément des recherches effectuées sur *Google Scholar*, une série d’articles ont été partagés par le co-promoteur de ce mémoire, couvrant divers sujets abordés lors des réunions. Deux des références proviennent de lectures antérieures au début de ce mémoire. Les informations relatives au système de recommandation de YouTube ont été enrichies par des articles issus des blogs officiels de Google et YouTube, ainsi que par des vidéos de la chaîne YouTube officielle de YouTube. De plus, une approche de *snowballing* a été employée, accompagnée d’une exploration des publications des auteurs de référence dans ce domaine.

### 3.1.2 Réunions promoteurs

Les réunions avec le promoteur et le co-promoteur de ce mémoire ont eu lieu tout au long de sa réalisation. Durant les premières phases du mémoire, les réunions étaient planifiées une fois par semaine, sauf exceptions, afin de discuter des progrès du projet. Lors de ces premières réunions, les discussions portaient sur les recherches effectuées au cours de la semaine, abordant le cadre théorique de la recherche, mettant en évidence les lacunes de la littérature existante et identifiant les thématiques d’intérêt à explorer pour la semaine suivante. Ce processus a été maintenu jusqu’à la réalisation des entretiens semi-directifs.

Par la suite, les réunions sont devenues moins fréquentes, se tenant principalement lors de l’atteinte de jalons importants du mémoire. Par exemple, une réunion a été planifiée pour discuter des résultats des entretiens avec les promoteurs et pour brainstormer sur les directions possibles en fonction de ces résultats. Après plusieurs discussions sur les idées envisageables et la présentation du prototype Figma (cf. Figure 3.10), la question de recherche a été définitivement fixée. Jusqu’à la fin des entretiens semi-directifs, les points importants discutés lors de ces réunions ont été consignés dans un journal de bord présent en annexes (6).

## 3.2 Exploration

La phase d’exploration a commencé par une série d’entretiens guérilla menés en pleine rue à la manière d’un micro-trottoir. Ces entretiens visaient à recueillir des informations sur les utilisateurs de YouTube afin de créer des proto-personas, qui ont ensuite été utilisés pour concevoir les questions des entretiens semi-directifs (3.2.4). L’ensemble des informations recueillies a été analysé pour orienter la formulation de la question de recherche et des hypothèses dans la phase suivante d’idéation (3.3).

### **3.2.1 Entretiens guérilla**

Les entretiens guérilla ont été conduits le 13 mars 2024 en différents lieux de Namur, incluant l'Arsenal, la place de l'Ange, la rue de Bruxelles et la gare. Ces emplacements ont été choisis stratégiquement pour maximiser la diversité socio-culturelle des participants et pour leur forte affluence à des moments opportuns. La nature succincte des entretiens guérilla a nécessité l'utilisation de questions filtres pour cibler exclusivement les utilisateurs réguliers de YouTube, considérés comme plus aptes à fournir des retours d'expérience pertinents en un temps limité. Il y a eu (n=6) entretiens qui ont duré approximativement 15 minutes chacun. Les participants étaient principalement âgés de 18 à 25 ans, cette tranche d'âge ayant montré une plus grande disponibilité et réceptivité aux sollicitations d'entretien. Les entretiens ont permis de recueillir des données qualitatives précieuses pour la phase suivante de création de proto-personas.

### **3.2.2 Planification**

Les points d'intérêt abordés lors des entretiens guérilla incluaient l'utilisation générale de YouTube, l'expérience subjective des utilisateurs sur la diversité et l'adéquation du contenu proposé, ainsi que des questions relatives à la compréhension des recommandations et à l'avis général sur ces dernières. Ce choix de questions s'inscrit en cohérence avec les multiples thèmes de recherche identifiés lors de la phase de planification (3.1) et discutés dans l'état de l'art (2). Les questions visaient principalement à recueillir des informations sur la dynamique de navigation des utilisateurs sur la plateforme, tout en explorant le concept de diversité perçue par les utilisateurs. Cette thématique, appliquée aux systèmes de recommandations, a été peu étudiée selon Mazières et al., 2020 [66]. Les questions étaient ajustées légèrement d'un entretien à l'autre pour approfondir certains aspects ou pour discuter de concepts émergents au fur et à mesure. Le tableau (3.1) présente les principales questions posées lors des entretiens, tandis que les annexes (6) contiennent la retranscription complète des entretiens ainsi que les résumés de ces derniers.

1. Est-ce que tu utilises YouTube ?
2. Est-ce que tu es abonné(e) à une chaîne YouTube ?
3. Quelle utilisation fais-tu de YouTube (divertissement, musique, tutoriels, etc.) ?
4. De quelle manière trouves-tu le contenu que tu cherches sur YouTube ?
5. Quand tu utilises YouTube, le contenu qui t'est proposé est-il toujours le même ou est-il diversifié ?

6. Est-ce que cela te plaît que le contenu soit spécifique à tes habitudes ?
7. Est-ce que tu es satisfait(e) des recommandations qui te sont proposées ?
8. As-tu entendu parler des recommandations ou algorithmes de YouTube ?
9. Que penses-tu de la personnalisation des recommandations sur YouTube ?
10. Est-ce que cela t'intéresserait de pouvoir influencer les recommandations de YouTube ?

TABLE 3.1 – Liste des questions posées lors des entretiens guérilla

### 3.2.3 Résultats

Les résultats des entretiens ont été analysés par une retranscription manuelle des données. Chaque entretien a été résumé pour faciliter la création de proto-personas, en mettant en avant une citation représentative, les trois points clés à retenir, les motivations, besoins, frustrations et désirs de chaque individu, ainsi que des user stories. Trois personas ont été créées à partir de ces données : une persona primaire (Figure 3.1), une persona secondaire (Figure 3.2) et une persona exclue (Figure 4.5). Ces personas ont été élaborées en suivant le modèle proposé par Lallemand [46] et grâce à l'outil en ligne Xtensio.com<sup>3</sup>. Les images des utilisateurs ont été générées via le site ThisPersonDoesNotExist.com<sup>4</sup>.

---

3. Xtensio.com : <https://xtensio.com/>

4. ThisPersonDoesNotExist.com : <https://thispersondoesnotexist.com/>

## Léa Martin



*"Chaque vidéo sur YouTube est une fenêtre ouverte sur un nouveau monde."*

### Persona primaire

Age : 22  
Travail : **Etudiante en psychologie**  
Localisation : Dinant, Belgique

Créative Empathique  
Curieuse Sociable

### Biographie

Léa est une jeune étudiante passionnée par la psychologie et les interactions humaines. Elle utilise YouTube comme une source d'inspiration et de divertissement, explorant une variété de contenus allant des vidéos de développement personnel aux tutoriels de maquillage en passant par les vlogs de voyage. Léa apprécie la diversité des recommandations sur YouTube, mais elle aimerait avoir plus de contrôle sur les contenus suggérés pour éviter de se sentir submergée parfois.

### Besoins/Objectifs

Léa cherche à enrichir son quotidien en découvrant de nouvelles perspectives et en s'inspirant de contenus variés sur YouTube. Elle souhaite mieux comprendre les mécanismes de recommandation pour personnaliser son expérience de visionnage en fonction de ses intérêts du moment. Elle désire également trouver des moyens de partager et de discuter des vidéos qu'elle aime avec ses amis.

### User Story

*"En tant qu'étudiante en psychologie, je voudrais pouvoir accéder facilement à des vidéos éducatives et inspirantes sur YouTube afin de compléter mes cours et enrichir mes connaissances. Je cherche également à trouver des contenus qui me permettent de me détendre et de me divertir après une journée chargée."*

### Frustrations

Léa se sent parfois submergée par la quantité de contenu disponible sur YouTube et aimerait avoir des outils pour mieux filtrer les recommandations en fonction de ses centres d'intérêt du moment. Elle est également préoccupée par la fiabilité des informations présentées dans certaines vidéos et cherche des moyens de distinguer les sources crédibles des contenus douteux.

## FIGURE 3.1 – Persona primaire

## Hugo Lambert



*"YouTube sait toujours me surprendre avec des vidéos intéressantes que je n'aurais jamais pensé regarder."*

### Persona secondaire

Age : 21  
Travail : **Etudiant en histoire de l'art**  
Localisation : Bordeaux, France

Ouvert d'esprit Crétif  
Curieux Enthousiaste

### Biographie

Hugo est un étudiant en histoire de l'art qui utilise YouTube comme source d'inspiration et de découverte. Passionné par l'art sous toutes ses formes, il apprécie la variété des contenus proposés sur la plateforme, allant des vidéos d'analyses d'œuvres d'art aux documentaires sur des mouvements artistiques. Bien qu'il soit satisfait de ce que YouTube lui présente.

### Besoins/Objectifs

Hugo cherche à enrichir sa connaissance de l'histoire de l'art en découvrant de nouveaux artistes, mouvements et techniques grâce à YouTube. Il souhaite également trouver des moyens de partager ses propres analyses et réflexions avec d'autres passionnés d'art et de recevoir des retours constructifs sur ses idées.

### User Story

*"En tant qu'étudiant en histoire de l'art, je veux pouvoir accéder facilement à des analyses d'œuvres et des documentaires sur YouTube afin d'approfondir mes connaissances et nourrir ma passion pour l'art. Je désire également trouver des moyens de partager mes propres découvertes et réflexions avec d'autres amateurs d'art et recevoir des retours constructifs sur mes idées."*

### Frustrations

Bien qu'il soit satisfait de ce que YouTube lui propose, Hugo est parfois confronté à des limitations dans la diversité des contenus présentés. Il aimerait avoir des outils pour explorer des domaines artistiques moins connus et découvrir des contenus encore plus originaux et surprenants.

## FIGURE 3.2 – Persona secondaire

### Comportements

Léa est active sur YouTube, explorant régulièrement de nouvelles catégories de contenu et partageant ses découvertes avec ses amis. Elle apprécie les fonctionnalités sociales de la plateforme, telles que les commentaires et les partages, qui lui permettent de s'engager avec la communauté YouTube.

### Motivations

Léa est motivée par la découverte de contenu inspirant et informatif sur YouTube, ainsi que par la possibilité d'interagir avec d'autres utilisateurs partageant ses intérêts. Elle veut maximiser son expérience de visionnage en personnalisant les recommandations pour correspondre à ses goûts et à ses besoins spécifiques.

## Emilie Durand



### Biographie

Emilie est une jeune employée de bureau qui utilise YouTube principalement pour se divertir et se détendre après le travail. Elle préfère laisser YouTube décider des vidéos à lui proposer, estimant que les algorithmes de recommandation sont suffisamment sophistiqués pour lui présenter du contenu qui lui convient. Elle pourrait percevoir une extension visant à influencer ces recommandations comme une intrusion dans sa vie privée et une altération de son expérience de navigation sur la plateforme.

*"Je préfère que YouTube me propose ce qu'il pense être le mieux pour moi, je n'ai pas besoin de contrôler chaque aspect de ma navigation."*

Persona exclu

Age : 25  
Travail : Employée de bureau  
Localisation : Lille, France

Conformiste    Méfiante  
Passive    Traditionnelle

### Comportements

Emilie est une utilisatrice passive de YouTube, se contentant de regarder les vidéos recommandées par la plateforme sans chercher activement à personnaliser son expérience de visionnage.

### Besoins/Objectifs

Emilie n'a pas de besoins particuliers en termes de personnalisation des recommandations sur YouTube. Elle cherche simplement à se détendre en regardant des vidéos divertissantes et n'a pas envie de se soucier de la manière dont sont sélectionnées les vidéos qui lui sont présentées.

### Motivations

Emilie est motivée par son désir de se détendre et de se divertir après une journée de travail. Elle veut que YouTube lui propose du contenu divertissant et agréable, sans qu'elle ait à se soucier des détails techniques ou des mécanismes de recommandation de la plateforme.

### User Story

*"En tant qu'utilisatrice de YouTube, je voudrais ne pas avoir à me soucier des détails techniques ou des mécanismes de recommandation de la plateforme afin de profiter d'une expérience de visionnage détendue et sans tracas."*

### Frustrations

Emilie pourrait ressentir de la frustration ou de l'irritation face à une extension qui tenterait d'influencer les recommandations de YouTube. Elle pourrait percevoir cela comme une intrusion dans sa vie privée et une altération de son expérience de navigation sur la plateforme.

FIGURE 3.3 – Persona exclu

#### 3.2.4 Entretiens semi-directifs

Les entretiens semi-directifs ont été conduits entre le 25 mars et le 8 avril 2024. Le recrutement des participants a été effectué en participant à une école des devoirs ainsi qu'en se rendant directement sur des lieux de travail. Des affiches ont également été placardées dans une boulangerie de village, mais les réponses à ces affiches ont été reçues après la clôture de cette partie de l'étude. L'un des objectifs de cette phase était de représenter un vaste champ d'utilisateurs de YouTube, ce qui explique l'absence de critères d'exclusion concernant la tranche d'âge des utilisateurs, le niveau de connaissance technique ou la fréquence d'utilisation de YouTube.

Après discussion avec les promoteurs du mémoire, il a été décidé que le nombre d'entretiens à mener serait de 10 plus 3 entretiens supplémentaires avec saturation. Après avoir mené 16 entretiens et en avoir rediscuté avec le co-promoteur du mémoire, il a été décidé de se limiter à 20 entretiens si la saturation n'était toujours pas atteinte, en raison du vaste champ d'application des questions pertinentes à ce stade du mémoire. Chacun de ces ( $n=20$ ) entretiens a duré approximativement 25 à 30 minutes. L'analyse des résultats de ces entretiens a permis de relancer la discussion avec les promoteurs du mémoire afin de fixer la question de recherche et les hypothèses détaillées dans la phase d'idéation (3.3).

### 3.2.5 Planification

Les résultats des entretiens guérilla (3.2.1) ont permis de mettre en évidence divers points d'intérêt. Ces derniers ont été discutés lors de réunions avec les promoteurs de ce mémoire afin de guider les choix concernant les questionnements à poursuivre dans cette partie. Les points d'intérêt ont émergé en s'inspirant des frameworks d'analyse centrés sur l'utilisateur, définis dans les articles de L. Chen et al. [27] et de P. Knijnenburg et al. [41], expliqués en détail dans le chapitre (2) sur l'état de l'art. Ces points ont été classés en trois catégories pour faciliter leur organisation selon les thèmes discutés à ce stade du mémoire : (1) Perception : ce critère s'intéresse au processus décisionnel de l'utilisateur, à la manière dont il perçoit ses actions et évalue leur impact ; (2) Contexte : ce critère s'intéresse à la compréhension que les utilisateurs ont du fonctionnement du système de recommandations ; (3) Agentivité/Contrôle : ce critère s'intéresse à l'expérience utilisateur en termes de contrôle perçu dans le système de recommandations. Le tableau (3.2) présente cette classification.

| (1) Perception   | (2) Contexte  | (3) Agentivité/Contrôle  |
|--|---|--|
| <ul style="list-style-type: none"> <li>- La perception de l'utilisateur concernant les conséquences de ses choix de navigation sur YouTube</li> <li>- L'impact perçu par l'utilisateur de ses choix de visionnage sur le flux suivant de recommandations</li> <li>- Les frustrations rencontrées par l'utilisateur face à du contenu dont il ne connaît pas la qualité ou après avoir visionné du contenu qu'il regrette avoir vu</li> </ul> | <ul style="list-style-type: none"> <li>- La compréhension de l'utilisateur quant aux critères qui influencent l'apparition d'une vidéo dans son flux de recommandations</li> <li>- Les stratégies actuelles de l'utilisateur pour interpréter les recommandations de YouTube</li> <li>- Les frustrations rencontrées par l'utilisateur lorsqu'il ne comprend pas pourquoi une vidéo spécifique est recommandée</li> <li>- Les stratégies et frustrations des utilisateurs face à des utilisations différentes de YouTube</li> </ul> | <ul style="list-style-type: none"> <li>- La perception de l'utilisateur sur sa capacité à influencer activement son flux de recommandations sur YouTube</li> <li>- Les mécanismes que l'utilisateur aimeraient voir mis en place pour lui permettre d'agir sur ses recommandations</li> <li>- Les expériences passées de l'utilisateur avec des fonctionnalités permettant d'influencer les recommandations et leur efficacité perçue</li> <li>- Les frustrations rencontrées par l'utilisateur lorsqu'il remarque trop la contextualité de son flux de recommandations</li> </ul> |

TABLE 3.2 – Objectifs généraux repris pour les entretiens semi-directifs

À partir des objectifs généraux issus des résultats des entretiens guérilla, un guide d'entretien a été élaboré, regroupant les questions à poser lors des entretiens semi-directifs. Ces questions ont été discutées et validées par les promoteurs de ce mémoire, puis testées auprès de trois personnes avant d'être utilisées en conditions réelles. Le guide d'entretien est disponible dans les annexes (6) et le tableau (3.3) en présente les questions.

1. Depuis combien de temps utilisez-vous YouTube ?
2. À quelle fréquence utilisez-vous YouTube ?
3. Pouvez-vous me dire pourquoi vous utilisez YouTube et pouvez-vous me parler de votre expérience sur la plateforme ?
4. Quand je dis le mot « recommandations », à quoi pensez-vous ?
5. Est-ce que vous faites confiance à la capacité de YouTube à vous fournir des vidéos qui vous plaisent ?
6. Pouvez-vous me montrer sur ces images les endroits où il y a des recommandations ?
7. Pouvez-vous me raconter des frustrations que vous avez déjà pu rencontrer par rapport à ce qui vous était proposé ?
8. Imaginez-vous qu'un proche à vous a utilisé votre profil YouTube et vos recommandations ne vous correspondent plus tout à fait. Quelle serait votre réaction ? Que feriez-vous ?
9. Y a-t-il des situations dans lesquelles vous souhaiteriez comprendre pourquoi une vidéo vous est présentée ?
10. Pouvez-vous m'expliquer la manière dont vous choisissez quelle vidéo regarder parmi celles qui vous sont proposées ?
11. Quelles informations aimeriez-vous avoir sur une vidéo avant de l'avoir vue pour décider de la regarder ou non ? (S'il y a des placements de produit/Si les commentaires sont positifs/S'il y a des personnalités que vous aimez bien/...)

12. Dans quelle mesure pensez-vous pouvoir contrôler ou influencer le contenu recommandé sur YouTube ? Pouvez-vous me montrer sur cette image les droits qui vous permettent d'influencer vos recommandations ?
13. Avez-vous déjà modifié une action que vous avez faite sur YouTube ? (*Like/Dislike/Commentaire/Abonnement/Suppression d'historique/Publication sur un réseau*) Pourquoi ?
14. Avez-vous des questions ou d'autres choses qui vous viennent à l'esprit ?

TABLE 3.3 – Liste des questions posées lors des entretiens semi-directifs

### 3.2.6 Analyse

Les entretiens ont été retranscrits en utilisant le modèle pré-entraîné de reconnaissance automatique de la parole, Whisper, développé par OpenAI et disponible sur la plateforme HuggingFace<sup>5,6</sup>. Les retranscriptions ont ensuite été codées à l'aide du logiciel QDA Miner Lite<sup>7</sup> et sont disponibles en annexes (6). Le codage des entretiens a suivi la méthode du codage émergent [71] afin d'analyser les données de manière cyclique et évolutive. Les itérations successives ont été menées après le premier, le sixième, le huitième, le dix-neuvième et le vingtième entretien, principalement pour des raisons d'agenda.

Lors des troisième, quatrième et cinquième itérations, certains codes notables ont émergé : les utilisations détournées des mécanismes de la plateforme, les shorts comme motivation d'utilisation, et le partage comme motivation d'interaction. Le journal de bord (6) présente les codes émergents identifiés à chaque phase successive, tandis que la Figure (3.4) montre les codes finaux retenus. Utilisant la version gratuite de QDA Miner, l'analyse du codage a été effectuée manuellement.

