

Où nous emmènent les recommandations YouTube ?

Rapport final: Critical Data Studies 2022

Alessio Verardo

Cyrille Pittet

Hugo Lanfranchi

Noé De Santo

Robin Plumey

1 Introduction

Dans une ère où tout devient numérique, les influences de chaque individu se décuplent avec un accès illimité à l'information. On pourrait s'attendre à ce que l'utilisateur ait tout contrôle sur l'information qu'il consomme; ou alors, y a-t-il une force dont il n'a pas conscience qui influe ce qu'il voit ? Lorsque l'on fait une recherche sur un navigateur web, les résultats affichés sont contrôlés par l'algorithme de recommandations; ils sont donc, dans une certaine mesure, régis par le propriétaire de l'algorithme. En effet, certains sites web investissent des sommes conséquentes afin d'être mis en avant. Alors, l'accès à l'information ne nous fournit pas le résultat auquel on se serait attendu. Cette approche de l'information peut être mise en parallèle avec les bulles de filtres. Selon Pariser [1], elles désignent à la fois le filtrage de l'information qui parvient à l'internaute, et l'état d'«isolement intellectuel» et culturel dans lequel il se retrouve lorsque les informations recherchées sur Internet résultent d'une personnalisation mise en place à son insu.

Dans notre cas nous allons nous intéresser au cas spécifique des bulles de filtre au sein de YouTube. Spécifiquement, est-ce que YouTube nous enferme dans des bulles ? Nous verrons alors si, à partir d'un utilisateur lambda, nous arrivons à apercevoir une tendance de YouTube à nous proposer du contenu similaire en fonction de ce que l'utilisateur a déjà regardé.

1.1 État de l'art

De nombreuses études ont déjà été produites quant au fait que YouTube nous enferme dans des bulles. On peut par exemple citer [2] où les auteurs dirigent l'algorithme YouTube vers du contenu d'extrême droite, et montrent que cette bulle existe bien, montrant l'existence réelle des bulles de filtres au sein de YouTube. Dans [3], les auteurs se placent dans des bulles de filtres de dés-informations et essaient d'en sortir en regardant des vidéos de «debunk» (vidéos prouvant la non-véracité d'une information, d'une vidéo,...); ils observent que lorsque le nombre de vidéos debunk vues augmente, la quantité de désinformation observée est réduite, montrant ainsi l'aspect dynamique des bulles de filtres et confirmant aussi l'étude suivante [4].

En outre, dans [5] les auteurs montrent que les recommandations YouTube se réduisent en diversité au fur à mesure

du temps, montrant un enfermement dans un type de contenu validant l'apparition d'une bulle. Néanmoins, cette bulle n'influence pas l'expérience sur la plateforme, ainsi l'utilisateur n'est en général pas frustré par cette bulle; en fait il ne s'en rend pas forcément compte. En effet, l'étude [6] montre qu'il a une disparité chez les utilisateurs de Facebook quant à la prise de conscience de l'existence des bulles filtres et des différentes stratégies existantes pour réduire leurs effets.

+ citer paper bulle de filtre facebook/twitter

En plus, pour valider le fait que l'on peut établir un lien entre une vidéo et sa page YouTube, on peut citer [7], [8] qui montrent qu'en combinant plusieurs éléments de la page YouTube (description, titre, commentaires,...) d'une vidéo, on arrive à faire une catégorisation améliorée des vidéos YouTube. D'autant plus que dans [8] on découvre une justification technique similaire concernant la possibilité de classer du contenu à partir de la page YouTube d'une vidéo.

Le système de recommandations a été quelque peu expliqué par Google même dans [9]. La fondation Mozilla a aussi publié un rapport [10] étudiant les recommandations, mais en exploitant des données «indirectes», fournies par les utilisateurs. La cible principale du rapport était surtout les «regrets», c'est à dire les vidéos qui ont été suggérées par YouTube, avant d'être supprimées car ne respectant pas les règles de la plate-forme.

1.2 Remplir un vide

Notre étude se différencie de ce qui a été fait précédemment par le fait que l'on ne cherche pas à montrer une spécificité même des bulles de filtres, mais bien de prouver par une expérience empirique que leur présence est bien réelle au sein de YouTube.

