

2021

Algorithmes et bulles de filtres: État des lieux



ARNAUD CLAES
THIBAUT PHILIPPETTE

Table des matières

03 — **Préambule**

03 — **État de l'art**

Introduction **3**

Accès à l'information et réseaux sociaux **4**

Algorithmes et bulle de filtres **7**

En résumé **12**

14 — **Explorations Techniques**

Repenser la diversité des recommandations **15**

Permettre le contrôle du système **17**

19 — **Conseils**

20 — **Bibliographie**

26 — **Remerciements**

Préambule

Le présent rapport vise à faire un état des lieux des thématiques et enjeux qui s'articulent autour de l'usage d'algorithmes de recommandation comme point d'accès à des contenus médiatiques. Ces analyses découlent du projet de recherche Alg-Opinion financé par Innoviris et co-dirigé par l'Université St-Louis Bruxelles ainsi que l'UCLouvain. La première section de ce rapport se veut une vue d'ensemble des recherches portant sur la problématique de la bulle de filtres et de l'accès à l'actualité en ligne. Nous y dégageons plusieurs enjeux cruciaux dans le cadre du développement de l'écosystème médiatique belge et européen. La seconde section se veut plutôt technique et décrit plusieurs réflexions terminées ou encore en cours portant sur la conception de design alternatifs prenant en compte les enjeux soulevés dans la section précédente. Ces propositions concernent autant des questions algorithmiques que des enjeux d'interaction homme-machine.

Pour conclure ce document, nous détaillons quelques recommandations à l'égard de politiques, d'acteurs techniques et d'éducateurs aux médias qui seraient concernés par ces enjeux dans le cadre de leurs activités.

État de l'art

Introduction

L'usage croissant d'algorithmes de personnalisation en ligne a suscité de nombreuses craintes quant à la capacité des usagers à maintenir un régime informationnel diversifié. La notion de bulle de filtres (Pariser, 2011) est aujourd'hui employée pour décrire un état d'isolation intellectuelle résultant à la fois de mécanismes de pré-sélection de l'information et de mécanismes algorithmiques supprimant de notre environnement proche tout contenu allant à l'encontre de nos idées ou de nos préférences.

L'hypothèse de bulle de filtres traduit une représentation particulièrement déterministe de notre rapport aux médias et à l'information.

Le comportement de l'utilisateur est réduit à une dynamique de sélection active et de réception passive d'informations supportant ses opinions.

En contexte de réseaux sociaux, l'algorithme (et l'architecture technique qui l'accompagne) serait alors capable de peser sur les opinions des usagers en contrôlant le flux de recommandations. Dès lors, les solutions envisagées consistent à "réparer" l'algorithme et à trouver la bonne dose de diversité qui se traduirait en une faible polarisation politique et la production d'un citoyen équilibré et modéré. Du point de vue éducatif, il est généralement recommandé d'éviter ce genre de plateformes ou de saboter le système en adoptant occasionnellement des comportements aléatoires qui limiteraient les effets nocifs des recommandations automatisées (Bozdag & van den Hoven, 2015).

La revue de littérature qui suit visera à nuancer ces perspectives en questionnant les présupposés associés à la notion de bulle de filtres sur base de ce que les recherches actuelles nous disent des comportements avérés de sélection personnelle de l'information. Nous compléterons cette première partie en passant en revue les principales recherches qui se sont intéressées à l'influence du facteur algorithmique sur ces mécanismes de sélection de l'information.

Accès à l'information et réseaux sociaux

L'accès à l'information en ligne et la sélection par le citoyen de ses sources d'information n'est pas une préoccupation récente (Sears & Freedman, 1967). Avant de nous intéresser à l'influence du filtrage algorithmique sur l'accès à l'information en ligne, nous passerons en revue la littérature scientifique portant sur l'usage des réseaux sociaux pour consulter l'actualité.

Plusieurs recherches expérimentales observent que des sujets d'études en contexte contrôlé ont tendance à choisir des articles issus de journaux qui s'alignent avec leurs opinions politiques (Garrett 2009; Iyengar and Hahn 2009; Munson and Resnick 2010). Il n'est toutefois pas certain que nous cherchions à éviter avec autant d'intensité des informations contradictoires quand elles nous sont présentées (Garrett, 2009). Il faudrait donc distinguer la recherche d'un renforcement de l'opinion et l'évitement conscient de propos contradictoires. Si le premier phénomène est aujourd'hui bien documenté, le second l'est beaucoup moins (Dahlgren, 2021). De plus, Munson & Resnick (2010) observent que, s'il existe bien des utilisateurs peu enclins à confronter leurs avis, certains usagers sont aussi à la recherche d'une certaine diversité d'opinion.