---

5. Hugging Face Model : <https://huggingface.co/openai/whisper-large-v3/>  
 6. Commande terminal pour lancer le modèle : whisper entretien.mp4 –language French –model medium  
 7. Site Officiel QDA Miner Lite : <https://provalisresearch.com/fr/produits/logiciel-d-analyse-qualitative/gratuit>

|   |                                       | Fréquence | % Codes | Cas | % Cas  |
|---|---------------------------------------|-----------|---------|-----|--------|
| ■ | Données Bibliographiques              |           |         |     |        |
| ● | Age                                   | 20        | 2,2%    | 20  | 100,0% |
| ● | Genre                                 | 20        | 2,2%    | 20  | 100,0% |
| ● | Evaluation Conscience Algorithmique   | 20        | 2,2%    | 20  | 100,0% |
| ■ | Données d'utilisation                 |           |         |     |        |
| ● | Fréquence Utilisation                 | 22        | 2,4%    | 14  | 70,0%  |
| ● | Ancienneté                            | 23        | 2,5%    | 19  | 95,0%  |
| ■ | Motivation Utilisation                |           |         |     |        |
| ● | Type Utilisation                      | 77        | 8,5%    | 19  | 95,0%  |
| ● | Utilisation Detournée                 | 9         | 1,0%    | 5   | 25,0%  |
| ● | Raison Utilisation                    | 40        | 4,4%    | 14  | 70,0%  |
| ● | Partage                               | 27        | 3,0%    | 16  | 80,0%  |
| ● | Interaction Active                    | 86        | 9,5%    | 20  | 100,0% |
| ● | Short                                 | 24        | 2,6%    | 9   | 45,0%  |
| ■ | Frustration                           |           |         |     |        |
| ● | Frustration Contenus                  | 58        | 6,4%    | 18  | 90,0%  |
| ● | Frustration Pratique                  | 20        | 2,2%    | 8   | 40,0%  |
| ● | Frustration Publicite                 | 30        | 3,3%    | 13  | 65,0%  |
| ● | Frustration Fonctionnalite            | 13        | 1,4%    | 8   | 40,0%  |
| ■ | Besoin                                |           |         |     |        |
| ● | Besoin Contenus                       | 16        | 1,8%    | 8   | 40,0%  |
| ● | Besoin Pratique                       | 6         | 0,7%    | 4   | 20,0%  |
| ● | Besoin Publicite                      | 6         | 0,7%    | 5   | 25,0%  |
| ● | Besoin Fonctionnalite                 | 42        | 4,6%    | 13  | 65,0%  |
| ■ | Perception Recommandation             |           |         |     |        |
| ● | Representation Recommandation         | 69        | 7,6%    | 18  | 90,0%  |
| ● | Representation Recommandation Dirigee | 8         | 0,9%    | 4   | 20,0%  |
| ● | Influence Percue                      | 41        | 4,5%    | 16  | 80,0%  |
| ● | Influence Percue Dirigee              | 31        | 3,4%    | 9   | 45,0%  |
| ● | Réaction Altération                   | 19        | 2,1%    | 12  | 60,0%  |
| ● | Strategie Agentivite                  | 26        | 2,9%    | 15  | 75,0%  |
| ■ | Habitude Navigation                   |           |         |     |        |
| ● | Critere Selection                     | 92        | 10,1%   | 19  | 95,0%  |
| ● | Gestion contenu                       | 65        | 7,1%    | 17  | 85,0%  |

FIGURE 3.4 – Codage final des entretiens semi-directifs

### 3.2.7 Résultats

Les entretiens semi-directifs ont permis de recueillir des données détaillées concernant les comportements, perceptions et préférences des utilisateurs de YouTube. Les résultats obtenus ont été structurés selon le codage émergeant des entretiens (3.4). Une analyse exhaustive de ces entretiens est consignée dans le journal de bord, disponible en annexes (6). Il convient de souligner que ces entretiens ont été réalisés auprès de 20 participants ( $n=20$ ), un échantillon insuffisant pour généraliser les tendances observées.

#### Données démographiques

La Figure (3.5) présente la répartition des participants des entretiens semi-directifs par tranche d'âge et par genre. La prise en compte de l'âge tout comme le genre est important, car des différences notables existent dans les recommandations en fonction de ces deux paramètres, comme l'analyse l'article de E.Hussein et al. [53] en s'attardant sur la mesure de la désinformation. De plus, certaines participantes ont exprimé leur frustration par rapport aux thèmes des publicités qu'elles reçoivent contrairement aux participants.

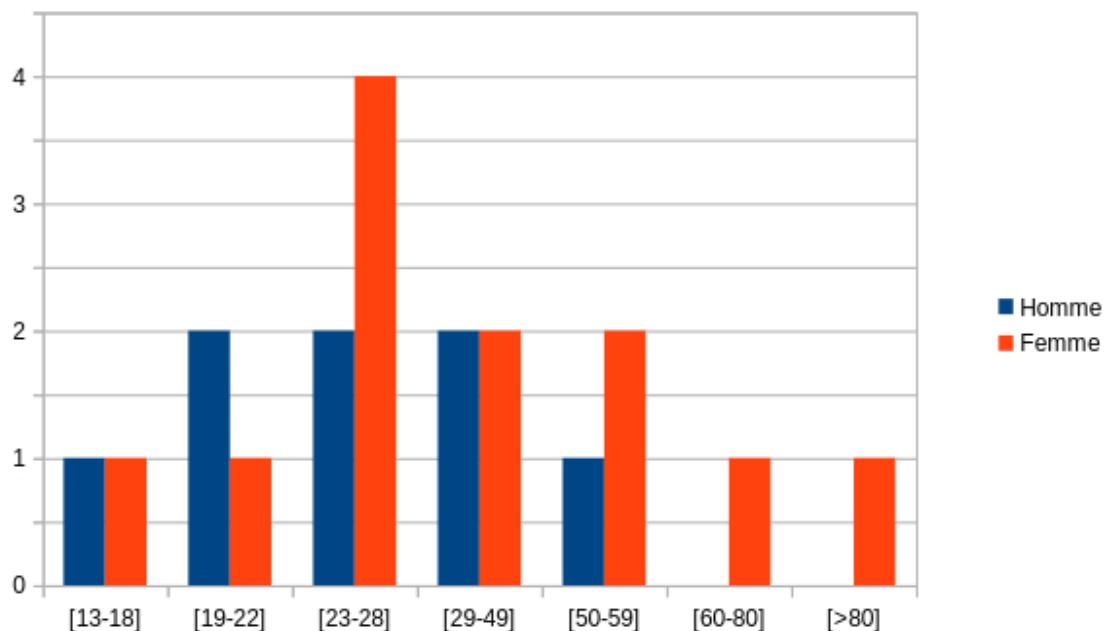


FIGURE 3.5 – Répartition des participants par tranche d'âge et par genre

Les participants ont déclaré utiliser YouTube sur divers appareils, notamment l'ordinateur, le téléphone, la smartTV et la tablette. L'utilisation du téléphone est privilégiée pour les activités de distraction, tandis que l'ordinateur est principalement utilisé pour des recherches spécifiques. De plus, les participants ont démontré plusieurs styles de navigation sur YouTube : à travers les abonnements, via la page d'accueil, par la barre de recherche de YouTube et via les recommandations

sur l'interface de visionnage. La Figure (3.6) présente la fréquence d'utilisation de la plateforme par les participants aux entretiens.

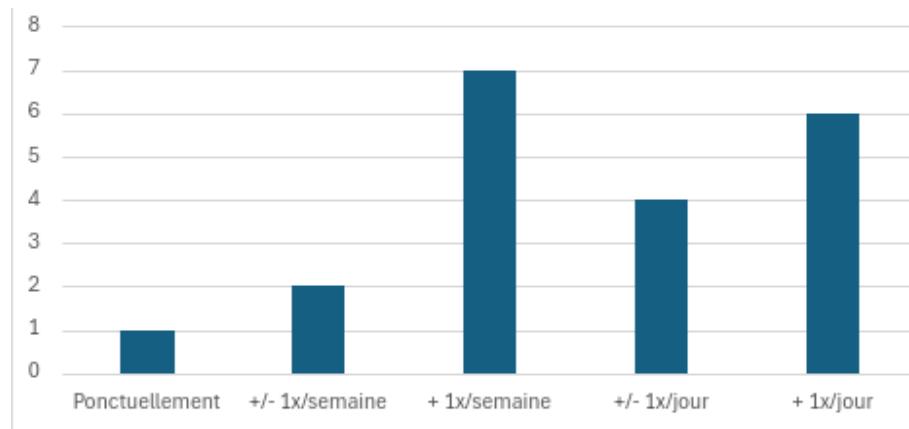


FIGURE 3.6 – Fréquence d'utilisation de YouTube par les participants

Pour chaque participant, une évaluation de leur conscience algorithmique sur YouTube a été effectuée en se basant sur trois critères dérivés de la classification des objectifs des entretiens guérilla (3.2.2), identifiés à nouveau au cours des entretiens semi-directifs : (1) la conscience technique, (2) la conscience des mécanismes et (3) l'utilisation effective des mécanismes. La conscience technique concerne la compréhension par l'utilisateur du fonctionnement du système de recommandation de YouTube. La conscience des mécanismes se rapporte à la connaissance des facteurs influençant les recommandations. Enfin, l'utilisation effective des mécanismes englobe les actions actives visant à influencer le système de recommandation, que ce soit de manière intentionnelle ou non. La Figure (3.7) présente les résultats de cette évaluation sous forme de graphique en bâtonnets, tandis que le tableau (3.4) détaille les critères dérivés des entretiens qui ont permis de déterminer ces mesures.

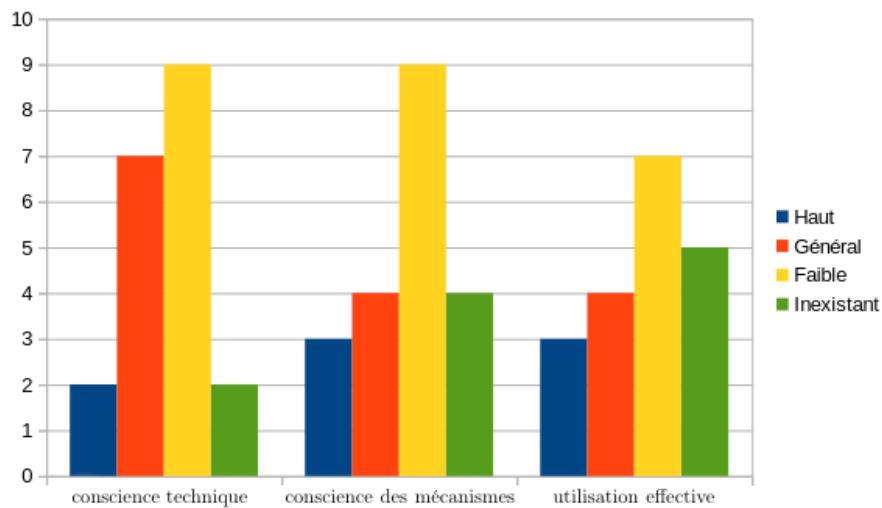


FIGURE 3.7 – Évaluation de la conscience algorithmique des participants

|                   | <b>(1) Conscience technique</b>   | <b>(2) Conscience des mécanismes</b> | <b>(3) Utilisation effective</b> |
|-------------------|-----------------------------------|--------------------------------------|----------------------------------|
| <b>Haut</b>       | Connaissances techniques poussées | Utilisation consciente               | Utilisation des mécanismes       |
| <b>Général</b>    | Compréhension générale            | Utilisation inconsciente             | Utilisation détournée            |
| <b>Faible</b>     | Compréhension approximative       | Peu d'utilisation                    | Stratégie réservée               |
| <b>Inexistant</b> | Modèles mentaux inexistant        | Utilisation inconsistante            | Stratégie d'évitement            |

TABLE 3.4 – Critères d'évaluation de la conscience algorithmique

La conscience technique peut être catégorisée en plusieurs niveaux. Elle va d'une connaissance technique avancée, indiquant une maîtrise approfondie des systèmes de recommandation, à une compréhension générale, reflétant une connaissance correcte mais ébauchée sur certains aspects du système, jusqu'à une compréhension approximative, qui se caractérise par des idées floues ou incomplètes. À l'extrême inférieure de ce spectre, certains individus peuvent manifester des modèles mentaux inexistant, démontrant une absence totale de conscience des aspects techniques du système.

En ce qui concerne la conscience des mécanismes, une utilisation consciente se distingue par une compréhension claire des facteurs qui influencent les recommandations. À l'inverse, une utilisation inconsciente se caractérise par des actions effectuées sans intention délibérée d'influencer le système. Il existe également une faible utilisation, où les utilisateurs exploitent très peu les

mécanismes, souvent en raison d'une méconnaissance de leurs implications. Certains ont aussi une utilisation inconsistante, où ils manipulent les mécanismes de manière irrégulière et en décalage avec leurs objectifs.

Enfin, l'utilisation effective des mécanismes de recommandation varie également. Certains utilisateurs interagissent avec les recommandations de manière régulière et intentionnelle, dans le but d'influencer directement les suggestions du système. D'autres en font une utilisation détournée, recourant à des mécanismes non fournis par la plateforme pour résoudre des frustrations. Enfin, certains adoptent des comportements tels qu'une stratégie réservée, impliquant une interaction minimale avec le système, ou une stratégie d'évitement, traduisant une volonté d'esquiver l'utilisation des mécanismes en place.

Bien que la distribution des niveaux de conscience technique montre une maîtrise relativement supérieure par rapport aux deux autres critères, l'analyse des trois distributions révèle qu'une majorité des participants possède un niveau de conscience algorithmique globalement faible. Il est particulièrement notable que, parmi les participants conscients des mécanismes, certains ne les utilisent pas de manière effective.

Enfin, la figure (3.8) illustre la répartition des utilisations effectives de mécanismes de YouTube abordés lors des entretiens.

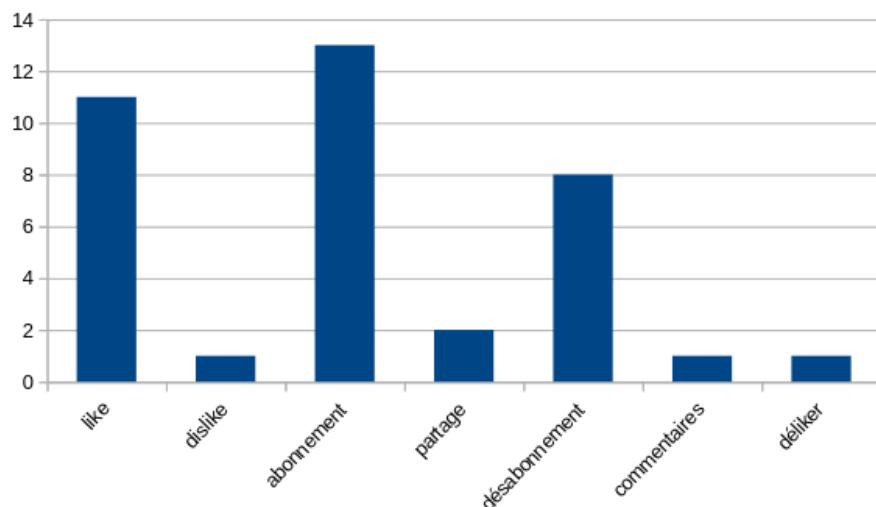


FIGURE 3.8 – Utilisation effective des mécanismes actifs de YouTube par les participants

### Types d'utilisation

Le tableau (3.5) présente par ordre de récurrence les types d'utilisation de la plateforme par les participants ainsi que les critères qu'ils utilisent ou aimeraient utiliser pour sélectionner les vidéos à regarder. Cette présentation vise à explorer les comportements des utilisateurs et à comprendre

quelles informations les aident dans leur processus décisionnel.

| Type d'utilisation | Critère de sélection   |
|--------------------|------------------------|
| - Divertissement   | - Titre                |
| - Musique          | - Miniature            |
| - Tutoriels        | - Style                |
| - Éducation        | - Chaîne/Feat          |
| - Vlogs            | - Métadonnées          |
| - Sport            | - Labels de prévention |
| - Niche            | - Thème                |
| - Gaming           | - Durée                |
| - Actualité        | - Résumé/Preview       |
| - Créateurs        | - Qualité              |
|                    | - Commentaires         |
|                    | - Viralité             |

TABLE 3.5 – Type d'utilisation et critères de sélection de vidéos

### Comportements d'utilisation

Les entretiens ont révélé des utilisateurs de YouTube qui adoptent un comportement de navigation caractérisé par des décisions prises dans l'immédiateté du moment, sans vouloir revenir sur leurs actions passées ou penser aux conséquences de leurs actions présentes.

Par exemple, en réponse à la question 11, qui explorait les informations souhaitées avant de décider de regarder une vidéo, un utilisateur a exprimé : « *Ouais je ne saurais pas le dire parce qu'en fait je regardais sur téléphone, mais du coup quand on passe devant la vidéo, elle se met en marche donc il y a déjà ça et sinon s'il y avait une description au final je perdrais du temps à la lire.* ». Cette réponse montre bien l'utilisation du participant qui n'a pas envie d'investir plus de temps ou de réflexion dans ses choix de visionnage.

Cette immédiateté est également manifeste dans la réticence à modifier des actions passées. Lorsqu'ils sont interrogés sur la possibilité de revenir sur des actions antérieures à la question 13, un utilisateur a commenté, après une réponse négative : « *Parce que c'est passé. Tu vois, c'est un petit peu cynique. On s'en sert, on jette, c'est un peu ça.* » En effet, les entretiens montrent qu'il n'y a qu'un utilisateur sur les 20 qui a modifié une décision passée, en dehors des abonnements.

### Interactions actives

Les abonnements constituent l'interaction active la plus fréquemment utilisée par les participants de cette étude. Treize des participants ont explicitement déclaré les utiliser. Les abonnements servent à plusieurs fins : naviguer entre les contenus fournis par les créateurs, organiser les vidéos,

recevoir des notifications lors de la publication de nouvelles vidéos, et influencer l'algorithme de recommandation. Lorsqu'ils ont été interrogés sur la manière dont ils pensent pouvoir contrôler le contenu qui leur est présenté lors de la question 12, les abonnements ont été le mécanisme le plus souvent cité.

Les autres mécanismes d'interaction, mis à part le « *like* », sont assez peu utilisés par les participants. Toutefois, certains d'entre eux ont attribué une connotation sociale aux actions de « *like/dislike* » , plutôt que de les utiliser pour influencer leurs recommandations. Par exemple, la quinzième personne interviewée a déclaré : « *Je n'ai pas envie de faire du mal aux gens, moi. Je n'ai pas envie que [le créateur de contenu] soit triste. Enfin, il ne va pas aller voir ce que j'ai disliké. Je ne suis quand même pas naïve à ce point-là. Mais... Voilà, c'est négatif de disliker quoi.*

Un autre comportement intéressant relevé lors des entretiens concerne l'utilisation de mécanismes détournés. Ces comportements sont exprimés par des participants qui expliquent comment ils gèrent une frustration fréquente sur la plateforme. Il est notable que ces mécanismes détournés servent principalement à des fins d'organisation. Cette information a été retenue, car ils ont été mentionnés dans cinq entretiens malgré la fonctionnalité proposée par YouTube nommée « À regarder plus tard ». Le premier mécanisme consiste à utiliser le « *like* » ou l'historique du navigateur comme pense-bête pour retrouver une vidéo à regarder plus tard. Le second mécanisme implique l'utilisation des flèches retour en arrière/en avant du navigateur pour retrouver des vidéos précédemment proposées.

Lors de l'entretien 15, en approfondissant le sujet de la question 12, une question a été posée à la participante pour savoir si elle utiliserait une fonctionnalité destinée à limiter sa frustration concernant le contenu récurrent et la difficulté de trouver du contenu de niche par rapport au contenu *mainstream*. La participante a répondu : « *Oui, mais alors tu sais ce qui me bloquerait ? C'est que j'aurais peur de cliquer et de me dire, oui mais alors, du coup, il ne va plus m'en proposer. Alors que ça pourrait m'intéresser peut-être plus tard.*

Cette notion de réticence à utiliser des mécanismes définitifs en raison de l'évolution des intérêts a été exprimée par deux autres interviewés. De plus, l'utilisation du mécanisme d'abonnement par les participants illustre cette idée, car les utilisateurs s'abonnent et se désabonnent en fonction de leurs intérêts changeants ou du changement de contenu fourni par une chaîne. Cela rejoint les discussions de la recherche de P. Knijnenburg et al., qui argumente : « *user preferences are fleeting, constructed on the fly and vulnerable to distorting influences, rather than well-defined, fixed, and invariant.* » [59].