De plus, la plupart des études précédentes récoltent des données de façon «statique»: une page est chargée, l'information récoltée, puis le navigateur est fermé; l'algorithme n'a pas vraiment d'occasions d'apprendre qui est la personne qui l'utilise. Cela permet d'observer l'algorithme de recommandations dans un certain «vide». Nous souhaitons plutôt observer comment il se comporte lorsqu'il suit et s'adapte à un utilisateur.

-
1. Ouvrir YouTube dans le navigateur;
 2. Fermer le popup de confidentialité;
 3. Régler la langue sur anglais;
 4. Ouvrir la première vidéo recommandée qui n'est pas un live;
 5. Répéter pendant 10 heures:
 - a. Regarder pendant 25 minutes;
 - b. Cliquer sur la première vidéo suggérée dont le titre est (vraisemblablement) dans la bonne langue;
-

Figure 1. Premier protocole.

De façon surprenante, une expérience très similaire a été conduite par BuzzFeed [11]; l'expérience semble néanmoins manquer quelque peu de scientificité.

2 Naviguer YouTube

2.1 Idée générale

L'idée de base de notre expérience est de simuler un utilisateur de façon «réaliste». Bien évidemment, rendre le *crawler* (outil qui parcourt des pages web) réaliste dans son choix de vidéo est bien au-delà du cadre de ce projet, ceci dépendant de nombreux facteurs plus ou moins subtiles [12], et variant aussi probablement fortement d'une personne à l'autre. Ce que nous entendons ici par «réaliste» est le fait que le crawler va naviguer YouTube, du point de vue de ses actions, comme un utilisateur lambda, en regardant (partiellement) une vidéo, puis en cliquant sur l'une des autres proposées, d'une manière similaire à un utilisateur souhaitant consommer du contenu la plateforme.

Ce choix d'idée initiale se justifie par plusieurs raisons:

1. Comme mentionné, ce genre de protocole n'avait jamais été utilisé (voir section 1.2);
2. Il prend en compte des données avérées comme étant utilisées par YouTube [9];
3. Il simule un comportement raisonnable pour un utilisateur.

2.2 Premier protocole

Notre premier protocole est exposé dans fig. 1.

Motivation. Ce protocole est relativement simple pour une étude rigoureuse de la navigation, et avait pour but de nous permettre de repérer assez tôt de potentiels problèmes, qu'ils soient au niveau du protocole ou de notre implémentation.

En particulier, un problème qui avait été anticipé était que YouTube détecterait le fait que la navigation était automatique, et y fasse obstacle avec un Captcha. Le problème opposé était que YouTube interrompe parfois la lecture de vidéos si aucune activité de l'utilisateur n'est détectée.

Nous avons émis l'hypothèse qu'un temps de visionnage de 25min était une durée qui devrait éviter les deux soucis (trop court pour être perçu comme automatisé, trop rapide pour sembler inactif). Ces essais précoces étaient alors nécessaires pour vérifier cette supposition.

De plus, malgré sa grande simplicité, les protocoles suivants se basent dessus, en reprenant la majorité de sa substance.

Conclusions. Ces essais nous ont permis de confirmer que la durée de visionnage prévenait une action ennuyeuse de YouTube.

En revanche, ces essais ont aussi très rapidement montré une limitation importante du protocole. Cette limitation vient d'un comportement qu'a l'algorithme de recommandations: si une vidéo très populaire (beaucoup de vues) est visionnée, l'algorithme ne va suggérer que des vidéos avec elles mêmes beaucoup de vues, mais surtout très connexes.

2.3 Deuxième protocole

En vue des problèmes du protocole précédent, une première (potentielle) solution évidente était de faire en sorte que le crawler soit plus divers dans ses choix.

Une solution simple et naturelle a été de rendre le choix de vidéo aléatoire (points (3) et (b) de fig. 1), prenant une vidéo au hasard¹ parmi les première proposées.

Cette approche naïve s'est relevée inefficace, présentant les mêmes désavantages que le protocole précédent.

2.4 Troisième protocole

Le problème des protocoles précédents est dû à un comportement de l'algorithme déjà observé par [5]: les recommandations faites après une vidéo populaire ont tendance à être très similaires, en terme de nombre de vues et de chaîne, à la vidéo originale.

Comme la première vidéo du parcours était toujours une vidéo de la page d'accueil, cette vidéo était donc populaire sur YouTube, et donc le problème se présentait de façon systématique.

Bien que montrant une certaine forme de bulles, ce résultat était assez peu intéressant à analyser, de par le côté très répétitif et conventionnel des vidéos ainsi visionnées.