Plusieurs études attestent de la présence de phénomènes de fragmentation de l'audience et de clusters sur des blogs ou des micro-blogs comme Twitter (Adamic & Glance, 2005 ; Barberá et al., 2015 ; Conover et al., 2011 ; Garimella et al., 2018) mais également sur Facebook (Jacobson et al., 2016 ; Del Vicario et al., 2017 ; Quattrociocchi et al., 2016). Nous noterons au passage que de nombreuses études de ce type sont réalisées aux Etats-Unis où le panorama politique peut plus facilement être divisé selon un axe binaire entre démocrates et conservateurs. Nous manquons à ce stade d'études au sein de paysages médiatiques et politiques plus fragmentés dont les résultats seraient plus facilement généralisables en Europe (Boczkowski & Mitchelstein, 2013 ; Garrett, 2013). Comme le souligne Bruns (2019), ces études se concentrent sur des hashtags, des mots-clés ou des pages Facebook associés à des thématiques particulièrement clivantes ainsi que sur des utilisateurs politisés.

Si Garimella et al. (2018) observent bien des réseaux de tweets polarisés sur certains sujets politiques, ils constatent également que cette tendance disparaît pour des sujets plus courants. Il est dès lors fort probable que ces études ne soient pas tout à fait représentatives des usages sur ces plateformes.

Etant donné que les réseaux sociaux ne sont pas uniquement utilisés pour rester à jour sur l'actualité politique, l'orientation politique n'est pas le seul facteur déterminant l'établissement d'une relation entre deux utilisateurs. Il est dès lors difficile de maintenir un graphe social d'une seule couleur politique (Dubois & Blank, 2018 ; Litt & Hargittai, 2016 ; Messing & Westwood, 2014 ; Bakshy et al., 2015). A l'inverse, cela implique également que ces plateformes peuvent être des espaces d'exposition accidentelle à l'actualité pour des utilisateurs aux usages non politisés mais d'un réseau de contacts diversifiés (Beam & Kosicki, 2014 ; Beam et al., 2018 ; Fletcher & Nielsen, 2018 ; Newman et al., 2017) contribuant à une situation de "context collapse" (Marwick & boyd, 2011). En d'autres termes, des utilisateurs issus de contextes sociaux parfois très divergents se retrouvent à interagir ensemble parce qu'ils partagent un individu commun au sein de leur graphe social ou une activité commune tout en ne partageant pas les mêmes opinions politiques. De plus, à travers l'attribution de mots-clés spécifiques, certains groupes d'opinions peuvent se rendre particulièrement visibles à leurs opposants, ce qui implique une exposition plus importante aux positions adverses (Williams et al., 2015 ; Yardi & boyd, 2010).

Scharkow et al. (2020) observent ainsi que l'usage d'intermédiaires comme Facebook ou Google est associé à un régime informationnel plus diversifié. De plus, la présence de marqueurs d'adhésions par des proches ("like", "partages" etc.) peut contribuer à une sélection d'informations qui ne sont pas nécessairement en accord avec l'opinion de l'utilisateur (Messing & Westwood, 2014). Boxell et al. (2017) observent par exemple une polarisation plus importante chez des populations qui n'utilisent pas ou peu internet et les réseaux sociaux. Ces éléments nous invitent donc à nuancer le rapport entre exposition et polarisation. Bien souvent, les groupes les plus polarisés sont les plus confrontés à des opinions contraires (Bruns, 2019).

Il est également important de souligner que l'usage de réseaux sociaux se fait rarement en vase clos. Si Flaxman et al. (2016) observent un léger effet d'exposition sélective en cas d'usage de réseaux sociaux, ils nuancent leurs conclusions en soulignant que la majorité des individus étudiés visitent également des médias "mainstream". Fletcher & Nielsen (2017) constatent également que dans le contexte d'un écosystème médiatique diversifié, la plupart des usages médiatiques combinent des médias de niches avec des médias s'adressant à une population plus large. Cela correspond aux conclusions de Dubois & Blank (2018) qui mettent en évidence qu'un utilisateur de réseaux sociaux se limite rarement à une seule source d'informations et va croiser les usages (recherche en lignes, médias traditionnels, médias sociaux etc.). Garrett et al. (2013) constatent également que l'usage de sites d'actualité partisans s'accompagne généralement d'une consommation d'actualités plus "mainstream".