## Shorts et Partage

Lors des entretiens, le sujet de *YouTube Shorts* a été abordé à plusieurs reprises à l'initiative des interviewés, faisant émerger ce thème dans les codes. Les interviewés ont exprimé un a priori

négatif sur cette fonctionnalité, la comparant souvent à *TikTok* « *mais en mal fait* » . Ceux qui utilisent *YouTube Shorts* le font régulièrement, mais regrettent généralement cette utilisation.

La question 8 de l'entretien a été conçue comme une question de type *storytelling* pour aider les utilisateurs à se plonger dans une situation hypothétique, facilitant ainsi la réponse à une question qui pourrait sembler difficile à aborder de prime abord. L'effet de ce choix a été plus important qu'escompté, révélant un type d'utilisation de YouTube comme support social de partage en dehors du numérique. Les trois quarts des participants se sont reconnus dans cette question, et trois catégories d'utilisateurs ont émergé : ceux qui partagent leurs comptes, ceux qui regardent ponctuellement du contenu recommandé par le bouche-à-oreille, et ceux qui regardent certaines vidéos en groupe.

Par exemple, le premier entretien a fourni une citation illustrative : « *C'est comme [ma compagne], elle mettait les vidéos de [ce dessin animé pour enfant] ou les pompiers pour son neveu. C'est chiant.* » . Cette utilisation sociale de YouTube est largement partagée par les personnes interviewées, bien que cela reste minoritaire par rapport à la consommation générale des utilisateurs. Cependant, cette pratique entraîne souvent des frustrations dues au dérèglement du contenu proposé par YouTube dans leurs recommandations.

### **Stratégies de rétablissement**

La question huit visait également à amener les interviewés à s'imaginer une situation où les recommandations proposées leur causent une frustration, afin de comprendre leur réaction. Les participants ont adopté différentes stratégies de rétablissement face à cette mise en situation d'altération de leurs recommandations.

Parmi les répondants, six personnes ont indiqué qu'elles font confiance à l'algorithme pour se rétablir automatiquement après un certain temps et continuent à utiliser YouTube comme à leur habitude. Deux personnes utilisent les fonctionnalités de *feedback* de la plateforme pour tenter de corriger les recommandations. Sept personnes préfèrent effectuer des recherches manuelles pour trouver des vidéos qui les intéressent, tandis que quatre personnes décident de quitter la plateforme si elle ne leur fournit plus du contenu approprié à leurs intérêts.

### **Frustrations et besoins**

Les frustrations et besoins des utilisateurs recueillis lors des entretiens ont été codifiés en quatre catégories principales. Ces catégories comprennent : (1) les frustrations et besoins relatifs au contenu proposé, (2) les frustrations et besoins liés aux pratiques politiques ou aux éléments non fonctionnels de la plateforme, (3) les frustrations et besoins concernant les fonctionnalités de la plateforme, et (4) les frustrations et besoins relatifs aux publicités. Ce dernier thème a été codifié, car il a été abordé immédiatement et avec virulence par une grande majorité des participants lorsqu'ils ont été interrogés sur leurs frustrations.

Le tableau (3.6) présente les frustrations et besoins en lien avec les thèmes d'intérêt qui ont aidé pour la phase d'idéation (3.3). Les autres frustrations et besoins sont détaillés dans le journal de bord disponible dans les annexes (6).

| Frustrations  | Besoins  |
|---|--|
| <ul style="list-style-type: none"> <li>(1) Le contenu n'est pas toujours adapté ou revient trop fréquemment</li> <li>(1) Présence de distractions qui font diverger de l'objectif principal</li> <li>(1) Certaines propositions sont inutiles en fonction du contexte d'utilisation de la plateforme</li> <li>(2) Difficulté d'atteindre du contenu spécifique si on n'a pas d'intention spécifique sur la plateforme</li> <li>(2) Difficulté de retrouver du contenu non regardé dans l'immédiat par la suite</li> <li>(2) Présence de thèmes « cachés » dans certaines vidéos</li> <li>(3) Manque de clarté dans la pré-visualisation du contenu</li> <li>(4) Sentiment général d'abus, de manipulation, de publicités stéréotypées et/ou trop intrusives</li> <li>(4) Frustration concernant les publicités qui interfèrent dans le visionnage ou dans le partage de la vidéo</li> </ul> | <ul style="list-style-type: none"> <li>(3) Pouvoir partager ses recommandations avec ses amis ainsi que les recommandations éditoriales de créateurs de contenu</li> <li>(3) Pouvoir spécifier si l'on souhaite du contenu spécifique ou mainstream</li> </ul> |

TABLE 3.6 – Frustrations et Besoins des participants

### 3.3 Idéation

Après avoir exploré le sujet de recherche à travers des articles, de multiples discussions avec les promoteurs de ce mémoire et des entretiens menés lors de la phase d'exploration (3.2), une séance de brainstorming a été organisée avec les promoteurs de ce mémoire. L'objectif de cette séance était de recentrer la recherche en définissant le système à implémenter via une extension Chrome pour YouTube. Bien que la question de recherche devait être fixée lors de cette réunion, quatre directions d'intérêt en sont ressorties. (1) Un outil de gestion du bureau permettant à l'utilisateur d'organiser son contenu et ses actions. (2) Un outil aidant à la gestion du flux de recommandations via des mécanismes de feedback. (3) Un outil présentant à l'utilisateur la diversité et l'évolution de

la diversité du contenu proposé. (4) Un outil permettant à l'utilisateur de naviguer d'une manière différente, en présentant sa navigation sous forme de ligne du temps interactive.

Chacune de ces pistes a été explorée en s'inspirant des interfaces proposées dans les articles s'intéressant à l'approche utilisateur dans les systèmes de recommandation, spécifiquement ceux abordant le sujet de la bulle de filtres [5, 14, 26, 32, 34, 42, 50, 57, 67, 72, 73]. De plus, des séances de sketching ont été réalisées chaque semaine en dehors des réunions avec les promoteurs. Ces séances duraient un quart d'heure et étaient inspirées par le travail réalisé pendant la semaine. Les sketches produits sont disponibles dans le journal de bord en annexes (6).

En examinant la faisabilité des différentes propositions et l'intérêt pour l'utilisateur à la lumière des entretiens menés (3.2.4), la proposition (2) a été retenue. La question de recherche et les hypothèses ont ensuite été établies, orientant ainsi la conception du prototype Figma (3.10) présenté ci-dessous ainsi que les tests utilisateurs décrits dans la phase de validation (3.5). La décision finale de poursuivre la recherche sur la question de recherche et les hypothèses formulées a été validée après la présentation du prototype Figma (3.10).

### 3.3.1 Question de recherche et hypothèses

Cette section présente la question de recherche ainsi que les hypothèses associées, formulées à partir des résultats des entretiens semi-directifs (3.2.4). Chaque hypothèse s'appuie sur les résultats des entretiens semi-directifs (3.2.4). La question de recherche et les hypothèses sont présentées dans les encadrés ci-dessous, accompagnées d'une justification de leur formulation.

#### Question de recherche

Dans quelle mesure l'intégration de mécanismes de feedback permettant à l'utilisateur de spécifier les erreurs dans son flux de recommandations immédiat peut-elle améliorer son expérience utilisateur vis-à-vis de l'algorithme de recommandation de YouTube ?

**Justification :** Les interviews ont révélé une frustration des utilisateurs concernant les recommandations inappropriées, notamment lorsqu'elles ne correspondent pas au contexte de visionnage ou lorsqu'elles sont perturbées par des comportements de visionnage inhabituels. Il a également été constaté que les utilisateurs ne disposent pas de mécanismes actifs leur permettant de corriger ces erreurs, en raison d'un manque de connaissances ou d'une inadéquation des mécanismes existants. Cette lacune est parfois comblée par des solutions de contournement ingénieuses. De plus, les interviews ont mis en évidence l'immédiateté des comportements des utilisateurs sur YouTube, qui ne souhaitent pas revenir sur leurs comportements passés ni anticiper les conséquences futures de leurs actions présentes.

## H1 : Adéquation du Mécanisme de Feedback

Les utilisateurs trouvent adéquat le mécanisme de feedback immédiat sur les erreurs de conception de leurs préférences.

**Justification :** Les interviewés manquent de mécanismes leur permettant de corriger les erreurs de l'algorithme dans leur flux de recommandations. En l'absence de tels mécanismes, certains utilisateurs ont recours à des stratégies de contournement ingénieuses.

## H2 : Préférence pour un Feedback Neutre

Les utilisateurs sont plus enclins à utiliser un mécanisme de feedback neutre plutôt qu'un mécanisme avec une connotation sociale négative pour signaler les erreurs de l'algorithme.

**Justification :** Les interviewés sont réticents à utiliser le mécanisme de « dislike » en raison de sa connotation sociale négative (sauf pour les musiques). Les autres mécanismes n'étant pas connus ou difficilement accessibles, les interviewés ne les utilisaient pas. Cependant, des frustrations étaient souvent exprimées quant à des recommandations inappropriées, trop contextuelles, récurrentes ou incorrectes.

## H3 : Utilisation du Feedback en cas de Perturbation

Les utilisateurs sont plus enclins à utiliser le mécanisme de feedback lorsque leurs recommandations sont perturbées que lorsqu'elles se comportent de manière habituelle.

**Justification :** De manière générale, les utilisateurs font confiance à la capacité de YouTube de leur fournir des vidéos correspondant à leurs préférences. Toutefois, des frustrations apparaissent lorsque le flux de recommandations est perturbé suite à des comportements déviant des habitudes.

#### H4 : Utilisation du Feedback par les Utilisateurs Confirmés

Les utilisateurs confirmés sont plus enclins à utiliser le mécanisme de feedback que les autres.

**Justification :** Les interviews suggèrent une plus grande propension à utiliser les mécanismes actifs pour spécifier les préférences lorsque la conscience algorithmique de l'utilisateur est plus développée et lorsque l'utilisateur s'investit davantage (en temps ou en argent) sur la plateforme.

### 3.3.2 Prototype Figma

La question de recherche propose d'offrir à l'utilisateur un mécanisme de feedback immédiat lors de la navigation. Ce mécanisme vise à permettre à l'utilisateur de signaler à YouTube lorsqu'il juge que les recommandations proposées ne correspondent pas à ses attentes. Pour répondre à cette problématique, il a été décidé de développer une extension pour YouTube, initialement prototypée avec *Figma*<sup>8</sup>.

Le prototype Figma a pour objectif de mettre en évidence deux fonctionnalités déjà présentes sur YouTube : « Ne plus recommander la chaîne » et « Pas intéressé ». Ce choix repose sur le fait que ces mécanismes, bien que disposant d'un libellé explicite, ne sont pas connus des personnes interrogées lors des entretiens (3.2.4). Un article de blog [1], découvert après la création du prototype, discute précisément du problème lié à l'accessibilité complexe de ces fonctionnalités. La Figure (3.9) provenant de ce même article montre le chemin qu'il faut suivre pour utiliser la fonctionnalité « Pas intéressé ». Le mécanisme « Ne plus recommander la chaîne » a été abandonné dans l'implémentation de l'extension afin de se concentrer sur un seul mécanisme.

---

8. Lien vers le site officiel Figma : <https://www.figma.com>

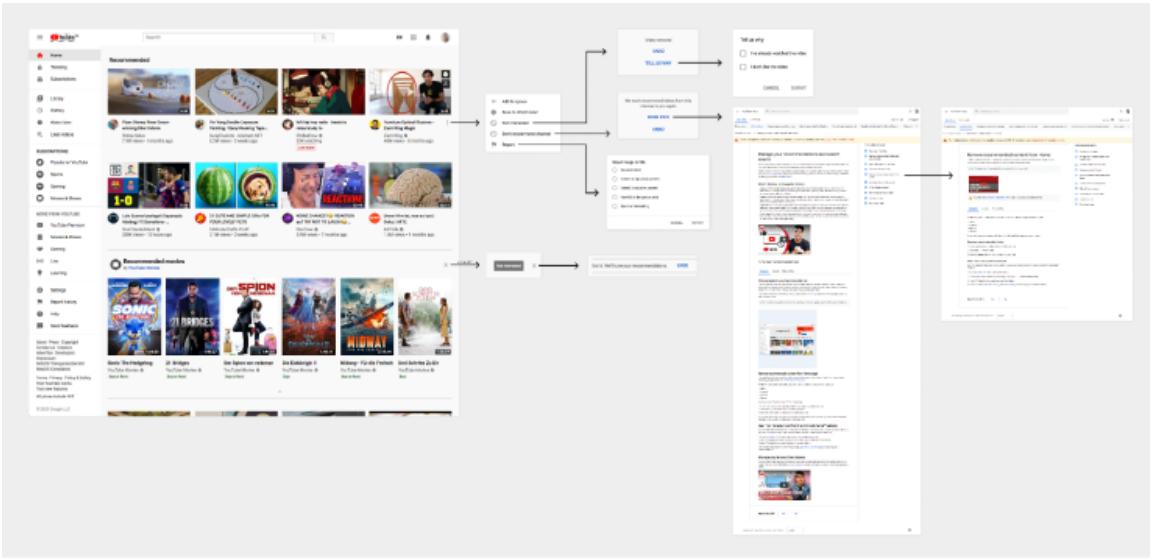


FIGURE 3.9 – Mapping the path of user control on the YouTube ‘Home’ [1]

Une seconde amélioration apportée à la fonctionnalité native de YouTube consiste à rendre plus explicites les conséquences de l'utilisation du bouton « Pas intéressé ». Cette amélioration se concrétise par la modification du retour d'information adressé à l'utilisateur en réponse à l'utilisation de cette fonctionnalité.

Ensuite, pour répondre à la réticence de certains interviewés vis-à-vis des mécanismes définitifs (3.2.7), une interface supplémentaire, inspirée du design de l'historique de recherche de YouTube, a été imaginée. Actuellement, YouTube ne permet pas de supprimer ces retours d'information de manière individuelle ; la seule méthode pour les effacer est de les supprimer en entier via la page « Mon activité » de son compte Google<sup>9</sup>.

Le projet de développement de cette seconde interface a finalement été abandonné en raison de contraintes de faisabilité. En effet, l'API YouTube Data APIv3<sup>10</sup> ne permet pas d'interagir avec cette fonctionnalité, et l'API Google Data Portability API<sup>11</sup> permet uniquement de récupérer des informations sans possibilité de les modifier directement.

Suite à ces réflexions, le prototype Figma, utilisé comme référence pour l'implémentation (3.4), a été proposé et est illustré à la Figure (3.10).

9. Lien vers la page permettant de supprimer les mentions « Pas intéressé » de son compte YouTube : <https://myactivity.google.com/myactivity>

10. Lien vers la documentation de la YouTube Data APIv3 : <https://developers.google.com/youtube/v3?hl=fr>

11. Lien vers la documentation de la Data Portability API : <https://developers.google.com/data-portability/schema-reference?hl=fr>

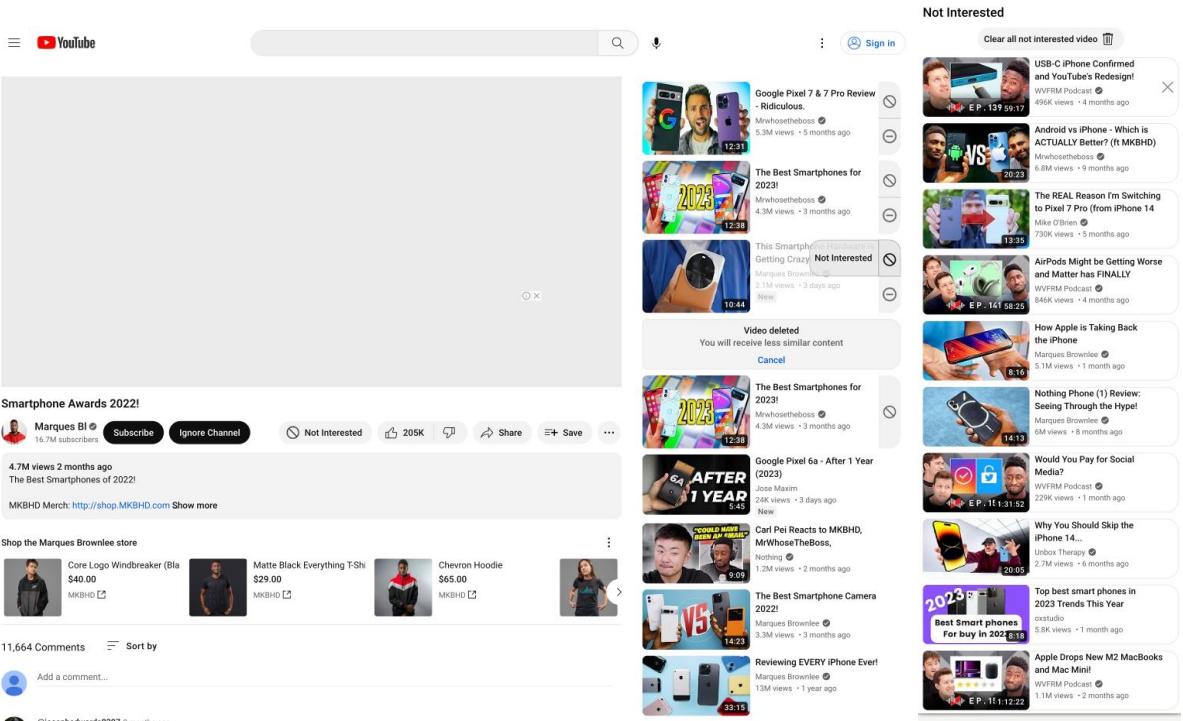


FIGURE 3.10 – Prototype Figma

## 3.4 Génération

Un prototype d’extension Chrome, nommé YTFlovn, a été développé pour faciliter la réalisation des tests utilisateurs. Ce plugin pour YouTube rend le mécanisme « Pas intéressé » immédiatement accessible à l’utilisateur, lui permettant ainsi de corriger ses recommandations lorsque le système de recommandation se trompe. Cette partie est structurée en trois sous-sections distinctes. La première discute et justifie les choix d’implémentation effectués (3.4.1). La deuxième offre une présentation des éléments d’interface développés (3.4.2). La troisième décrit l’implémentation technique de l’extension (3.4.3).

### 3.4.1 Choix d’implémentation

Cette sous-section examine les décisions importantes prises lors de l’implémentation de la fonctionnalité dans le cadre de cette recherche. Ces décisions ont établi certaines limites et orientations dans la réponse à la question de recherche et aux hypothèses formulées.

YouTube propose trois interfaces distinctes pour les recommandations : la page d’accueil, la page de recherche et la barre latérale sur la page de visionnage de vidéos. Pour des raisons de temps et afin de faciliter l’interprétation des résultats, seules les recommandations sur la page de visionnage ont été prises en compte dans cette étude. Cette décision est également justifiée par les

entretiens, qui ont révélé que les utilisateurs identifiaient plus facilement les vidéos dans la barre latérale de cette interface comme étant des recommandations, par rapport aux autres interfaces.

Durant l'implémentation de la fonctionnalité, un article de Mozilla discutant d'un sujet similaire à celui abordé par ce mémoire a été trouvé [68]. La Figure (3.11) montre le bouton ajouté par le plugin de Mozilla, initialement développé pour leur article [67] et réutilisé pour le second qu'ils ont publié.



FIGURE 3.11 – Fonctionnalité ajoutée par Mozilla dans leur plugin [67, 68]

Cet article souligne que les utilisateurs ne perçoivent pas l'influence de certains mécanismes actifs sur leurs recommandations, en se concentrant sur les mécanismes de correction des mauvaises recommandations. Ces mécanismes sont illustrés à la Figure (3.12). Il ajoute aussi que ces mécanismes sont inadéquats pour prévenir les mauvaises recommandations sur YouTube en raison de leur effet négligeable.