Nous avons donc décidé de diversifier les vidéos de départ. Il s'est alors posé la question de comment choisir les vidéos de départ. Plusieurs études utilisent des jeux de vidéos humainement sélectionnées à cette fin, mais nous souhaitons nous éloigner quelque peu de ce genre d'approche.

Nous avons donc décider de sélectionner un site de nouvelles (en particulier Google News [13]) comme source d'entropie.

¹Les distributions «uniforme» et «poisson» ont été essayées.

1. Ouvrir YouTube dans le navigateur;
2. Fermer le popup de confidentialité;
3. Régler la langue sur anglais;
4. Rechercher les mots clés dans la barre de recherche;
5. Sélectionner la première vidéo dans le bon intervalle de vues;
6. Répéter pendant 4 heures:
 - a. Regarder pendant 15 minutes;
 - b. Cliquer sur l'une des vidéo suggérées dont le titre est (vraisemblablement) dans la bonne langue, en suivant une distribution de Poisson;

Figure 2. Ultime protocole.

Plus précisément, nous avons décidé d'utiliser le thème de plusieurs articles du jour comme source de mots clés à rechercher sur YouTube. Cette approche a les avantages (pré-supposés) suivants:

- Le fait de rechercher des sujets d'actualité est un comportement imaginable pour un humain;
- Les sujets d'actualités offrent simultanément une certaine variété et une certaine répétition d'un jour à l'autre, ce qui peut permettre de faire ressortir certaines phénomènes qui n'émergeraient pas si les sujets étaient toujours similaires, ou toujours différents;
- Il est probable que certaines vidéos sur le sujet aient très peu de vues (car récentes), mais en gagnent très rapidement (de par leur éponyme actualité). Cela donne un grand choix en terme de vues.

Le dernier point peut sembler étrange, mais est la clé pour le dernier ingrédient de cet ultime protocole: plutôt que de prendre une vidéo de départ au hasard, nous choisissons trois vidéos, chacune venant certes de la même recherche par mots-clés, mais ayant des catégories de vues différentes, et démarrons trois trajets indépendants (chacun partant de l'une de ces vidéos).

Cela rend possible la comparaison de trajets ayant des points de départ relativement semblables, pour potentiellement montrer des différences de comportement de l'algorithme en fonction de la popularité des vidéos visionnées.

Ce dernier protocole est décrit dans fig. 2.

3 Discussion

3.1 Résultats de l'étude

Les résultats que nous avons obtenus ainsi que les analyses que nous en faisons sont disponibles sur notre site web <https://shs-critical-data-studies.github.io/website/>, et nous n'allons donc pas les décrire de nouveau dans ce rapport.

Le code de notre crawler² ainsi que de notre analyseur de données³ est disponible sur Github⁴.

3.2 Limitations de l'approche

Notre approche possède évidemment de nombreux points contentieux:

- L'idée de base, de simuler un utilisateur de façon plus «réaliste» que ce qui avait été fait jusque là est bien évidemment subjectif. Nous pensons tout de même avoir fait un pas dans la bonne direction en naviguant sur YouTube directement plutôt que de l'approximer d'une façon ou d'une autre;
- De façon similaire, nos protocoles possèdent de nombreux paramètres arbitraires, allant du nombre de commentaires récupérés à la durée du parcours. Certains de ces paramètres n'ont de valeur réelle car nous n'avons pas juger utile d'expérimenter leur effet (ex. nombre de commentaires lus). D'autant plus que d'autres ont été fixés par manque de ressources (ex. nombre et durée des parcours). On peut aussi noter qu'il existe des paramètres latents, moins évidents, mais qui influencent certainement les résultats. On peut citer (la valeur que nous avons fixé est entre parenthèse) la localisation de l'utilisateur (Suisse romande) ainsi que la langue demandée à YouTube (anglais);
- Afin de classifier le sujet des vidéos visionnées, notre analyse se repose entièrement sur les tags des dites vidéos. Ces tags sont cependant choisis par la personne publiant la vidéo, qui peut mettre des tags reflétant mal le contenu pour de nombreuses raisons. Utiliser les commentaires pour catégoriser les vidéos⁵ est une idée que nous avons explorée, mais la platitude de nombreux commentaires ont rendu les résultats mitigés, expliquant leur non-utilisation.
- Utiliser Google News comme source d'actualité est bien évidemment un choix parmi de nombreux possibles, et fait que toutes les vidéos visionnées sont, d'une façon ou d'une autre, reliées à l'actualité au moment des expériences.