Enfin, contrairement à ce que l'on pourrait croire, l'information en ligne ne domine pas les médias traditionnels qui sont encore largement consultés (Newman et al., 2020). A travers leur analyse portant à la fois sur des données de navigation sur ordinateur fixe et appareil mobile, Yang et al. (2020) constatent également une faible fragmentation des audiences. Ils soulignent que moins de la moitié des utilisateurs naviguant en ligne consultent l'actualité, ce qui pourrait être plus problématique que l'hypothétique fragmentation des audiences. La majorité de ces observations s'alignent sur les résultats de l'enquête #Génération2020 concernant les pratiques d'accès à l'information de jeunes en ligne (Média Animation, 2020).

Considérant ces facteurs externes, la situation d'isolement cognitif décrite par Pariser est particulièrement peu probable à l'heure actuelle car elle impliquerait une pratique consciente d'isolement qui semble particulièrement difficile à réaliser. Comme le souligne Bruns (2019), cela impliquerait de pratiquer une forme extrême d'homophilie ainsi que de couper tout contact avec quiconque serait capable d'amener une opinion divergente au sein de notre écosystème informationnel autant en ligne qu'hors ligne. Bien que les entreprises actives dans ce domaine ainsi que les technologies mobilisées contribuent à la construction de nouveaux environnements informationnels dotés de leurs propres logiques de fonctionnement et de sélection de l'information (Madsen, 2016), ces milieux ne sont pas des "bulles" parfaitement scellées à l'exception de quelques thématiques particulièrement polarisantes ou de groupes plus extrêmes.

Algorithmes et bulle de filtres

Loin d'être des espaces clos étanches, l'écosystème médiatique d'utilisateurs de réseaux sociaux semble plutôt doté de frontières poreuses qui laissent passer des sources d'informations de différentes natures. Si nous pouvons affirmer sur base de la revue de littérature qui précède que la démultiplication d'outils de curation automatisés n'est pas une source immédiate de fragmentation des audiences et de polarisation des opinions, il reste néanmoins légitime de se questionner sur l'influence d'outils de personnalisation sur nos modalités d'accès à l'information. La problématique de l'influence algorithmique sur la constitution d'un espace médiatique a été traitée dans de nombreux contextes d'usages différents allant de l'écoute musicale à la recommandation de vidéos. Nous proposons ici une vue d'ensemble de ces recherches pour tenter d'apporter un éclairage global sur l'influence du facteur technique.



A travers une étude expérimentale comparative, Möller et al. (2018) constatent que le “set” de recommandations produit par des techniques conventionnelles de recommandation n’est pas moins diversifié qu’une sélection produite par un journaliste.

Dans cette recherche, Möller et al. (2018) relèvent néanmoins que les contenus recommandés conservent la même distribution thématique que la base de données originale. Les auteurs de l'étude postulent donc qu'en contexte réel, un phénomène de bulle de filtres pourrait néanmoins être causé par un rétrécissement progressif des recommandations à la suite d'une sélection régulière par l'utilisateur des contenus les moins dissonants qui impliquerait une diminution progressive de la queue de la distribution en contexte réel d'interaction avec l'utilisateur. Claussen et al. (2019) observent que la personnalisation de la page d'accueil d'un site d'actualité allemand diminue la diversité au niveau individuel par rapport à un groupe de contrôle n'ayant consulté que du contenu sélectionné par le comité éditorial. Dylko et al. (2017) constatent, quant à eux, que l'usage d'outils de personnalisation automatique sur un faux site de presse en conditions expérimentales a tendance à réduire l'exposition à des informations dissonantes. Dans le cadre de cette étude, le système de recommandation en question était simulé par une sélection des chercheurs qui alignaient les articles montrés sur l'affiliation idéologique des participants (conservateur ou libéral).

En ce qui concerne la personnalisation de recherches en ligne, la diversité ne serait que faiblement impactée et le chevauchement des résultats entre différents types d'utilisateurs reste important (Haim et al., 2018 ; Krafft et al., 2018 ; Puschmann, 2019).