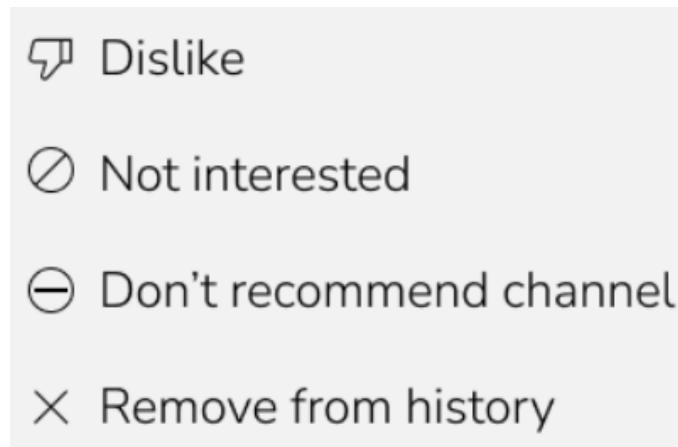


FIGURE 3.12 – Mécanismes de correction de recommandations [68]

À la suite d'une discussion avec les promoteurs de ce mémoire, il a été décidé de s'inspirer de cette étude et de se demander si ces mécanismes seraient plus adéquats si les deux conclusions de l'étude de Mozilla étaient différentes. En conséquence, il a été décidé de renforcer l'effet des actions de ce type sur les recommandations.

Pour renforcer l'effet du bouton « Pas intéressé » ajouté par l'extension développée dans le cadre de ce mémoire, il a d'abord été envisagé d'envoyer simultanément plusieurs mécanismes disponibles avec un seul bouton « Pas intéressé ». Cependant, la YouTube Data API v3 ne permet d'utiliser que le mécanisme de « dislike ». L'alternative consisterait à effectuer des requêtes web avec l'API youtubei, mais deux problèmes majeurs se sont posés. Premièrement, YouTube gère ces actions sous forme d'événements avec des tokens de feedback dynamiques ayant une durée de vie limitée. Ceux-ci ne sont accessibles qu'en déclenchant l'événement et en écoutant la réponse. Deuxièmement, cela irait à l'encontre des conditions d'utilisation de la YouTube Data API v3.

L'approche finalement retenue consiste à utiliser la YouTube Data API v3 pour sélectionner quatre vidéos supplémentaires appartenant à la même catégorie que la vidéo initialement désapprouvée et à leur appliquer également un « dislike ». L'objectif ensuite est d'évaluer l'impact réel de ce mécanisme sur la diversité des contenus recommandés et sur l'expérience utilisateur. Cette évaluation sera réalisée à travers l'analyse des données d'audit ainsi que des données qualitatives provenant de tests utilisateurs 3.5.

### 3.4.2 Interface Utilisateur

L'extension ajoute un bouton cliquable intitulé « Pas intéressé » sous la vidéo en cours de visionnage, aux côtés des autres mécanismes de feedback classiques dans la bannière de feedback, et à droite de chaque vignette de vidéo recommandée, comme illustré à la Figure (3.13).

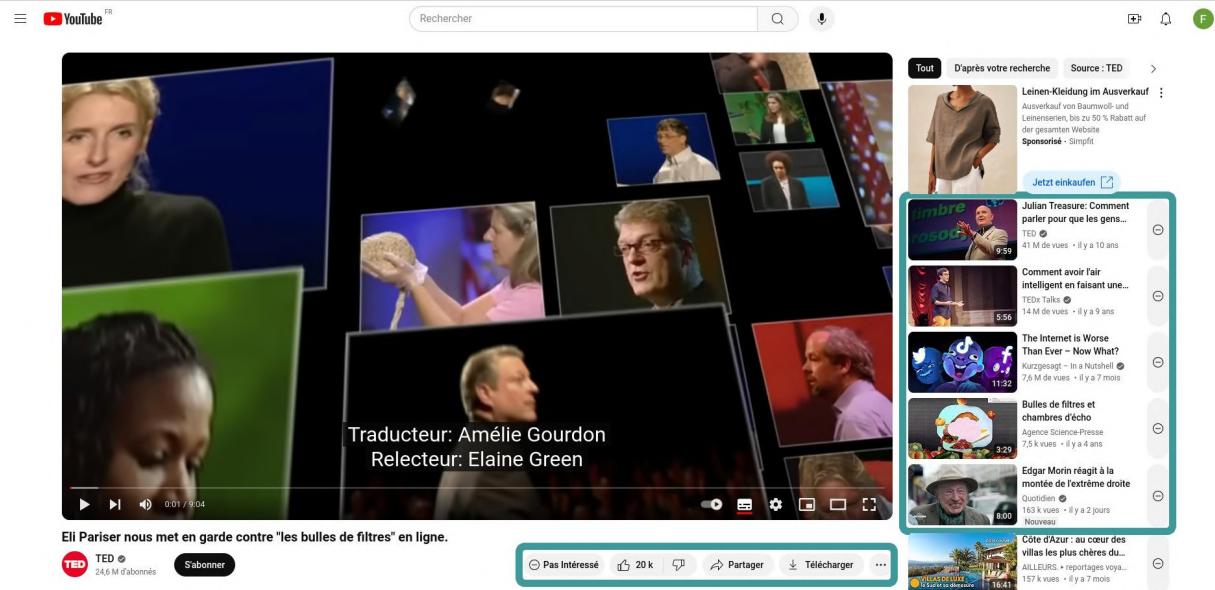


FIGURE 3.13 – Boutons « Pas intéressé » ajoutés à l’interface YouTube

Le bouton « Pas intéressé », présenté à côté de chaque vidéo recommandée, est de dimensions trop réduites pour y apposer un label permanent similaire à celui situé sous les vidéos. Afin d’éviter une surcharge visuelle dans les recommandations de vidéos, le label « Pas intéressé » apparaît lors du survol de la souris, comme illustré à la figure (3.14)



FIGURE 3.14 – Label affiché au survol de la souris

Lorsque l’utilisateur appuie sur le bouton « Pas intéressé », une bannière de feedback lui paraît. Elle affiche la miniature de la vidéo pour laquelle l’action a été effectuée et un message spécifiant que l’utilisateur recevra moins de contenu similaire à l’avenir.

Les bannières suivent le style de YouTube pour maintenir une expérience utilisateur cohérente. Si le bouton est cliqué dans les recommandations, la vidéo en question est remplacée par la bannière de feedback, imitant le mécanisme de base de cette fonctionnalité sur YouTube. Si c’est le bouton sous la vidéo en cours de visionnage qui est cliqué, l’icône du bouton devient noire, à l’instar du bouton « dislike », et une bannière apparaît sous la vidéo de manière similaire aux bannières informatives de YouTube. Cela est illustré respectivement à droite et à gauche de la Figure (3.15).

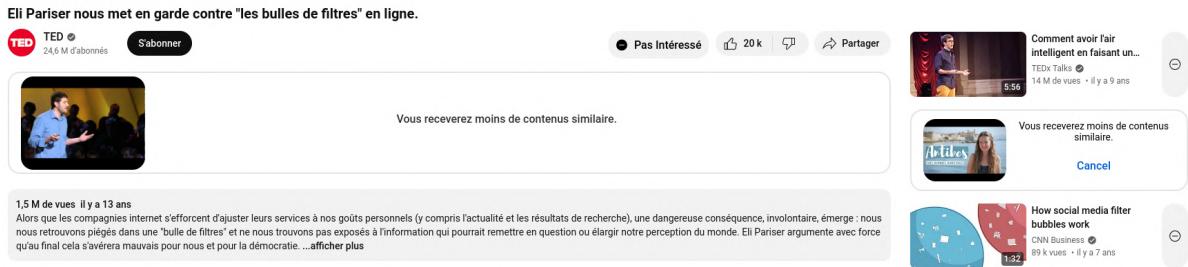


FIGURE 3.15 – Bannière de feedback pour l'action effectuée par l'utilisateur

L'extension YTFlown comprend également une interface de *popup* accessible en cliquant sur l'icône de l'extension dans le navigateur, comme illustré à la Figure (3.16). Cette interface est destinée à être utilisée exclusivement par la personne conduisant les tests utilisateurs, permettant ainsi de sauvegarder les données collectées pendant les tests une fois ceux-ci terminés.

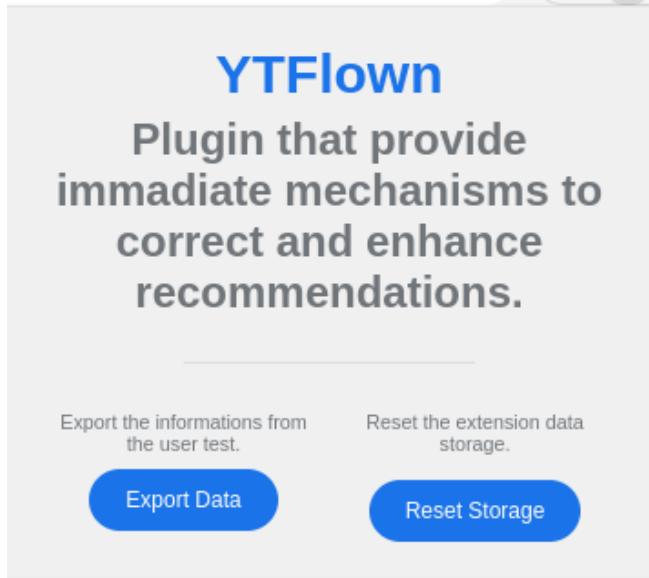


FIGURE 3.16 – Popup permettant la sauvegarde des données de test

### 3.4.3 Implémentation

Pour développer l'extension Chrome pour YouTube, les fichiers ont été organisés conformément à la structure illustrée à la Figure (3.17). Cette organisation est accompagnée d'un diagramme de séquence UML pour faciliter la compréhension du fonctionnement de l'extension. Le dossier assets contient les ressources d'images et d'icônes, tandis que le dossier popup regroupe les fichiers HTML, CSS et JavaScript pour la fenêtre popup de l'extension. Les scripts de contenu sont placés dans le dossier scripts où se trouve le script principal (*content.js*) et le script d'audit (*audit.js*).

Les styles CSS sont gérés dans le dossier scss. Enfin, les fichiers essentiels comme *background.js* qui gère les tâches en arrière-plan, et *manifest.json* qui configure l'extension en listant les permissions et les fichiers utilisés, se trouvent à la racine du projet.

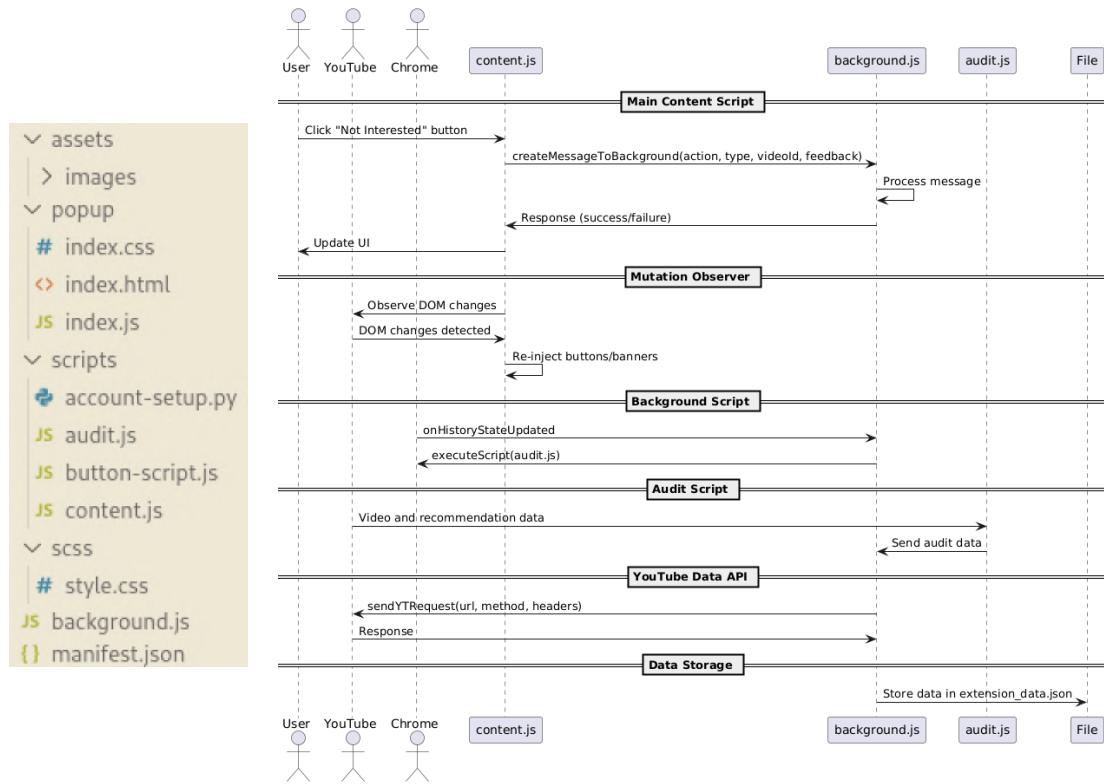


FIGURE 3.17 – Structure des fichiers et diagramme de séquence UML

### Script de contenu principal

Le script de contenu principal (*content.js*) est responsable de l'injection des boutons et des bannières de feedback dans le DOM de la page YouTube. En outre, il assure la communication avec le script de fond (*background.js*) en envoyant des messages lorsque l'utilisateur clique sur le bouton « Not Interested ». La fonction *createMessageToBackground* est utilisée pour envoyer différents types de messages et attend le résultat de la promesse pour le renvoyer ou exécuter la méthode de feedback.

```

1 // Create the message to background script
2 function createMessageToBackground(action, type, videoId, feedback) {
3     return new Promise((resolve, reject) => {
4         chrome.runtime.sendMessage(
5             {

```

```

6     source: 'content',
7     action: action,
8     type: type,
9     videoId,
10    },
11    (response) => {
12      if (response.action === 'actionComleted') {
13        console.log(response.result);
14        resolve(feedback ? feedback() : response.result);
15      } else if (response.action === 'actionFailed') {
16        reject(response.error || 'Failed: Error in feedback process');
17      }
18    }
19  );
20 });
21 }

```

Le script s'occupe aussi de l'affichage des éléments de l'interface utilisateur en fonction de l'état des interactions de l'utilisateur. Il modifie, par exemple, l'apparence des boutons « Pas intéressé » pour refléter leur état actif ou inactif (cfr. Figure 3.18), afin d'aider les utilisateurs à comprendre facilement quelles actions ont été effectuées.

 Pas Intéressé

 Pas Intéressé

FIGURE 3.18 – Apparence du bouton « Pas intéressé » dans la barre d'engagement

En raison de la nature de l'application *single-page* (SPA) de YouTube, où le DOM est constamment modifié sans recharge complet de la page, le script utilise un *MutationObserver*. Ce dernier détecte les modifications dynamiques du DOM et réinjecte les boutons et bannières de feedback lorsque c'est nécessaire, garantissant ainsi que ces éléments restent disponibles même lorsque l'utilisateur navigue sur différentes sections de YouTube.

```

1 // Mutation Observer configuration to interact with YouTube SPA
2 // in order to react to dynamic DOM events
3 // due to YouTube SPA model.
4 document.addEventListener('yt-navigate-finish', process);
5

```

```

6 function process() {
7   const targetNode = document.getElementById('page-manager');
8
9   const observerConfig = {
10     childList: true,
11     subtree: true,
12     attributes: true,
13     attributesFilter: ['href'],
14   };
15   const observer = new MutationObserver(onPageChange);
16   observer.observe(targetNode, observerConfig);
17 }

```

## Script de fond

Le script de fond (*background.js*) a pour objectif principal de surveiller et d'interagir avec les événements de navigation sur YouTube, de gérer les messages avec les différents scripts et de traiter les actions des utilisateurs sur les vidéos YouTube. Il réalise ces tâches à travers une série d'opérations asynchrones qui communiquent avec l'API de données YouTube et le stockage local de Chrome.

Une des responsabilités du script de fond est de garantir l'exécution du script d'audit (*audit.js*) dans l'onglet actif chaque fois qu'un utilisateur navigue vers une nouvelle vidéo.

```

1 chrome.webNavigation.onHistoryStateUpdated.addListener(
2   function (details) {
3     chrome.scripting.executeScript({
4       target: { tabId: details.tabId },
5       files: ['/scripts/audit.js'],
6     });
7   },
8   { url: [{ hostSuffix: 'youtube.com', pathPrefix: '/watch' }] }
9 );

```

Les messages sont écoutés et gérés en fonction de leur nature, qu'il s'agisse de messages d'audit ou d'actions liées aux fonctionnalités principales de l'extension. Les messages d'audit sont récupérés, traités et stockés, tandis que les messages relatifs aux fonctionnalités principales sont traités spécifiquement en fonction de l'action effectuée.

Le script contient plusieurs fonctions asynchrones qui appellent la méthode `sendYTRRequest`. Cette méthode envoie des requêtes à l'*API YouTube Data v3* afin de collecter les informations nécessaires pour traiter les actions de l'utilisateur et pour stocker les informations concernant ces actions.

```
1
2 // Send a request to YouTube Data API v3
3 async function sendYTRequest(url, method, headers) {
4     const response = await fetch(url, { method, headers });
5     if (!response.ok) {
6         throw new Error(`HTTP error! Status: ${response.status}`);
7     }
8     return response;
9 }
10
```

Les données sont stockées au format JSON dans un fichier nommé *extension\_data.json*. Ce fichier est structuré de manière à permettre à l'utilisateur la récupération des identifiants et des catégories des vidéos affichées, ainsi que des vidéos qui auraient été affichées sans personnalisation. De plus, il contient des informations sur les vidéos pour lesquelles un message de *feedback* a été envoyé.

```
1 {  
2     "CustomRecommendations": [  
3         [{  
4             "currentVideoId": <String: videoId>  
5             "recommendations": [  
6                 {"categoryId": <Int: categoryId>,  
7                  "videoId": <String: videoId>  
8             }]  
9         }]  
10    ],  
11  
12    "GeneralRecommendations": [  
13        [{  
14            "currentVideoId": <String: videoId>  
15            "recommendations": [  
16                {"categoryId": <Int: categoryId>,  
17                  "videoId": <String: videoId>
```

```

18         }]
19     ],
20   ],
21
22   "NotInterestedVideos": [
23     [
24       "categoryId": <Int: categoyId>
25       "videoIdsDict": {
26         <String: notInterestedVideoId> : [<String:
27           dislikedVideoId>]
28       }
29     ]
30 ]

```

---

### Script d'audit

Le script d'audit (*audit.js*) est exécuté chaque fois que l'utilisateur navigue d'une page à l'autre sur YouTube. Sa principale fonction est de récupérer l'identifiant de la vidéo en cours de lecture ainsi que les identifiants des vidéos recommandées, et de les envoyer au script de fond (*background.js*) afin de centraliser les données d'audit.

Pour gérer la nature SPA (*Single Page Application*) de YouTube précédemment abordée, le script d'audit (*audit.js*), tout comme le script injecté principal (*content.js*), utilise un *MutationObserver*. À chaque tranche de 20 vidéos proposées dans les recommandations, un message est envoyé au script de fond (*background.js*) afin de gérer le défilement vertical dans les recommandations.

Pour éviter les duplications d'informations provenant de la page précédente, le script attend 2000 millisecondes avant d'être exécuté. Ce délai permet à la page de se charger entièrement.

## 3.5 Validation

La phase de validation est mise en œuvre à travers des tests utilisateurs, conçus pour évaluer l'expérience utilisateur de l'extension Chrome développée et décrite dans la phase de génération (3.4). Les résultats de ces tests seront utilisés pour répondre à la question de recherche ainsi qu'aux hypothèses formulées lors de la phase d'idéation (3.3).

Les tests utilisateurs ont été conduits entre le 26 juin et le 14 juillet 2024. Le recrutement des participants a été réalisé afin de constituer une base d'utilisateurs expérimentés ainsi qu'une base

d'utilisateurs néophytes de YouTube. L'objectif de ce choix est de comparer les réponses des deux groupes afin de tester l'hypothèse H4 (3.3.1). Les tests utilisateurs ont duré entre 35 et 50 minutes.

### 3.5.1 Plannification

#### Nombre d'utilisateurs requis

Le nombre requis de participants aux tests utilisateurs est de 6. Ce nombre a été déterminé en suivant les recommandations théoriques sur les tests utilisateurs présentées dans le livre de Lallemand [46], et calculé via l'outil en ligne<sup>12</sup>, dont la formule est la suivante :

$$P(x \geq 1) = 1 - (1 - p)^n \quad (3.1)$$

avec p, la probabilité qu'un problème soit rencontré par un utilisateur, n le nombre d'utilisateurs qui passent le test et  $P(x \geq 1)$  la probabilité qu'un problème soit rencontré au moins une fois parmi les n utilisateurs [46].