References

- [1] E. Pariser, *The filter bubble: What the Internet is hiding from you*. Penguin UK, 2011.

²<https://github.com/SHS-Critical-Data-Studies/yt-crawler>

³<https://github.com/SHS-Critical-Data-Studies/SHS-YouTube-Project>

⁴<https://github.com/SHS-Critical-Data-Studies>

⁵On peut les imaginer comme étant deux: les commentaires refléteraient le point de vu des personnes qui ont regardé la vidéo, tandis que les tags refléteraient la perception du créateur.

- [2] D. O’Callaghan, D. Greene, M. Conway, J. Carthy, and P. Cunningham, *The extreme right filter bubble*, 2013. doi: [10.48550/ARXIV.1308.6149](https://arxiv.org/abs/1308.6149). [Online]. Available: <https://arxiv.org/abs/1308.6149>.
- [3] M. Tomlein, B. Pecher, J. Simko, *et al.*, “An audit of misinformation filter bubbles on youtube: Bubble bursting and recent behavior changes,” in *Fifteenth ACM Conference on Recommender Systems*. New York, NY, USA: Association for Computing Machinery, 2021, pp. 1–11, ISBN: 9781450384582. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1145/3460231.3474241>.
- [4] E. Hussein, P. Juneja, and T. Mitra, “Measuring misinformation in video search platforms: An audit study on youtube,” *Proc. ACM Hum.-Comput. Interact.*, vol. 4, no. CSCW1, 2020. doi: [10.1145/3392854](https://doi.org/10.1145/3392854).
- [5] C. Roth, A. Mazières, and T. Menezes, “Tubes and bubbles topological confinement of youtube recommendations,” *PloS one*, vol. 15, no. 4, 2020.
- [6] N. Plettenberg, J. Nakayama, P. Belavadi, *et al.*, “User behavior and awareness of filter bubbles in social media,” in *Digital Human Modeling and Applications in Health, Safety, Ergonomics and Risk Management. Human Communication, Organization and Work*, V. G. Duffy, Ed., Cham: Springer International Publishing, 2020, pp. 81–92, ISBN: 978-3-030-49907-5.
- [7] K. Filippova and K. B. Hall, “Improved video categorization from text metadata and user comments,” in *Proceedings of the 34th International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval*, ser. SIGIR ’11, Beijing, China: Association for Computing Machinery, 2011, pp. 835–842, ISBN: 9781450307574. doi: [10.1145/2009916.2010028](https://doi.org/10.1145/2009916.2010028).
- [8] V. Simonet, “Classifying youtube channels: A practical system,” in *Proceedings of the 2nd International Workshop on Web of Linked Entities (WOLE 2013)*, in *Proceedings of the 22nd International conference on World Wide Web companion*, 2013, pp. 1295–1304. [Online]. Available: <http://dl.acm.org/citation.cfm?id=2488164>.
- [9] P. Covington, J. Adams, and E. Sargin, “Deep neural networks for youtube recommendations,” in *Proceedings of the 10th ACM Conference on Recommender Systems*, ser. RecSys ’16, Boston, Massachusetts, USA: Association for Computing Machinery, 2016, pp. 191–198, ISBN: 9781450340359. doi: [10.1145/2959100.2959190](https://doi.org/10.1145/2959100.2959190).
- [10] Mozilla Foundation, *Youtube regrets*, 2019. [Online]. Available: <https://foundation.mozilla.org/en/youtube/findings/>.
- [11] C. O’Donovan, C. Warzel, L. McDonald, B. Clifton, and M. Woolf, *We followed youtube’s recommendation algorithm down the rabbit hole*, 2019. [Online]. Available: <https://www.buzzfeednews.com/article/carolineodonovan/down-youtubes-recommendation-rabbithole>.
- [12] D. J. Welbourne and W. J. Grant, “Science communication on youtube: Factors that affect channel and video popularity,” *Public Understanding of Science*, vol. 25, no. 6, pp. 706–718, 2016, PMID: 25698225. doi: [10.1177/0963662515572068](https://doi.org/10.1177/0963662515572068).
- [13] *Google news*. [Online]. Available: <https://news.google.com>.