A travers l'analyse de données issues de Flickr et Tumblr relatives à la recommandation de contacts, Aiello & Barbieri (2017) observent une plus grande diversité du réseau social suite à l'usage de recommandations automatisées. Selon les auteurs de l'étude, le système expose l'utilisateur à une plus grande variété de contacts qu'en explorant les blogs et en cherchant sur le site. Les auteurs d'une étude réalisée par Facebook reconnaissent l'existence d'un phénomène de bulle de filtres mais observent que ce phénomène serait moins important que la sélection préalable réalisée par l'utilisateur à travers le choix de ses relations d'amitié (Bakshy et al., 2015). Dans ce cas-ci, l'échantillonnage de l'étude ne permet toutefois pas de généraliser les résultats à l'ensemble de la population d'utilisateurs.



Du côté de Spotify, la consommation musicale guidée par l'usage de systèmes de recommandation serait associée à une diminution de la diversité sur le long terme selon Anderson et al. (2020). Ils observent également que les utilisateurs qui développent un profil de consommation plus diversifié au fil du temps ont généralement recours à des modalités de curation non automatisées. En comparant l'évolution des comportements de consommation sur Spotify entre d'un côté un groupe de contrôle soumis à des recommandations populaires et un groupe soumis à des recommandations adaptées selon leur historique, Holtz et al. (2020) observent de leur côté une augmentation de la consommation globale pour le groupe de traitement mais aussi, en moyenne, une baisse de la diversité individuelle ainsi qu'une augmentation de la diversité agrégée pour ce même groupe. Cela impliquerait que davantage de contenus différents sont consultés sur l'ensemble de la plateforme, mais que chaque individu se retransche sur des intérêts plus spécifiques

En comparant les habitudes de consommation de Spotify avec des plateformes offrant un catalogue plus classique via les données d'un service tiers, Datta et al. (2017) observent des écoutes plus diversifiées sur le premier. Toutefois, il n'est pas possible de distinguer quelle fonctionnalité, entre la curation par d'autres utilisateurs et les recommandations algorithmiques, est la plus responsable de cette diversité.

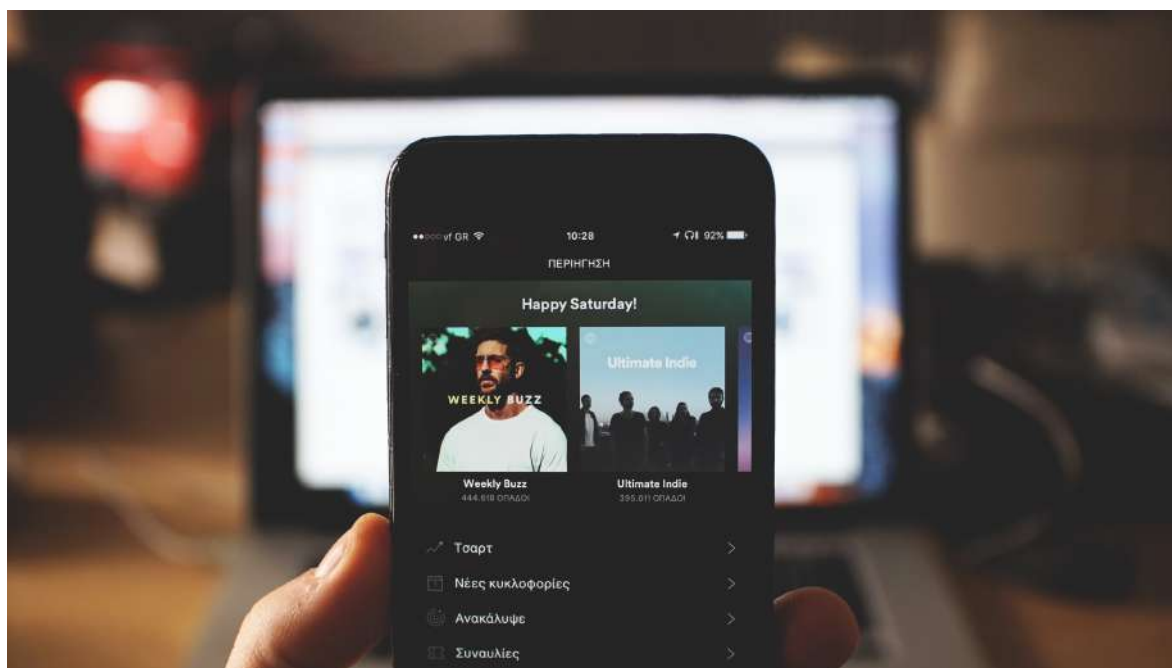


Cela rejoint nos conclusions de la section précédente en soulignant que le système de recommandation n'est qu'une facette de systèmes sociotechniques plus complexes qui, dans l'ensemble, contribuent à une exposition plus importante à de nombreux médias. En analysant les consommations d'utilisateurs sur une version d'iTunes "augmentée" par un add-on émettant des suggestions sur base d'un moteur de recommandation "content-based", Hosanagar et al. (2013) remarquent de leur côté une diminution de la fragmentation des profils de consommation. Plus précisément, ils observent que les utilisateurs consomment plus de contenus dans l'ensemble, ce qui augmente les chances de similarité avec d'autres usagers mais également que la similarité entre les "paniers" de produits consommés par chaque utilisateur est plus grande.