Le livre de Lallemand [46] préconise de déterminer le nombre de participants nécessaire en effectuant 5 à 6 pré-tests avec des utilisateurs. Toutefois, en raison de contraintes de temps, un seul pré-test a été réalisé avec un utilisateur « expert » : une informaticienne ayant déjà conçu, mené et analysé des tests utilisateurs. Les potentiels problèmes rencontrés, utilisés pour calculer ce nombre d'utilisateurs à tester, ont été identifiés à partir de cette évaluation, des notes de la réunion de validation du script des tests utilisateurs effectuée avec les promoteurs de ce mémoire et des critères d'échecs des scénarios décrits dans le script des tests utilisateurs (3.5.1). Le nombre de participants requis a donc été calculé en se basant sur les résultats des premiers utilisateurs testés. Les problèmes potentiels identifiés et les utilisateurs les ayant rencontrés sont présentés dans le tableau ci-dessous (3.7).

---

12. Lien vers l'outil de calcul de l'échantillon pour les tests utilisateurs : « *Sample Size Calculator for Discovering Problems in a User Interface* » : [https://measuringu.com/calculators/problem\\_discovery](https://measuringu.com/calculators/problem_discovery)

| Problèmes rencontrés |     |     |     |     |     |     |         |
|----------------------|-----|-----|-----|-----|-----|-----|---------|
| Participants         | (1) | (2) | (3) | (4) | (5) | (6) | Moyenne |
| Utilisateur 1        |     |     | X   | X   |     | X   | 0.5     |
| Utilisateur 2        |     |     |     |     | X   |     | 0.167   |
| Utilisateur 3        |     |     |     |     | X   |     | 0.167   |
| Utilisateur 4        |     |     |     |     |     |     | 0.0     |
| Utilisateur 5        | X   | X   |     | X   |     |     | 0.5     |
| Fréquence            | 0.2 | 0.2 | 0.2 | 0.4 | 0.4 | 0.2 | p=0.27  |

TABLE 3.7 – Identification des problèmes les plus fréquents

### Design des tests utilisateur

Le script des tests utilisateurs a été conçu en se basant sur la question de recherche et les hypothèses définies dans la phase d'idéation (3.3), ainsi que sur leurs justifications issues des résultats des entretiens semi-directifs (3.2.4), et de l'extension Chrome pour YouTube. Ce script a ensuite été validé par les promoteurs de ce mémoire. Il est disponible en annexes (6) aux côtés du script fourni aux utilisateurs lors des tests.

Le script a été designé selon la structure classique définie dans le portfolio théorique de Lallemand [46]. Tout d'abord, l'utilisateur est accueilli et une première phase de préambule commence où il lui est expliqué l'objectif de ce test utilisateur et ses droits de confidentialité. Ensuite, un entretien préliminaire reprenant les questions du tableau (3.8) est mené. Cet entretien a pour objectif de comprendre le profil d'utilisation de YouTube de l'utilisateur.

1. Depuis combien de temps utilisez-vous YouTube ?
  
  2. À quelle fréquence utilisez-vous YouTube ?
  
  3. Pouvez-vous me dire pourquoi vous utilisez YouTube et pouvez-vous me parler de votre expérience sur la plateforme ?
  
  4. Avez-vous déjà mis un like, commenté une vidéo, vous êtes vous abonné ou autre ?

TABLE 3.8 – Questions de l'entretien préliminaire

Le script continue avec la suite du préambule, où le déroulement du test et une explication de l'objectif de l'extension Chrome sont fournis. Il est précisé à l'utilisateur que c'est l'extension qui est évaluée et non lui.

Viennent ensuite les cinq scénarios de ce test, dont l'objectif est de recueillir un maximum d'informations utiles pour répondre à la question de recherche et aux hypothèses. Les quatre premiers scénarios se concentrent sur l'utilisation des boutons de *feedback* et leur annulation, tant pour la vidéo en cours de visionnage que pour les vidéos recommandées dans la barre latérale. Pour ces quatre premiers scénarios, une version de l'extension Chrome sans les appels à la *YouTube Data API v3* est utilisée. Cela permet d'éviter d'épuiser le quota journalier de l'API avant le cinquième scénario, où ces appels sont essentiels pour que l'utilisateur puisse observer l'influence sur ses recommandations et pour que les données puissent être collectées. Le cinquième scénario place l'utilisateur dans une situation où ses recommandations sont perturbées, afin de recueillir son comportement face à une frustration.

## Scénario 1 : Vidéo visionnée non adéquate

**But :** Observer la manière dont l'utilisateur spécifie qu'il ne souhaite pas recevoir plus de contenu similaire (visionnage).

### Instructions :

1. Connectez-vous au compte YouTube qui vous est fourni, si ce n'est pas déjà le cas.
2. Choisissez une vidéo à regarder.
3. Dans les vidéos suivantes proposées, choisissez-en une à regarder.

*Après quelques secondes de visionnage, vous avez l'impression que le contenu de la vidéo ne vous plaît pas, vous trouvez qu'il ne devrait pas vous être proposé.*

4. Utilisez les outils disponibles pour signaler à YouTube que vous ne souhaitez pas recevoir ce genre de vidéo à l'avenir.

### Critères de succès :

- L'utilisateur identifie et utilise le mécanisme de feedback pour signaler une vidéo non souhaitée.
- L'utilisateur exprime verbalement une compréhension claire de l'action et de ses conséquences.

### Critères d'échecs :

- L'utilisateur ne trouve pas le mécanisme de feedback.
- L'utilisateur n'exprime pas clairement son intention.
- L'utilisateur utilise un autre mécanisme de feedback.

### Mesure :

- Clarté de l'utilisateur quant à la compréhension de l'outil de feedback (observée et notée par l'examinateur).

## Sénaire 2 : Annuler le feedback donné à une vidéo visionnée

**But :** Observer si l'utilisateur arrive à annuler son action (visionnage).

---

### Instructions :

*En regardant encore un peu, vous changez d'avis. Le contenu peut finalement peut-être vous intéresser.*

1. Annulez votre action précédente.

---

### Critères de succès :

- L'utilisateur exprime confiance et compréhension de l'annulation de l'action.

### Critères d'échecs :

- L'utilisateur ne trouve pas l'option d'annulation.

### Mesure :

- Clarté de l'utilisateur quant à la compréhension de l'annulation (observée et notée par l'examinateur).

## Scénario 3 : Vidéo recommandée non adéquate

**But :** Observer la manière dont l'utilisateur spécifie qu'il ne souhaite pas recevoir plus de contenu similaire (recommandations).

### Instructions :

1. Connectez-vous au compte YouTube qui vous est fourni, si ce n'est pas déjà le cas.
2. Choisissez une vidéo à regarder.
3. Dans les vidéos suivantes proposées, choisissez-en une à regarder.

*Vous remarquez une recommandation qui vous dérange, vous trouvez qu'elle ne devrait pas vous être proposée.*

4. Utilisez les outils disponibles pour signaler à YouTube que vous ne souhaitez pas recevoir ce genre de vidéo à l'avenir.

### Critères de succès :

- L'utilisateur identifie et utilise le mécanisme de feedback pour signaler une vidéo non souhaitée.
- L'utilisateur exprime verbalement une compréhension claire de l'action et de ses conséquences.

### Critères d'échecs :

- L'utilisateur ne trouve pas le mécanisme de feedback.
- L'utilisateur n'exprime pas clairement son intention.
- L'utilisateur utilise un autre mécanisme de feedback.

### Mesure :

- Clarté de l'utilisateur quant à la compréhension de l'outil de feedback (observée et notée par l'examinateur).

## Sénaire 4 : Annuler le feedback donné à une vidéo recommandée

**But :** Observer si l'utilisateur arrive à annuler son action (recommandations).

---

### Instructions :

*En regardant à nouveau, vous changez d'avis. Le contenu peut finalement peut-être vous intéresser.*

1. Annulez votre action précédente.

---

### Critères de succès :

- L'utilisateur exprime confiance et compréhension de l'annulation de l'action.

### Critères d'échecs :

- L'utilisateur ne trouve pas l'option d'annulation.

### Mesure :

- Clarté de l'utilisateur quant à la compréhension de l'annulation (observée et notée par l'examinateur).

## Sénaire 5 : Réaction face à une perturbation dans les recommandations

**But :** Observer la manière dont les utilisateurs agissent pour rétablir leur flux de recommandation suite à une perturbation.

### Instructions :

1. Connectez-vous au compte YouTube qui vous est fourni, si ce n'est pas déjà le cas.
2. Choisissez une vidéo à regarder.

### Petit rappel :

- (1) Les informations exprimées oralement sont très précieuses, surtout dans ce scénario. Pensez à bien décrire ce que vous avez en tête.
- (2) Les phrases en *italique* expliquent le scénario. Même si ce n'est pas vos préférences personnelles, nous vous demandons d'essayer de vous imaginer que c'est le cas.

*Dans les vidéos qui vous sont proposées, vous voyez plein de vidéos différentes qui vous intéressent. Rien de plus normal, vous êtes sur votre compte YouTube.*

*Cependant, vous remarquez qu'il y a en a qui ne vous intéressent pas. Certainement un proche à vous qui a utilisé votre compte YouTube ... Vous voulez donc rétablir vos recommandations habituelles.*

3. Utilisez les mécanismes qui sont disponibles pour spécifier à YouTube que vous ne souhaitez pas ces recommandations qui ne sont pas faites pour vous.
4. Choisissez une nouvelle vidéo à regarder.
5. Répétez les points 3 et 4 jusqu'à être satisfait de ce qui vous est proposé.

**Critères de succès :**

- L'utilisateur identifie les vidéos non souhaitées et utilise le mécanisme de feedback pour ajuster les recommandations.
- Les recommandations proposées après l'ajustement sont perçues comme plus pertinentes par l'utilisateur.

**Critères d'échecs :**

- Les recommandations post-ajustement sont toujours perçues comme non pertinentes.
- L'utilisateur exprime de la frustration ou de la confusion pendant le processus.

**Mesure :**

- **Temps de complétion** : Temps nécessaire pour rétablir des recommandations pertinentes.
- **Nombre de feedback** : Nombre d'actions entreprises afin de rétablir des recommandations pertinentes.
- **Satisfaction post-ajustement** : Évaluation subjective de la satisfaction des recommandations après ajustement par l'utilisateur.
- **Diversité des recommandations** : Mesure objective de la diversité des recommandations avant et après l'ajustement, en termes de catégories de vidéos recommandées.

Le scénario 5 engage les utilisateurs dans un exercice où ils incarnent un personnage, avec pour objectif d'identifier et d'éliminer un certain type de vidéos de leurs recommandations. Initialement, il a été anticipé que les utilisateurs pourraient éprouver des difficultés à s'immerger dans ce rôle, surtout si leurs préférences personnelles ne correspondaient pas à celles du personnage en question. Cependant, cette problématique a été atténuée grâce à l'étape de pré-sélection de vidéos intégrée dans le scénario.

Les recommandations sur YouTube, affichées sur la page de visionnage, sont fortement contextuelles, attribuant beaucoup d'importance à la vidéo en cours de visionnage [77]. Cette spécificité a simplifié l'immersion des utilisateurs dans le rôle, car les recommandations générées correspondaient naturellement à leurs goûts et intérêts personnels.

Une fois les scénarios effectués, un entretien de debriefing est effectué afin de revenir sur les scénarios effectués et creuser un peu plus certains aspects importants. Les questions types de ce débriefing sont reprises dans le tableau (3.9)

1. Qu'avez vous pensé de la fonctionnalité présentée sur l'interface YouTube ?

2. Quels avantages et inconvénients y voyez-vous ?
3. Avez-vous déjà utilisé une fonctionnalité similaire sur d'autres plateformes ? (Quelle est votre expérience avec celles-ci ?)
4. Pouvez-vous comparer la fonctionnalité avec le dislike ?
5. Le dernier scénario vous fait imaginer que dans les vidéos qui vous sont proposées, certaines ne vous plaisent pas. Trouvez-vous ce scénario plausible ? (Pour celui-ci, ce serait dû à un proche qui aurait utilisé votre compte YouTube. Avez-vous déjà reçu des recommandations qui ne vous plaisent pas dans d'autres situations ?)

TABLE 3.9 – Questions types pour l'entretien de débriefing

Avant les remerciements, un questionnaire UEQ (*User Experience Questionnaire*) version courte<sup>13</sup> a été donné aux utilisateurs afin d'évaluer l'expérience utilisateur de l'application. L'utilisation d'un questionnaire UEQ court a été décidée en consultation avec le co-promoteur de ce mémoire, dans le but de réduire la surcharge cognitive des participants, étant donné que le test utilisateur est déjà assez long.

Le questionnaire UEQ a été préféré aux questionnaires spécifiques à l'expérience utilisateur des systèmes de recommandation, tels que ResQue de P. Pu et al. [27] ou le framework d'évaluation des systèmes de recommandation avec une approche centrée sur l'utilisateur de P. Knijnenburg et al. [41], comme discuté dans l'état de l'art (2). Ce choix a été motivé par la large utilisation de l'UEQ et la facilité d'analyse de ses résultats.

### **Configuration de compte YouTube**

Initialement, les scénarios utilisateurs devaient être appliqués aux comptes des participants. Cependant, une méthode alternative a été mise en place pour deux raisons. Premièrement, la connexion aux comptes personnels des utilisateurs présentait des difficultés potentielles de mise en œuvre lors des tests. Deuxièmement, les pré-tests utilisateurs ont identifié un biais potentiel lié à la réticence des utilisateurs à interagir avec leurs propres comptes dans le cadre des mises en situation.

Il a donc été décidé de fournir un compte YouTube lors des tests utilisateurs. Afin de maintenir une cohérence dans les tests, ce compte YouTube devait être réinitialisé entre chaque test et configuré de manière identique pour tous les utilisateurs. Une extension Chrome a été créée pour ajouter automatiquement à l'historique de visionnage YouTube une série de vidéos, le but étant

---

13. Lien vers le site présentant les questionnaires UEQ : <https://www.ueq-online.org/>

de simuler un utilisateur moyen.

La sélection de ces vidéos à ajouter a été effectuée de manière à être représentative de l'utilisation moyenne des utilisateurs de YouTube. Cette proportionnalité a été approximée en agrégant des données provenant de divers articles de blog s'intéressant aux statistiques de YouTube, ce type de données n'ayant pas été trouvé directement. La répartition des catégories ajoutées à l'historique de recherche est présentée dans le tableau (3.10), et la liste des URLs des vidéos de configuration est fournie en annexes (6).

| Genre                        | Nombre de vidéos |
|------------------------------|------------------|
| Musique                      | 20 vidéos        |
| Divertissement               | 18 vidéos        |
| Gaming                       | 10 vidéos        |
| Vlogs et vidéos de créateurs | 9 vidéos         |
| Education                    | 8 vidéos         |
| Science et Technologie       | 7 vidéos         |
| Cuisine et Recettes          | 6 vidéos         |
| Beauté et Mode               | 5 vidéos         |
| Sports                       | 5 vidéos         |
| Nouvelles et Politique       | 4 vidéos         |
| Enfants                      | 4 vidéos         |
| Voyage                       | 4 vidéos         |

TABLE 3.10 – Nombre de vidéos ajoutées pour chaque catégorie

### 3.5.2 Analyse

#### UEQ

Le *User Experience Questionnaire* (UEQ) est un outil très répandu et validé permettant d'évaluer l'expérience utilisateur d'un système [49]. Il est conçu autour d'une série d'aspects que l'utilisateur doit évaluer au moyen d'une échelle de Likert à 7 points. Chaque aspect permet de capturer une dimension de l'expérience utilisateur en fonction de qualités pragmatiques ou hédoniques. Les résultats des tests UEQ ont été calculés par l'outil d'analyse de données UEQ-S prévu spécifiquement pour faciliter l'analyse de ces résultats <sup>14</sup>.

#### Mesure de diversité

Afin d'obtenir une mesure objective de l'évolution de la diversité des recommandations proposées à l'utilisateur au cours de sa navigation, les données collectées par l'extension et stockées dans des fichiers JSON sont analysées par un script Python. Ce script est responsable de l'extraction

14. Lien vers le site présentant l'outil d'analyse UEQ-S : <https://www.ueq-online.org/>

de ces données ainsi que de l'implémentation de la mesure de diversité.

Comme discuté dans l'état de l'art (2), il est nécessaire de choisir le type de diversité à mesurer ainsi qu'une mesure de diversité appropriée.

Dans ce travail, il a été décidé d'utiliser une diversité contextuelle et thématique en utilisant les catégories fournies par YouTube pour classer les vidéos et en calculer la distribution. Parmi les choix discutés dans l'état de l'art (2), cette approche a été retenue car les entretiens semi-directifs (3.2.4) ont montré que la diversité des catégories était mieux comprise par les utilisateurs. Cette décision est également soutenue par la revue de littérature de Kaminskas et al. [20], qui compare la diversité perçue à travers la diversité des catégories et la diversité item-to-item. Leur présentation indique que la diversité perçue des catégories a une influence positive sur la facilité d'utilisation et l'utilité perçue du système.

La mesure de diversité utilisée est inspirée de la mesure RADio (Rank-Aware Divergence metrics to measure nOrmative diversity) de Vrijenhoek et al. [23]. Cependant, elle est appliquée aux catégories YouTube plutôt qu'aux qualités normatives du contenu. Ce choix a été motivé par les propriétés mathématiques souhaitables de la métrique RADio en tant que métrique de distance, notamment l'identité, la symétrie et l'inégalité triangulaire. De plus, RADio est capable de gérer l'absence de catégories dans les ensembles de distribution et de prendre en compte le rang des items dans la liste de recommandations. Enfin, l'article souligne que cette métrique est comparable avec d'autres métriques et systèmes de recommandations, qu'ils utilisent un système de classement ou non.

La mesure utilisée est la f-divergence ( $D_f$ ) qui permet dans cette étude de comparer la distribution des catégories de deux ensembles de recommandations. La forme discrète est donnée par l'équation (3.2).

$$D_f(P, Q) = \sum_x Q(x) f\left(\frac{P(x)}{Q(x)}\right) \quad (3.2)$$

Pour mesurer cette diversité, il est nécessaire de définir les distributions P et Q, x représentant les valeurs que peuvent prendre les variables aléatoires des populations de P et de Q. L'article [23] définit ces distributions comme étant la distribution des recommandations émises (Q) et celle de leur contexte (P). Le choix de P et Q est laissé à l'appréciation du cas d'application spécifique. Dans le cadre de ce mémoire, la distribution P représente la distribution de référence, c'est-à-dire la distribution des recommandations en l'absence de personnalisation. La distribution Q représente la distribution des recommandations effectivement faites à l'utilisateur.

Cette f-divergence est une forme générique utilisée pour désigner diverses mesures de divergence. Dans ce contexte, nous utilisons la divergence de Jensen-Shannon ( $D_{JS}$ ) décrite par l'équa-

tion (3.3). La racine carrée de cette divergence,  $\sqrt{D_{JS}}$ , est utilisée pour notre mesure. La divergence de Jensen-Shannon utilise une notation logarithmique afin de combler les lacunes de la divergence de Kullback-Leibler et ainsi obtenir une mesure de divergence bornée à l'unité. La racine carrée permet d'assurer les propriétés d'une mesure de distance et ainsi obtenir les qualités citées dans le paragraphe expliquant le choix de cette mesure.

$$\begin{aligned} D_{JS}(P, Q) = & - \sum_{x \in \mathcal{X}} \frac{P(x) + Q(x)}{2} \log_2 \left( \frac{P(x) + Q(x)}{2} \right) \\ & + \frac{1}{2} \sum_{x \in \mathcal{X}} P(x) \log_2 P(x) \\ & + \frac{1}{2} \sum_{x \in \mathcal{X}} Q(x) \log_2 Q(x) \end{aligned} \quad (3.3)$$

Ainsi, le calcul de la f-divergence utilise la formule (3.2) où la fonction  $f$  est remplacée par la formule de l'équation (3.4).

$$f_{JS}(t) = \frac{1}{2} \left[ (t+1) \log \left( \frac{2}{t+1} \right) + t \log t \right] \quad (3.4)$$

Pour garantir le fonctionnement de la mesure lorsque certaines catégories d'une distribution ne sont pas présentes dans l'autre distribution, les distributions  $P$  et  $Q$  sont modifiées selon l'équation (3.5). Les valeurs  $\bar{P}$  et  $\bar{Q}$  les remplacent ainsi avec une valeur de  $\alpha$  proche de 0, elles sont ensuite normalisées afin de conserver une distribution de probabilités cohérente.

$$\begin{aligned} \bar{Q}(x) &= (1 - \alpha)Q(x) + \alpha P(x), \\ \bar{P}(x) &= (1 - \alpha)P(x) + \alpha Q(x) \end{aligned} \quad (3.5)$$

Enfin, la formule du Mean Reciprocal Rank (MMR) (3.6) a été adoptée afin de prendre en compte la notion de rang dans la liste de recommandations présentée à l'utilisateur. La mesure Mean Reciprocal Rank a été choisie par rapport à la mesure Normalized Discounted Cumulative Gain (NDCG) présentée dans l'article car elle est préconisée lorsque l'utilisateur interagit avec une fraction d'une vaste collection d'items [23]. Les distributions  $\bar{Q}$  et  $\bar{P}$  sont transformées suivant la formule (3.6) en  $Q^*$  et  $P^*$ .

$$\begin{aligned} Q^*(x) &= \frac{\sum_i w_{R_i} \mathbf{1}_{i \in \mathbf{x}}}{\sum_i w_{R_i}}, \text{ où } w_{R_i} = \frac{1}{R_i}, \\ P^*(x) &= \frac{\sum_i w_{R_i} \mathbf{1}_{i \in \mathbf{x}}}{\sum_i w_{R_i}}, \text{ où } w_{R_i} = \frac{1}{R_i} \end{aligned} \quad (3.6)$$

Cette formule permet de modifier l'importance que l'on accorde à un élément de la liste en fonction de son rang.

La mesure de diversité RADio, telle que définie dans ce mémoire, permet d'évaluer la diversité en comparant la distribution des recommandations proposées à l'utilisateur sur l'interface de visionnage avec celle des recommandations fournies pour la même vidéo en l'absence de personnalisation. L'évolution de la diversité au fil du temps pour un utilisateur est capturée par des mesures successives effectuées sur les listes de recommandations qui lui sont présentées au cours de sa navigation.

### 3.5.3 Résultats

Les tests utilisateurs ont permis de recueillir des données qualitatives sur la réception de la fonctionnalité par les participants. Dans cette section, des premiers résultats généraux sont présentés. L'interprétation de ces résultats pour répondre à la question de recherche et aux hypothèses formulées (3.3.1) sera discutée dans le chapitre (4). Les données quantitatives obtenues grâce au questionnaire UEQ et lors du cinquième scénario des tests utilisateurs seront également présentées. Étant donné la petite taille de l'échantillon ( $n=6$ ), ces données ne sont pas généralisables mais illustrent les résultats obtenus, qui pourraient être étendus en suivant la méthodologie décrite dans cette section (3.5).

#### Données démographiques

Les participants sont répartis en deux groupes de trois personnes : utilisateurs confirmés (Utilisateurs 2, 4 et 6) et utilisateurs néophytes (Utilisateurs 1, 3 et 5) de YouTube. Chaque utilisateur a une utilisation régulière de YouTube, allant d'une fois par jour à plus de trois fois par jour. La classification en utilisateur confirmé ou néophyte a été déterminée lors de l'entretien préliminaire, basée sur l'évaluation de leur conscience algorithmique définie dans la partie résultats des entretiens semi-directifs (3.2.7). L'utilisation effective des mécanismes a constitué le critère principal pour cette classification, car le test utilisateur portait sur l'évaluation d'un mécanisme de *feedback*.

#### Utilisation et réception de la fonctionnalité

La fonctionnalité « Pas intéressé » a été utilisée de manière extensive par deux utilisatrices (Utilisateur 1 et 6). Deux utilisateurs ont utilisé le mécanisme de manière naturelle, ni extensif, ni réservé (Utilisateur 2 et 4). Tandis que les deux autres utilisateurs ont utilisé le mécanisme en se limitant aux consignes du scénario (Utilisateurs 3 et 5).

Le bouton a été utilisé de manière intuitive et fluide à quelques exceptions près. Deux des utilisateurs néophytes (Utilisateurs 3 et 5) étaient hésitants lors de leur première utilisation du mécanisme. Ils ont identifié « Pas intéressé » comme le mécanisme le plus pertinent, mais ont passé en revue les autres options avant de faire leur choix. L'Utilisatrice 3 a utilisé le mécanisme natif de YouTube « Pas intéressé » après avoir appris à utiliser le mécanisme ajouté par l'extension, et

l'Utilisatrice 6 a utilisé le dislike en plus du bouton « Pas intéressé » pour signaler du contenu dérangeant en spécifiant : « *Vraiment pour montrer que je ne veux pas ça.* ».

Les utilisateurs ont facilement effectué les scénarios d'annulation. L'Utilisatrice 1 a spécifié qu'elle aurait préféré un bouton « Annuler » dans la bannière sous la vidéo, mais n'a pas eu de mal à annuler son action. L'Utilisatrice 3 a été rassurée par le retour de la miniature de la vidéo confirmant l'annulation. Les Utilisateurs 4, 5 et 6 ont exprimé des préoccupations quant aux actions « Pas intéressé » dans le cas où elles seraient définitives.

Le bouton « Pas intéressé » sous la vidéo et celui à droite de chaque recommandation n'a pas été reçu de la même manière. Par exemple, l'utilisatrice 1 exprime une moins grande affinité avec le bouton sous la vidéo, car elle n'a pas l'habitude d'utiliser les « *likes* » et autres mécanismes présents sous la vidéo. Par contre, elle est enthousiaste pour les boutons présents à droite de la vidéo. L'utilisatrice 6, quant à elle, utilise de manière plus intuitive le mécanisme sous la vidéo lors du scénario 5. Les commentaires exprimés sur la fonctionnalité lors de l'entretien de débriefing se concentraient principalement sur les boutons dans les recommandations à droite de la vidéo, montrant que cette partie de l'extension a plus marqué les participants.

## Retours utilisateur

La fonctionnalité « Pas intéressé » a été majoritairement perçue de manière positive. Elle est décrite comme intuitive, facile à utiliser, et satisfaisante. Certains utilisateurs ont exprimé percevoir l'efficacité du mécanisme (Utilisateurs 1, 2, 4 et 6). La fonctionnalité est entre autre qualifiée de « chouette », « sympa », « amusante », « intuitive », « claire », « facile ». Certains utilisateurs ont montré un intérêt pour une utilisation de cette fonctionnalité comme outil facilitant l'organisation de leurs recommandations (Utilisateurs 1, 2, 3, 4, 6). Par exemple, les utilisatrices 2 et 6 ont exprimé des sentiments similaires : « Un outil comme ça n'existe pas, mais ça paraît fou! ». Les utilisateurs 2, 3 et 6 ont apprécié le sentiment de contrôle et d'efficacité à l'utilisation de la fonctionnalité. Par contre, l'utilisateur 4 pense que cette fonctionnalité est plus utile lors de la création d'un compte. Il explique cela car la personnalisation de YouTube le satisfait sur le long terme.

Cependant, certains utilisateurs ont rencontré des problèmes avec le retour de contenu non désiré malgré l'utilisation du mécanisme "Pas intéressé" (Utilisateurs 1, 3, 4 et 5). Cela concernait principalement du contenu d'actualité très médiatisé, comme les élections en France ou la tentative d'assassinat de Donald Trump. L'Utilisateur 5 a abandonné le scénario cinq avant d'être satisfait du résultat car il n'arrivait pas à faire disparaître le contenu hautement médiatisé. Cependant, les autres utilisateurs ont terminé le scénario après 2 à 6 itérations, exprimant leur satisfaction de deux manières. Premièrement, les catégories de vidéos présentes dans les recommandations correspondaient aux attentes fixées par l'utilisateur (Utilisateurs 1, 3, 4, 6). Deuxièmement, il ne restait plus de contenu indésirable dans les recommandations (Utilisateur 2).

La majorité des utilisateurs trouvent le scénario 5 plausible. L'utilisatrice 1 a noté que YouTube se trompe parfois : « *YouTube essaye de proposer des choses intéressantes, parfois ça marche, parfois ça marche pas.* ». L'Utilisatrice 6 a mentionné le contenu trompeur : « *On est pas à l'abri d'une erreur, d'une tromperie. Une image, un titre alléchant, séducteur où l'on se rend compte après que le contenu ne va pas, que l'on se fait un peu avoir.* ». Les Utilisateurs 1 et 4 ont également noté que leurs goûts peuvent changer, ce qui prend du temps à être mis à jour par YouTube. Seul l'Utilisateur 5 ne trouve pas le scénario pertinent, car il effectue des recherches précises en sachant à l'avance ce qu'il cherche sur YouTube.

### Comparaison avec le dislike et d'autres plateformes

Le mécanisme « Pas intéressé » a été comparé à Tinder, où l'on donne son avis sur un résumé (Utilisateur 1), ainsi qu'à Facebook et Instagram, qui possèdent ce mécanisme sur les publicités ou pour bloquer des personnes (Utilisateurs 2 et 3). Des comparaisons surprenantes ont été faites : l'Utilisatrice 3 a comparé la fonctionnalité à ses mails, exprimant qu'elle aurait apprécié pouvoir cocher une série de vidéos avant de signaler en bloc qu'elle n'est pas intéressée. Cette comparaison à un mécanisme de tri est également partagée par l'Utilisatrice 1, qui a exprimé percevoir la fonctionnalité comme un outil de tri. L'utilisatrice 6 a comparé la fonctionnalité aux paramétrages de son téléphone, en expliquant qu'elle lui procurait un sentiment accru de maîtrise.

Lors de la comparaison avec le bouton « *dislike* », une nette préférence pour le bouton « Pas intéressé » a été recueillie (Utilisateurs 1, 2, 3 et 4). Les utilisateurs jugent le « *dislike* » trop négatif et potentiellement perçu comme méchant ou péjoratif, tandis que « Pas intéressé » est considéré comme une action neutre (Utilisateurs 2, 4 et 6). Le bouton « Pas intéressé » est perçu comme une action privée (Utilisateurs 1, 2 et 4), alors que le « *dislike* » est perçu comme une action partagée. L'Utilisateur 5 a expliqué que « Pas intéressé » répondait plus à ses besoins immédiats, tandis que le « *dislike* » est perçu comme une action à long terme.

### Résultats du questionnaire UEQ

Les résultats du questionnaire UEQ sont présentés au travers du tableau (3.11) montrant la moyenne, l'écart type et la variance pour chaque item du questionnaire et du tableau (3.12) comparant les résultats en termes de qualité hédonique et pragmatique par rapport au *benchmark*.

| Élément | Moyenne | Écart type | # | Négatif       | Positif        | Échelle             |
|---------|---------|------------|---|---------------|----------------|---------------------|
| 1       | 2,3     | 0,8        | 6 | Rigide        | Facilitant     | Qualité Pragmatique |
| 2       | 2,5     | 0,8        | 6 | Compliqué     | Simple         | Qualité Pragmatique |
| 3       | 2,3,    | 0,8        | 6 | Inefficace    | Efficace       | Qualité Pragmatique |
| 4       | 2,7     | 0,8        | 6 | Déroulant     | Clair          | Qualité Pragmatique |
| 5       | 2,2     | 0,8        | 6 | Ennuyeux      | Captivant      | Qualité Hédonique   |
| 6       | 2,2     | 0,8        | 6 | Inintéressant | Intéressant    | Qualité Hédonique   |
| 7       | 0,3     | 1,2        | 6 | Conventionnel | Original       | Qualité Hédonique   |
| 8       | 0,5     | 0,5        | 6 | Habituel      | Avant-gardiste | Qualité Hédonique   |

TABLE 3.11 – Détails des scores par item

| Échelle             | Moyenne | Écart Type | Comparaison au Benchmark | Interprétation                                     |
|---------------------|---------|------------|--------------------------|--|
| Qualité Pragmatique | 2,458   | 0,749      | Excellent                | Dans la fourchette des 10 % de meilleurs résultats |
| Qualité Hédonique   | 1,292   | 0,459      | Bon                      | 10% de résultats meilleurs, 75% de résultats pires |
| Général             | 1,88    | 0,487      | Excellent                | Dans la fourchette des 10 % de meilleurs résultats |

TABLE 3.12 – Résumé des scores moyens et comparaison aux benchmarks

La figure (3.19) permet de mieux visualiser les résultats du questionnaire UEQ, en mettant en évidence les performances de l'extension évaluée sur les dimensions de la qualité pragmatique et hédonique. Les différentes couleurs du graphique fixées par le *benchmark* permettent d'évaluer la qualité du produit par rapport à d'autres produits. Les résultats montrent que les qualités pragmatiques de l'extension sont excellentes, se situant dans les 10 % des meilleurs résultats du *benchmark*. Cela est illustré par la barre vert foncé sur le graphique, indiquant une performance supérieure à la moyenne, avec un score moyen de 2,458. Les qualités hédoniques, bien que moins élevées, restent tout de même meilleures que 75 % des produits testés, comme le montre la barre vert clair avec un score moyen de 1,292. Ensuite, l'écart type représenté par les barres noires verticales sur le graphique permet de représenter la dispersion des réponses données. L'écart type global de 0,487 suggère une cohérence raisonnable dans les perceptions des utilisateurs, avec une variabilité plus prononcée dans les évaluations de la qualité pragmatique ( $\sigma = 0,749$ ) que dans celles de la qualité hédonique ( $\sigma = 0,459$ ).

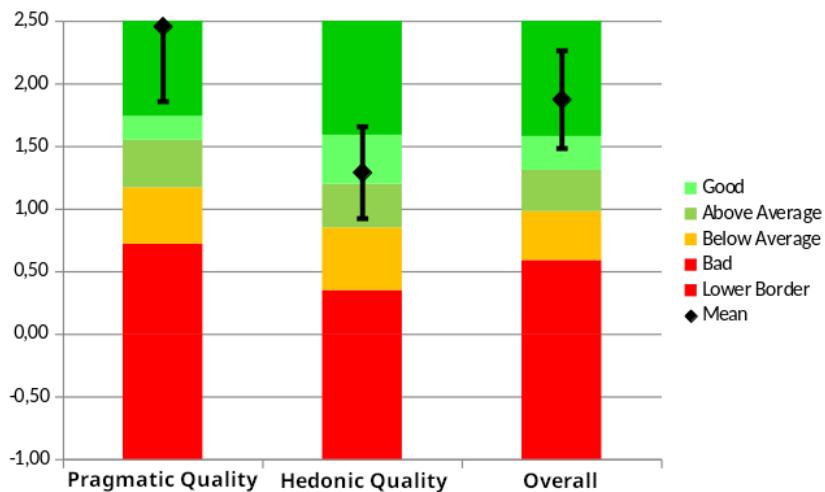


FIGURE 3.19 – Résultats des questionnaires UEQ

### Résultats de diversité

La figure (3.20) affiche les résultats d'évolution de la diversité pour chaque utilisateur au cours de sa navigation ainsi que l'évolution de la diversité moyenne pour tous les utilisateurs. Étant donné que les mesures ont été prises lors du cinquième scénario, le nombre de mesures dépend du nombre d'itérations que l'utilisateur a faites avant d'être satisfait de ses recommandations. Les scores de diversité varient considérablement d'un utilisateur à l'autre. Comme expliqué précédemment (3.5.3), un plus grand nombre d'utilisateurs serait nécessaire pour déceler des tendances d'évolution de la diversité. De plus, des études longitudinales pourraient évaluer si ces tendances se maintiennent à long terme. Pour étudier l'impact exact du mécanisme « Pas intéressé », il faudrait mesurer les recommandations personnalisées avec et sans le mécanisme, nécessitant un second compte YouTube paramétré de la même manière que le premier, agissant comme un « copycat ».

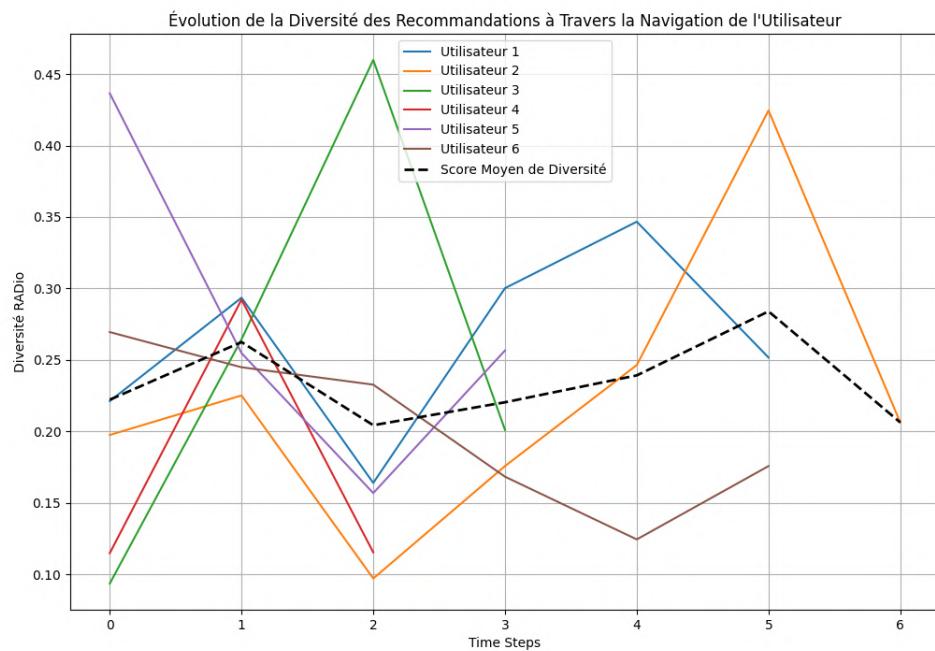


FIGURE 3.20 – Évolution de la diversité des recommandations

# 4. Discussion

## 4.1 Limitations du travail

Avant de discuter des résultats obtenus, il est crucial de reconnaître les limites de notre étude, qui peuvent affecter l'interprétation et la généralisation de nos conclusions. Les restrictions méthodologiques et contextuelles suivantes doivent être prises en compte pour évaluer la portée et la validité de nos travaux.

**Taille des échantillons** Une des principales limites de cette étude réside dans la taille des échantillons utilisés pour les différentes méthodes de collecte de données qualitatives. Les entretiens semi-directifs ont impliqué 20 participants, tandis que les tests utilisateurs n'ont concerné que 6 personnes. Cette taille d'échantillon restreinte impacte la robustesse des résultats, notamment les résultats quantitatifs des tests utilisateurs liés à l'UeQ (User Experience Questionnaire) et à la mesure de diversité. Cette limitation est en grande partie due aux contraintes de temps, limitant ainsi la possibilité d'obtenir des données généralisables.

**Représentation des tranches d'âge** Pour les entretiens guérilla, une autre limitation notable est la représentation des tranches d'âge des participants. Seules des personnes âgées de 18 à 25 ans ont participé, ce qui réduit la diversité des perspectives recueillies. Cette limitation est due au fait que ce groupe d'âge était le plus disposé à participer, ce qui peut introduire un biais dans les résultats obtenus.

**Taille des échantillons** Les tests utilisateurs ont également souffert d'un manque de pré-tests. Idéalement, 5 à 6 pré-tests auraient été nécessaires pour déterminer le nombre idéal d'utilisateurs à tester. En raison de contraintes temporelles, un seul pré-test par un expert a été réalisé. Cette approche a conduit à utiliser les premiers utilisateurs testés comme pré-testeurs.

**Limites des tests utilisateurs** Les tests utilisateurs ont été réalisés avec une extension prototype, non disponible directement sur l'ordinateur des utilisateurs, mais sur un ordinateur fourni pour les tests. De plus, un compte YouTube pré-paramétré a été utilisé pour éviter les biais dus à

la réticence des utilisateurs à perturber leurs recommandations personnelles. Cette méthode pourrait introduire des biais liés au contexte artificiel de l'expérimentation. Par ailleurs, l'extension ne fonctionne que sur l'interface de visionnage de vidéos de YouTube, excluant ainsi les autres interfaces de recommandations, ce qui limite la portée des résultats. Dans la même idée, les tests ont été réalisés sur ordinateur, ne prenant pas en compte les autres appareils sur lesquels l'utilisation de YouTube est différente.

**Contexte d'utilisation et biais de sélection** Pour standardiser les conditions des tests utilisateurs, un compte YouTube identique a été paramétré avec un historique de visionnage supposé représentatif de la consommation moyenne. Cette sélection manuelle peut introduire des biais. De plus, l'arrivée d'événements d'actualité importants durant certains tests utilisateurs a provoqué une sur-représentation de ces événements sur la plateforme, affectant les résultats.

**Limites technologiques** La YouTube Data API v3 présente des contraintes qui limitent l'expressivité nécessaire pour interagir pleinement avec YouTube et récupérer des données d'utilisation. Par exemple, certains signaux tels que « pas intéressé » ne peuvent pas être envoyés, et seuls « retirer de l'historique » et « *dislike* » sont possibles. De plus, le quota de crédit utilisable par jour pour interagir avec l'API limite la possibilité d'effectuer des études de diversité sur un grand nombre d'itérations de manière gratuite. Ces limitations technologiques réduisent la capacité à évaluer complètement l'impact des signaux envoyés par l'extension.

**Mesure de diversité** La mesure de diversité utilisée dans cette étude est contextuelle et thématique, se basant sur les catégories définies par YouTube. Bien que les utilisateurs aient généralement perçu les liens entre les vidéos selon ce système de catégories, d'autres classifications, telles que les liens par créateur de contenu et par concepts de vidéo, sont apparues mais n'ont pas été abordées dans cette recherche. De plus, la mesure de diversité nécessiterait une comparaison des recommandations avec et sans l'envoi des signaux, ce qui exigerait l'utilisation de comptes YouTube multiples et synchronisés, une tâche difficile à réaliser en raison des contraintes de sécurité de Google Chrome lors de l'utilisation de scripts.

## 4.2 Interprétation des résultats

### 4.2.1 Première contribution : Personas

Les entretiens semi-directifs (3.2.4) ont permis de recueillir des données sur les perceptions, contextes et niveaux de contrôle perçus par les utilisateurs de YouTube concernant le système de recommandations. Cette section interprète les résultats obtenus à la lumière des objectifs initiaux pour fournir des intuitions pertinentes sur les comportements et les attentes des utilisateurs de YouTube. Après l'interprétation des résultats, cette étude propose des personas qui illustrent différents types d'utilisateurs de YouTube et leurs interactions avec le système de recommandations. Ces personas offrent la première contribution de cette étude en fournissant des profils d'utilis-

teurs de YouTube pouvant être réutilisés pour de futures études dans ce domaine. Ils aident à comprendre les besoins, frustrations et comportements d'utilisateurs de YouTube, offrant ainsi une base solide pour l'amélioration des systèmes de recommandation.

### **Perception des utilisateurs**

L'un des principaux objectifs de cette étude était d'examiner la perception des utilisateurs concernant les conséquences de leurs choix de visionnage. Les résultats révèlent que les utilisateurs interrogés sont conscients de l'impact de leurs choix sur les recommandations futures. Cependant, cette perception est souvent associée à des frustrations, notamment lorsque le contenu recommandé ne répond pas à leurs attentes ou lorsqu'ils regrettent certaines vidéos visionnées. Par exemple, plusieurs participants ont exprimé leur mécontentement face à des recommandations de contenu de mauvaise qualité ou non pertinent, soulignant leur faible capacité à contrôler l'algorithme via les mécanismes actifs proposés par YouTube.

Cette perception de contrôle est cruciale, car elle influence directement la satisfaction des utilisateurs et leur engagement avec la plateforme [54]. Les frustrations liées à cette perception indiquent que, malgré une compréhension partielle de l'algorithme, les utilisateurs se sentent souvent démunis face à des recommandations qu'ils jugent inappropriées.

### **Contexte et compréhension du système**

La compréhension des critères influençant les recommandations varie parmi les participants. Bien que certains utilisateurs possèdent une connaissance générale des facteurs influençant les recommandations, un peu plus de la moitié montre une compréhension limitée.

Les stratégies pour interpréter et influencer les recommandations varient également. Les abonnements sont largement utilisés comme moyen d'organiser et de contrôler les recommandations, mais des mécanismes détournés, tels que l'utilisation de l'historique du navigateur, ont également émergé. Ces stratégies reflètent une tentative d'adaptation face à un besoin non couvert par les fonctionnalités de YouTube.

Les frustrations liées à la compréhension des recommandations mettent en évidence un besoin d'améliorer la transparence et l'explicabilité des algorithmes de recommandation [40, 54]. Une meilleure communication sur les critères influençant les recommandations pourrait aider à atténuer les frustrations des utilisateurs et améliorer leur expérience globale.

### **Agentivité et contrôle perçu**

La perception du contrôle sur les recommandations est un point de friction important pour une grande partie des utilisateurs interrogés. La majorité des participants expriment un sentiment d'impuissance face à l'algorithme, ce qui peut affecter leur satisfaction et leur engagement avec la plateforme en cas de forte perturbation de leurs recommandations. Bien que certains utilisateurs

tentent d'influencer les recommandations par des actions comme le « *like* » et l'abonnement, le « *dislike* » est perçu comme inadapté en raison de sa connotation sociale négative.

Les études récentes montrent que l'intégration de retours négatifs explicites améliore la qualité des recommandations et répond mieux aux attentes des utilisateurs [13, 12, 37]. En effet, les utilisateurs interrogés montrent un besoin de mécanismes plus efficaces pour contrôler leurs recommandations. Ils ne savent pas comment spécifier à YouTube lorsque les recommandations sont incorrectes, ce qui souligne l'importance de ces mécanismes pour améliorer l'expérience avec la plateforme.

## Personas Basés sur les Résultats des Entretiens Semi-Directifs

Laila Martin



*"Je sais que mes choix influencent mes recommandations, mais c'est frustrant quand elles ne correspondent pas à mes attentes."*

Persona primaire

Age : 28  
Occupation: Employée de bureau  
Localisation : Liège, Belgique

Consciente Analytique  
Impatiente Pragmatique

### Biographie

Laila travaille dans un bureau et utilise YouTube principalement pour se détendre après le travail. Elle regarde des vidéos de cuisine, des tutoriels de bricolage et des documentaires. Elle est consciente que ses choix de visionnage influencent les recommandations, mais elle est souvent frustrée par les suggestions qui ne correspondent pas à ses attentes ou par des vidéos de mauvaise qualité.

### Comportements

Laila utilise souvent les abonnements pour organiser son contenu préféré et parfois consulte son historique de navigation pour éviter que certaines vidéos influencent ses recommandations.

### Besoins/Objectifs

Laila souhaite des recommandations plus précises et de haute qualité qui correspondent à ses intérêts sans devoir constamment ajuster ses préférences. Elle veut également comprendre mieux comment l'algorithme fonctionne pour avoir un contrôle plus direct sur les suggestions.

### Motivations

Laila est motivée par l'envie de découvrir des contenus pertinents et de qualité qui enrichissent ses loisirs et lui apportent satisfaction.

### User Story

*"En tant qu'utilisatrice régulière de YouTube, je voudrais obtenir des recommandations pertinentes et de qualité afin de maximiser mon temps de détente et d'apprendre de nouvelles choses sans frustrations inutiles."*

### Frustrations

Laila est frustrée par les recommandations non pertinentes et de mauvaise qualité, et par son incapacité à contrôler efficacement les suggestions de l'algorithme.

FIGURE 4.1 – Persona primaire

## André Dupuis



*"Je sais comment influencer les recommandations, mais ce n'est pas toujours suffisant."*

Persona secondaire

Age : 35  
Occupation: Ingénieur en informatique  
Localisation : Bruxelles, Belgique

Technophile   Analytique  
Perfectionniste   Réfléchi

### Biographie

André est un ingénieur en informatique qui utilise YouTube pour regarder des vidéos sur la technologie, les jeux vidéo et les conférences TED. Il comprend bien comment les algorithmes fonctionnent et tente activement d'influencer ses recommandations en utilisant des likes et des abonnements. Cependant, il est frustré quand les recommandations ne correspondent pas à ses attentes malgré ses efforts.

### Besoins/Objectifs

Bob veut des mécanismes de feedback plus explicites et sans connotation négative pour mieux contrôler ses recommandations et éviter les contenus non pertinents.

### Comportements

André utilise régulièrement les boutons de like et d'abonnement pour influencer ses recommandations et cherche des moyens de donner des feedbacks négatifs sans connotation sociale.

### Motivations

André est motivé par le désir de consommer des contenus pertinents et de haute qualité, tout en utilisant pleinement son expertise technologique pour optimiser son expérience YouTube.

### User Story

*"En tant qu'expert en technologie, je voudrais pouvoir contrôler plus efficacement ses recommandations YouTube afin de maximiser la pertinence et la qualité des contenus que je visionne."*

### Frustrations

André est frustré par le bouton dislike à cause de sa connotation sociale négative et par l'incapacité des recommandations à toujours refléter ses intérêts, même après des tentatives de manipulation.

FIGURE 4.2 – Persona secondaire

## Clara Lefevre



*"Je me perds souvent dans les recommandations qui ne m'intéressent pas vraiment."*

Persona secondaire

Age : 22  
Occupation: Etudiante  
Localisation : Mons, Belgique

Curieuse   Enthousiaste  
Vive débordée   Débutante

### Biographie

Clara est étudiante et utilise YouTube pour des tutoriels de cours, des vidéos de divertissement léger et des vlogs de lifestyle. Elle a une compréhension limitée des algorithmes de recommandation et ne sait pas comment les influencer efficacement. Elle se sent souvent submergée par des recommandations non pertinentes après avoir regardé quelques vidéos aléatoires.

### Comportements

Clara utilise peu les abonnements et préfère rechercher manuellement les contenus. Elle ne connaît pas l'impact de son historique de navigation sur les recommandations.

### Besoins/Objectifs

Clara veut des recommandations plus pertinentes et compréhensibles, avec une explication simple des fonctionnalités de YouTube pour mieux naviguer et utiliser la plateforme.

### Motivations

Clara est motivée par le désir de découvrir des contenus pertinents et utiles sans se sentir perdue ou submergée par la plateforme.

### User Story

*"En tant qu'étudiante novice, je voudrais trouver facilement des vidéos utiles et divertissantes afin de ne pas être submergée par des recommandations non pertinentes."*

### Frustrations

Clara est frustrée par les recommandations non pertinentes et la complexité des fonctionnalités de YouTube qu'elle ne maîtrise pas.

FIGURE 4.3 – Persona secondaire

## David Moreau



*"Je veux juste des vidéos éducatives et des actualités sans trop de tracas."*

Persona secondaire

Age : 45  
Occupation: Enseignant  
Localisation : Bastogne,  
Belgique

Réfléchi      Peu technophile  
Patient      Pragmatique

### Biographie

David est enseignant et utilise YouTube pour des vidéos éducatives, des cours en ligne et des actualités. Il a une connaissance de base des recommandations, mais ne cherche pas activement à les influencer. Il accepte généralement les recommandations telles quelles, mais ressent une légère frustration lorsque le contenu ne correspond pas à ses attentes.

### Comportements

David s'abonne aux chaînes qu'il trouve utiles mais n'utilise pas d'autres mécanismes pour contrôler les recommandations. Il visionne passivement les contenus recommandés.

### Besoins/Objectifs

David veut des recommandations précises sans nécessiter une intervention active de sa part. Il souhaite une expérience utilisateur simplifiée et efficace.

### Motivations

David est motivé par l'accès facile et rapide à des contenus éducatifs et informatifs sans complications supplémentaires.

### User Story

*"En tant qu'enseignant, je voudrais accéder facilement à des vidéos éducatives et des actualités pertinentes afin de ne pas devoir constamment ajuster les recommandations."*

### Frustrations

David est légèrement frustré par les recommandations non pertinentes et ne donne que rarement des feedbacks.

FIGURE 4.4 – Persona secondaire

## Pierre Lefèvre



*"Je préfère les méthodes traditionnelles pour apprendre, YouTube n'est qu'un outil parmi d'autres."*

Persona exclu

Age : 45  
Occupation: Artisan boulanger  
Localisation : Farcienne,  
Belgique

Pragmatique      Réservé  
Traditionnel      Méthodique

### Biographie

Pierre est un artisan boulanger qui utilise YouTube de manière occasionnelle pour améliorer ses compétences professionnelles. Il préfère les méthodes d'apprentissage traditionnelles, comme les livres et les formations en présentiel. YouTube est pour lui un outil complémentaire, utile pour des recherches spécifiques mais pas indispensable.

### Comportements

Pierre utilise YouTube de manière très occasionnelle, principalement sur son smartphone. Il effectue des recherches spécifiques et ne passe pas de temps à explorer ou à interagir avec d'autres utilisateurs.

### Besoins/Objectifs

Pierre veut un accès rapide et simple à des vidéos spécifiques sur des techniques de paniéfaction sans être distrait par des recommandations non pertinentes. Il cherche une interface épurée et directe pour répondre à ses besoins ponctuels. Il n'a pas envie de se soucier de la manière dont sont sélectionnées les vidéos qui lui sont présentées.

### Motivations

Pierre est motivé par le désir d'améliorer ses compétences professionnelles de manière rapide et efficace, sans perdre de temps sur des contenus non pertinents.

### User Story

*"En tant qu'artisan boulanger, je voudrais pouvoir trouver des vidéos spécifiques sur des techniques de paniéfaction facilement afin de ne pas être distrait par des recommandations non pertinentes."*

### Frustrations

Pierre trouve l'interface de YouTube encombrante et n'aime pas les recommandations répétitives qui ne sont pas pertinentes pour ses besoins. Il est également frustré par les publicités intrusives.

FIGURE 4.5 – Persona Exclu

#### 4.2.2 Seconde contribution : Mécanismes de correction de recommandations

La question de recherche de ce mémoire vise à explorer l'impact de l'intégration de mécanismes de feedback permettant aux utilisateurs de spécifier les erreurs dans leurs flux de recommandations immédiats sur leur expérience utilisateur avec l'algorithme de recommandation de YouTube. Les hypothèses formulées cherchent à évaluer la pertinence, la préférence par rapport au « *dislike* », l'utilisation en cas de perturbation et la propension des utilisateurs confirmés à utiliser ces mécanismes par rapport aux utilisateurs néophytes. Les résultats des tests utilisateurs fournissent des indications pour répondre à ces questions.

#### Interprétation des résultats des scénarios

Dans l'ensemble, les scénarios ont été exécutés avec succès, comme l'illustre le tableau (4.1), qui répertorie pour chaque participant et chaque critère les succès et les échecs des scénarios définis précédemment (3.5.1). Cependant, le tableau révèle également que certains scénarios ont présenté des difficultés pour certains utilisateurs. Ces résultats peuvent s'observer dans les réponses apportées aux hypothèses de recherches ci-dessous.

|            | Participants | # | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 |
|------------|--------------|---|---|---|---|---|---|---|
| Scénario 1 | Succès       | 1 | X | X | X | X | X | X |
|            | Succès       | 2 | X |   | X | X | X | X |
|            | Échec        | 1 | X |   |   |   |   |   |
|            | Échec        | 2 |   |   |   |   |   |   |
|            | Échec        | 3 |   |   | X |   | X |   |
|            |              |   |   |   |   |   |   |   |
| Scénario 2 | Succès       | 1 | X |   | X | X | X | X |
|            | Échec        | 1 |   |   |   |   |   |   |
| Scénario 3 | Succès       | 1 | X | X | X | X | X | X |
|            | Succès       | 2 | X | X | X | X | X | X |
|            | Échec        | 1 |   |   |   |   |   |   |
|            | Échec        | 2 |   |   |   |   |   |   |
|            | Échec        | 3 |   |   |   |   |   | X |
|            |              |   |   |   |   |   |   |   |
| Scénario 4 | Succès       | 1 | X | X | X | X | X | X |
|            | Échec        | 1 |   |   |   |   |   |   |
| Scénario 5 | Succès       | 1 | X | X | X | X | X |   |
|            | Succès       | 2 | X | X | X | X |   | X |
|            | Échec        | 1 |   |   |   |   | X |   |
|            | Échec        | 1 |   |   |   |   |   |   |

TABLE 4.1 – Résultats des critères de succès et d'échec des scénarios

## H1 : Adéquation du mécanisme de feedback

Les résultats des tests utilisateurs confirment que le mécanisme de sélection « Pas intéressé » est généralement perçu comme adéquat par les utilisateurs. Une majorité des participants ont utilisé ce mécanisme de manière intuitive et ont exprimé leur satisfaction quant à son efficacité pour ajuster les recommandations. Cependant, certains utilisateurs ont rencontré des confusions et des frustrations lorsqu'ils ont constaté la réapparition de contenu non désiré malgré l'utilisation de ce mécanisme. Cela suggère que le bouton « Pas intéressé » est perçu par une partie des utilisateurs comme un mécanisme excluant définitivement une possibilité de recommandation.

## H2 : Préférence pour un *feedback* neutre

Les résultats confirment également la préférence des utilisateurs pour un mécanisme de feedback neutre. Le bouton « Pas intéressé » a été préféré au bouton « *dislike* » en raison de sa connotation neutre et personnelle, tandis que le « *dislike* » est perçu avec une connotation négative et publique. La préférence pour la neutralité du mécanisme a aussi été discutée dans l'étude de Mozilla s'intéressant à ceux-ci. [68].

En relation avec une tendance observée dans l'utilisation du bouton « Pas intéressé » par rapport au bouton « *Dislike* », l'étude menée par D. Jannach et al. [55] examine les moments opportuns pour recueillir les retours des utilisateurs. En effet, plusieurs utilisateurs ont indiqué qu'ils utilisent le mécanisme de feedback comme un moyen de trier les recommandations dans un contexte d'utilisation spécifique. Un utilisateur a illustré ce point en comparant le bouton « Pas intéressé » à un mécanisme contextuel, appliqué à une recherche en cours, tandis que le bouton « *Dislike* » est perçu comme un mécanisme à long terme. Cette distinction peut également être liée à la crainte partagée par plusieurs utilisateurs de ne pas pouvoir annuler l'action « Pas intéressé ».

## H3 : Utilisation du *feedback* en cas de perturbation

Lors du scénario 5, conçu pour répondre à cette hypothèse, les utilisateurs ont rapporté qu'il était courant de recevoir des recommandations non pertinentes. Les résultats ont révélé un intérêt marqué pour l'utilisation du mécanisme afin d'atteindre plus rapidement un objectif spécifique. En revanche, l'intérêt pour son utilisation en mode découverte était moindre, les utilisateurs se déclarant satisfaits des recommandations de YouTube une fois bien implantés sur la plateforme.

## H4 : Utilisation du *feedback* plus grande par les utilisateurs confirmés

Les résultats montrent que les utilisateurs expérimentés sont plus enclins à utiliser les mécanismes de feedback. Leur familiarité avec les diverses fonctionnalités de YouTube conduit à une meilleure acceptation du bouton « Pas intéressé ». Il est intéressant de noter que l'adoption du mécanisme natif « Pas intéressé » par un utilisateur néophyte a été observée après avoir initialement appris à utiliser le mécanisme via l'extension proposée.

## **Q : Amélioration de l'UX YouTube**

La réponse aux hypothèses soulevées précédemment dans cette section révèle une image globalement positive mais nuancée de l'amélioration de l'expérience utilisateur suite à l'introduction d'un mécanisme de feedback permettant aux utilisateurs de spécifier les erreurs dans leur flux de recommandations immédiat. En se focalisant sur l'expérience utilisateur, les résultats du questionnaire UeQ indiquent une performance excellente pour les qualités pragmatiques et une performance satisfaisante pour les qualités hédoniques (cf. Figure 3.19). Une poursuite de la recherche pourrait inclure une évaluation utilisant le questionnaire ResQue [27] afin d'examiner en détail les différents aspects de l'expérience utilisateur spécifiques aux systèmes de recommandation.

## 5. Conclusion

En conclusion, ce mémoire a examiné les dynamiques d'utilisation de la plateforme YouTube et l'expérience des utilisateurs face à son algorithme de recommandation. Le concept de la bulle de filtres a été introduit pour orienter la recherche sur la diversité de contenu et les mécanismes de contrôle permettant aux utilisateurs de reprendre la maîtrise de leur écosystème informationnel. La question de recherche a porté sur l'intégration d'un mécanisme de rétroaction permettant aux utilisateurs de spécifier les erreurs dans leur flux de recommandations, en évaluant son impact sur l'expérience utilisateur vis-à-vis de l'algorithme de YouTube.

Le premier volet de cette étude a permis d'identifier différents comportements d'utilisation des utilisateurs de la plateforme YouTube, en se concentrant particulièrement sur leur conscience algorithmique. Une contribution majeure de cette recherche réside dans la création de personas à partir d'entretiens guérilla et semi-directifs. Ces personas ont mis en lumière l'importance d'un contrôle accru des utilisateurs sur leur flux de recommandations afin d'améliorer leur sensation de maîtrise de leur environnement numérique et de leur permettre de choisir le niveau de diversité souhaité pour atteindre leurs objectifs.

Le second volet de cette recherche a consisté à développer et tester une extension Chrome pour YouTube, mettant en avant et amplifiant la fonctionnalité « Pas intéressé » de YouTube. L'objectif était de répondre à la question de recherche en permettant aux utilisateurs de signaler à l'algorithme les contenus inappropriés ou non pertinents, influençant ainsi l'algorithme de manière plus personnalisée et immédiate. Les tests utilisateurs ont montré un bon accueil de la fonctionnalité et une adéquation du mécanisme. Cela apporte une réponse à notre question de recherche en confirmant l'amélioration de l'expérience utilisateur par ce mécanisme. Cependant, bien que les utilisateurs aient exprimé une satisfaction accrue et un sentiment de contrôle renforcé, certains ont également rencontré des limitations et des frustrations liées au manque d'efficacité du feedback sur les contenus hautement médiatisés.

Au terme de cette recherche, cette étude a proposé une méthodologie permettant d'évaluer la formation de bulles de filtres. Cette méthodologie permet d'évaluer la diversité contextuelle

thématische sur YouTube en s'appuyant sur la classification des vidéos par catégories définies par la plateforme. Cette méthodologie ouvre la voie à des études quantitatives et longitudinales s'intéressant à la diversité des recommandations YouTube avec une approche centrée sur l'utilisateur.

Afin d'étendre la réflexion effectuée sur les bulles de filtres, de futures recherches pourraient porter sur la création d'un *framework* unifié permettant de mesurer la diversité de l'écosystème informationnel d'un utilisateur. Cette approche multiplateforme apporte des défis de taille qui devront être abordés avec beaucoup de nuance. L'objectif de ces recherches serait d'apporter une approche systématique centrée sur l'utilisateur.

Dans le domaine des systèmes de recommandation pour la *self-actualization*, il reste encore à explorer toute une série d'aspects en rapport avec la visualisation de l'information. Par exemple, la création d'un profil des préférences utilisateur lisible par un humain est un sujet qui n'a pas encore été creusé. Ces systèmes ont pour objectif le développement, l'exploration et la compréhension des préférences de l'utilisateur.

Enfin, l'éducation numérique est un des leviers, au côté des mécanismes de contrôle, qui permet d'augmenter l'autonomie face aux normes imposées par les plateformes. Des études centrées sur l'utilisateur intégrant des concepts de visualisation, de mécanismes de contrôle et s'intéressant aux dimensions de la *literacy* numérique permettraient d'obtenir une première approche d'outils facilitant la représentation et la gestion de leurs identités numériques.

# Bibliographie

- [1] Dark patterns in user controls : Exploring youtube's recommendation settings, 2021. <https://superbloom.design/learning/blog/dark-patterns-in-user-controls-exploring-youtubes-recommendation-settings/> Date d'accès : 22 avril 2024.
- [2] Jay Adams, Paul Covington, and Emre Sargin. Deep neural networks for youtube recommendations. *Association for Computing Machinery*, page 191–198, 2016.
- [3] Neha Agarwal, Rajat Gupta, Vikas Saxena, and Sandeep Kumar Singh. Metadata based multi-labelling of youtube videos. pages 586–590, 2017.
- [4] Nisha Aggarwal, Swati Agrawal, and Ashish Sureka. Mining youtube metadata for detecting privacy invading harassment and misdemeanor videos. pages 84–93, 2014.
- [5] Markos Aivazoglou, Sotiris Ioannidis, Dionisis Margaris, Jason Polakis, Antonios Roussos, Dimitris Spiliopoulos, and Costas Vassilakis. A fine-grained social network recommender system. *Social Network Analysis and Mining*, 10, 2020.
- [6] Mohamad Alsafrjalani. An extensible, modular framework for classifying youtube videos using web and social media. *International Journal of Multimedia Data Engineering and Management*, 10 :21–36, 2019.
- [7] Xavier Amatriain, Stephen Hailes, Neal Lathia, and Licia Capra. Temporal diversity in recommender systems. pages 210–217, 2010.
- [8] Shawn Andrews, Jilin Chen, Ed Chi, Lichan Hong, Aditee Kumthekar, Aniruddh Nath, Maheswaran Sathiamoorthy, Li Wei, Xinyang Yi, and Zhe Zhao. Recommending what video to watch next : A multitask ranking system. *Association for Computing Machinery*, page 43–51, 2019.
- [9] Wouter Atteveldt, Felicia Loecherbach, Judith Moeller, and Damian Trilling. The unified framework of media diversity : A systematic literature review. *Digital Journalism*, 8, 2020.
- [10] William Babcock, Michael Dorsher, and John C. Merrill A. David Gordon, John Michael Kit-tross. *Controversies in Media Ethics*. Routledge, 2011.
- [11] Sajjad Bagheri Baba Ahmadi, Lynda Boukela, Hamed Jelodar, Raja Sohail Ahmed Larik, Mahdi Rabbani, Yongli Wang, and Ruxin Zhao. A nlp framework based on meaningful latent-topic detection and sentiment analysis via fuzzy lattice reasoning on youtube comments. *Multimedia Tools and Applications*, 2021.

- [12] Abraham Bernstein, Sandro Luck, and Bibek Paudel. Loss aversion in recommender systems : Utilizing negative user preference to improve recommendation quality. 2018.
- [13] Alex Beutel, Shuchao Bi, Shuo Chang, Jingchen Feng, Yoni Halpern, Min-Cheng Huang, Elaine Ya Le, Longfei Li, Shane Li, Xujian Liang, Yueqi Wang, and Yaping Zhang. Learning from negative user feedback and measuring responsiveness for sequential recommenders. *Association for Computing Machinery*, page 1049–1053, 2023.
- [14] Rahul Bhargava, Anna Chung, Snehal Kumar Neil S. Gaikwad, Alexis Hope, Dennis Jen, Jasmin Rubinovitz, Belén Saldías-Fuentes, and Ethan Zuckerman. Gobo : A system for exploring user control of invisible algorithms in social media. *The ACM Conference on Computer-Supported Cooperative Work and Social Computing*, 2019.
- [15] Pushpak Bhattacharyya and Subhabrata Mukherjee. Youcat : Weakly supervised youtube video categorization system from meta data user comments using wordnet wikipedia. *24th International Conference on Computational Linguistics - Proceedings of COLING 2012 : Technical Papers*, 2013.
- [16] Maria Bielikova, Adrian Gavornik, Andrea Hrckova, Michal Kompan, Robert Moro, Branislav Pecher, Juraj Podrouzek, Jakub Simko, Ivan Srba, Elena Stefancova, and Matus Tomlein. Auditing youtube’s recommendation algorithm for misinformation filter bubbles. *Association for Computing Machinery*, 1(1), 2023.
- [17] Maria Bielikova, Andrea Hrckova, Michal Kompan, Robert Moro, Branislav Pecher, Juraj Podroužek, Jakub Simko, Ivan Srba, Elena Štefancová, and Matúš Tomlein. An audit of misinformation filter bubbles on youtube : Bubble bursting and recent behavior changes. 2022.
- [18] Jeremy Blackburn, Emiliano De Cristofaro, Kostantinos Papadamou, Michael Sirivianos, Gianluca Stringhini, and Savvas Zannettou. “it is just a flu” : assessing the effect of watch history on youtube’s pseudoscientific video recommendations. *Proceedings of the International AAAI Conference on Web and Social Media*, 16 :723–734, 2022.
- [19] Dimitrios Bountouridis, Jaron Harambam, Joris Hoboken, and Mykola Makhortykh. Designing for the better by taking users into account : a qualitative evaluation of user control mechanisms in (news) recommender systems. pages 69–77, 2019.
- [20] Derek Bridge and Marius Kaminskas. Diversity, serendipity, novelty, and coverage : A survey and empirical analysis of beyond-accuracy objectives in recommender systems. *ACM Transactions on Interactive Intelligent Systems*, 7 :1–42, 2016.
- [21] Arnaud Browet, Arnaud Claes, Marie Dufrasne, Raphaël Jungers, Heidi Mercenier, Thibault Philippette, and Victor Wiard. Algorithmes de recommandation et culture technique : penser le dialogue entre éducation et design. pages 127–157, 2021.
- [22] Robin Burke, Florencia Cabral Berenfus, Casey Fiesler, Jessie J. Smith, and Nasim Sonboli. Fairness and transparency in recommendation : The users’ perspective. *Association for Computing Machinery*, page 274–279, 2021.

- [23] Gabriel Bénédict, Mateo Granada, Maarten Rijke, Daan Odijk, and Sanne Vrijenhoek. Radio – rank-aware divergence metrics to measure normative diversity in news recommendations. pages 208–219, 2022.
- [24] Daryl Chang, Ed H. Chi, Yoel Drori, Justin Gilmer, Lichan Hong, Maheswaran Sathiamoorthy, Jiaxi Tang, Li Wei, and Xinyang Yi. Improving training stability for multitask ranking models in recommender systems. *Association for Computing Machinery*, page 4882–4893, 2023.
- [25] Guillaume Chaslot, Marc Faddoul, and Hany Farid. A longitudinal analysis of youtube’s promotion of conspiracy videos. 2020.
- [26] Guangyu Chen, Paolo Ciuccarelli, and Sara Colombo. Visualbubble : Exploring how reflection-oriented user experiences affect users’ awareness of their exposure to misinformation on social media. *Association for Computing Machinery*, 2022.
- [27] Li Chen, Rong Hu, and Pearl Pu. A user-centric evaluation framework for recommender systems. *Association for Computing Machinery*, pages 157–164, 2011.
- [28] Li Chen, Rong Hu, and Pearl Pu. Evaluating recommender systems from the user’s perspective : survey of the state of the art. *User Modeling and User-Adapted Interaction*, 22 :317–355, 2012.
- [29] Arnaud Claes, Marie Dufrasne, Sylvain Malcorps, and Thibault Philippette. Littératie algorithmique et pratiques médiatiques des jeunes à bruxelles algoritmische geletterdheid en mediapraktijken bij jongeren in brusselalgoritmic literacy and media practices among young people in brussels. *Brussels Studies*, 2023.
- [30] Arnaud Claes and Thibault Philippette. Defining a critical data literacy for recommender systems : A media-grounded approach. *Journal of Media Literacy Education*, 12 :17–29, 2020.
- [31] Daniel Cohen. *Homo numericus : La "civilisation" qui vient*. Albin Michel, 2022.
- [32] Isabela Constantin, Ben Crulis, El-Mahdi El-Mhamdi, Louis Faucon, Felix Grimberg, Lê-Nguyễn Hoang, Aidan Jungo, Anastasiia Kucherenko, Orfeas Liossatos, Alexandre Maurer, Vlad Nitu, Dalia Papuc, Sébastien Rouault, Mariame Tighanimine, Sergei Volodin, and Chris Vossen. Tournesol : A quest for a large, secure and trustworthy database of reliable human judgments. 2021.
- [33] Peter Dahlgren. A critical review of filter bubbles and a comparison with selective exposure. *Nordicom Review*, 42 :15–33, 2021.
- [34] Anubrata Das, Matthew Lease, and Kunjan Mehta. Cobweb : A research prototype for exploring user bias in political fact-checking. 2019.
- [35] Catherine D’Ignazio. Creative data literacy : Bridging the gap between the data-haves and data-have nots. *Information Design Journal*, 23 :6–18, 2017.
- [36] John Dimmick and Daniel McDonald. The conceptualization and measurement of diversity. *Communication Research - COMMUN RES*, 30 :60–79, 2003.

- [37] Zhuoye Ding, Jiliang Tang, Long Xia, Dawei Yin, Liang Zhang, and Xiangyu Zhao. Recommendations with negative feedback via pairwise deep reinforcement learning. *Association for Computing Machinery*, page 1040–1048, 2018.
- [38] Anca Dumitrasche, David Graus, and Feng Lu. Beyond optimizing for clicks : Incorporating editorial values in news recommendation. *Association for Computing Machinery*, page 145–153, 2020.
- [39] Bram Es, Natali Helberger, Judith Moeller, and Damian Trilling. Do not blame it on the algorithm : an empirical assessment of multiple recommender systems and their impact on content diversity. *Information, Communication Society*, 21 :1–19, 2018.
- [40] Joëlle Farchy and Steven Tallec. De l’information aux industries culturelles, l’hypothèse chahutée de la bulle de filtre. *Questions de communication*, (43) :241–2, 2023.
- [41] Zeno Gantner, Bart P. Knijnenburg, Chris Newell, Hakan Soncu, and Martijn C. Willemsen. Explaining the user experience of recommender systems. *User Modeling and User-Adapted Interaction*, 22 :441–504, 2012.
- [42] Nabeel Gillani, Deb Roy, Martin Saveski, Prashanth Vijayaraghavan, and Ann Yuan. Perspective-taking to reduce affective polarization on social media. *Proceedings of the International AAAI Conference on Web and Social Media*, 16 :885–895, 2022.
- [43] Bart Goethals, Jens Leysen, Lien Michiels, and Annelien Smets. What are filter bubbles really ? a review of the conceptual and empirical work. pages 274–279, 2022.
- [44] Bart Goethals, Jens Leysen, Lien Michiels, Annelien Smets, Jorre Vannieuwenhuyze, and Robin Verachtert. How should we measure filter bubbles ? a regression model and evidence for online news. pages 640–651, 2023.
- [45] Cristos Goodrow. À propos du système de recommandation de youtube. <https://blog.google/intl/fr-ca/produits/lunivers-youtube/propos-du-systeme-de-recommandation-de-youtube/> Date of access 24/02/2024.
- [46] Guillaume Gronier and Carine Lallemand. *Méthodes de design UX : 30 méthodes fondamentales pour concevoir des expériences optimales*. Eyrolles, 2015.
- [47] Anatoliy Gruzd and Melodie Song. Examining sentiments and popularity of pro- and anti-vaccination videos on youtube. pages 1–8, 2017.
- [48] Chen He, Denis Parra, and Katrien Verbert. Interactive recommender systems : A survey of the state of the art and future research challenges and opportunities. *Expert Systems with Applications*, 56, 2016.
- [49] Theo Held, Bettina Laugwitz, and Martin Schrepp. Construction and evaluation of a user experience questionnaire. *USAB 2008*, 5298 :63–76, 2008.
- [50] Nyi-Nyi Htun, Yucheng Jin, Martijn Millecamp, and Katrien Verbert. Controlling spotify recommendations : Effects of personal characteristics on music recommender user interfaces. 2018.
- [51] R. Hu and Pearl Pu. Helping users perceive recommendation diversity. *CEUR Workshop Proceedings*, 816 :43–50, 2011.

- [52] Rong Hu and Pearl Pu. Enhancing recommendation diversity with organization interfaces. *Association for Computing Machinery*, page 347–350, 2011.
- [53] Eslam Hussein, Prerna Juneja, and Tanushree Mitra. Measuring misinformation in video search platforms : An audit study on youtube. *Association for Computing Machinery*, 4(48) :1–27, 2020.
- [54] Dietmar Jannach and Michael Jugovac. Interacting with recommenders—overview and research directions. *Association for Computing Machinery : ACM Trans. Interact. Intell. Syst.*, 7(3), 2017.
- [55] Dietmar Jannach, Michael Jugovac, and Sidra Naveed. User control in recommender systems : Overview and interaction challenges. *Lecture Notes in Business Information Processing*, 278 :21–33, 2017.
- [56] Junhyeong Jeon, Minsoo Jeong, Seungbin Lee, Boyoung Lim, Jongho Nang, and Kwangsoo Shin. Approach for video classification with multi-label on youtube-8m dataset. 2018.
- [57] Shagun Jhaver, Nikhila Natarajan, Qian Zhang, Ruotong Wang, Quan Ze Chen, and Amy X. Zhang. Personalizing content moderation on social media : User perspectives on moderation choices, interface design, and labor. *Association for Computing Machinery*, 7(289) :1–33, 2023.
- [58] Shah Khusro, Zafar Ali, and Irfan Ullah. Recommender systems : Issues, challenges, and research opportunities. pages 1179–1189, 2016.
- [59] Bart P. Knijnenburg, Saadhika Sivakumar, and Daricia Wilkinson. Recommender systems for self-actualization. *Association for Computing Machinery*, pages 11–14, 2016.
- [60] Joseph Konstan, Shyong Lam, Sean McNee, and John Riedl. Interfaces for eliciting new user preferences in recommender systems. 2702 :178–187, 2003.
- [61] Matevž Kunaver and Tomaz Pozrl. Diversity in recommender systems, a survey. *Knowledge-Based Systems*, 123, 2017.
- [62] Johannes Kunkel and Jürgen Ziegler. A comparative study of item space visualizations for recommender systems. *International Journal of Human-Computer Studies*, 172, 2023.
- [63] Tianyi Li, Michael Sobolev, and Yixue Zhao. Digital wellbeing redefined : Toward user-centric approach for positive social media engagement. *Association for Computing Machinery*, page 95–98, 2024.
- [64] Amy Madden, David Mcmenemy, and Ian Ruthven. A classification scheme for content analyses of youtube video comments. *Journal of Documentation*, 69, 2013.
- [65] Judith Masthoff and Nava Tintarev. Effective explanations of recommendations : User-centered design. pages 153–156, 2007.
- [66] Antoine Mazières, Telmo Menezes, and Camille Roth. Tubes and bubbles topological confinement of youtube recommendations. *Plos One*, 15(4), 2020.
- [67] Jesse McCrosky and Brandi Geurkink. Youtube regrets : A crowdsourced investigation into youtube’s recommendation algorithm. *Mozilla*, 2021.

- [68] Jesse McCrosky and Becca Ricks. Does this button work ? investigating youtube's ineffective user controls. *Mozilla*, 2022.
- [69] Sean McNee and Cai-Nicolas Ziegler. Improving recommendation lists through topic diversification. 2005.
- [70] Erwan Merrer, Gilles Tredan, and Ali Yeşilkanat. Modeling rabbit-holes on youtube. 2023.
- [71] Tami Moser and Michael Williams. The art of coding and thematic exploration in qualitative research. *International Management Review*, 15(1) :45–55, 2019.
- [72] Sean Munson and Paul Resnick. Encouraging reading of diverse political viewpoints with a browser widget. *Proceedings of the 7th International Conference on Weblogs and Social Media*, 2013.
- [73] Sayooran Nagulendra and Julita Vassileva. Understanding and controlling the filter bubble through interactive visualization : A user study. *Proceedings of the 25th ACM Conference on Hypertext and social media*, 2014.
- [74] Apostol (Paul) Natsev, Balakrishnan Varadarajan, George Toderici, Joonseok Lee, Nisarg Kothari, Sami Abu-El-Haija, and Sudheendra Vijayanarasimhan. Youtube-8m : A large-scale video classification benchmark. 2016.
- [75] Ishwarya Ramesh, Kiruthya Ramesh, Ishwarya Sivakumar, Vishnu Venkatesh, and Vetriselvi Vetrian. Categorization of youtube videos by video sampling and keyword processing. pages 56–60, 2020.
- [76] Shanta Rangaswamy, Shubham Ghosh, Srishti Jha, and Soodamani Ramalingam. Metadata extraction and classification of youtube videos using sentiment analysis. pages 1–2, 2016.
- [77] YouTube. Vidéos recommandées. [https://www.youtube.com/intl/fr\\_be/howyoutubeworks/product-features/recommendations/#signals-used-to-recommend-content](https://www.youtube.com/intl/fr_be/howyoutubeworks/product-features/recommendations/#signals-used-to-recommend-content) Date of access : 24/02/2024.
- [78] YouTubeCreators. Système de recherche et découverte youtube : algorithme et questions fréquentes sur les performances. <https://www.youtube.com/watch?v=fApg7tz1LjY> Date of access : 24/02/2024.