L'étude de Roth et al. (2020) constate sur Youtube que le graphe formé par le réseau de recommandations non personnalisées a tendance à confiner l'utilisateur dans un cluster de vidéos homogènes. Les vidéos plus populaires seraient particulièrement concernées par cette tendance. Étant donné qu'il s'agit de recommandations non personnalisées, cela impliquerait que les tendances observées s'appliqueraient à l'ensemble des utilisateurs en parallèle de nuances apportées par la personnalisation. Ces observations s'alignent sur les résultats de Ledwich & Zaitsev (2019) qui constatent que les recommandations ont tendance à rediriger l'utilisateur vers des médias plus "mainstream". L'étude en question reposait également sur une observation des recommandations à partir d'une série de chaînes politisées et depuis un profil anonyme. En se penchant sur le site MovieLens qui recommande des films sur base des scores attribués par la communauté d'utilisateurs, Nguyen et al. (2014) constatent pour leur part une réduction progressive de la diversité de contenus consultés pour tous les utilisateurs au fil du temps. Toutefois, parmi ceux qui utilisent le système de recommandation, cette diminution est plus faible.

Enfin, Lee & Hosanagar (2019) constatent un effet neutre ou positif sur la consommation individuelle avec l'introduction d'un système de recommandation mais un effet négatif sur la diversité agrégée. Ces résultats s'opposent à ceux d'Hotlz et al. (2020) cités précédemment mais leur étude portait sur l'écoute musicale tandis que les données de Lee & Hosanagar (2019) portent sur la vente en ligne.

Il faut souligner que les études citées ici sont très inégales dans la portée de leurs résultats, la fiabilité de leur méthodologie et la taille de leurs échantillons avec d'un côté les études réalisées en partenariat avec des plateformes numériques (Facebook ou Spotify par exemple) et de l'autre des études comme Dylko et al. (2017) qui essaient de reproduire expérimentalement des conditions de navigations réelles avec un échantillon relativement faible (93 personnes). En l'état actuel des choses, il est difficile de formuler une théorie universelle capable d'expliquer l'ensemble de ces résultats. Si l'intégration de systèmes de recommandation a une influence non négligeable sur notre paysage informationnel, il n'est en tout cas pas aussi fort que pourrait le laisser penser des notions comme celle de la bulle de filtres. Il est probable qu'autant la nature des éléments recommandés, la tâche dans laquelle s'intègre le dispositif, la perception du système par l'utilisateur ainsi que certains détails d'implémentations propres à la plateforme (et indirectement les objectifs de l'acteur émetteur de contenu) sont autant de paramètres qui peuvent fortement influencer sur les évaluations de ces systèmes.



ALGOPINION

**ALGORITHMES ET BULLES DE FILTRES:
ÉTAT DES LIEUX 2021**

En résumé

Pour en revenir à la question de la formation de l'opinion et de l'accès à l'information en ligne, en considérant la porosité de nos "bulles" informationnelles discutée dans la première section, nous pouvons constater que l'usage des réseaux sociaux permettant la personnalisation (humaine et algorithmique) du flux d'information ne nuit pas de façon uniforme et déterministe à la diversité des débats au sein de l'espace public (Bruns, 2019; Dahlgren, 2021; Guess et al., 2018; Moeller & Helberger, 2018). L'effet du système de recommandation sur la diversité des contenus est difficile à estimer mais la diversité des pratiques d'accès à l'information minimise le danger que ces dispositifs pourraient causer.

Cet état de l'art contribue à mettre en évidence la complexité inhérente à l'usage de la "diversité" comme point de repère unique pour l'évaluation de ces dispositifs. Si une faible diversité agrégée peut être souhaitable sur un site de presse pour assurer une couverture uniforme de l'actualité politique pour l'ensemble des lecteurs, il pourrait être plus souhaitable de maximiser cette valeur sur des sites d'écoute musicale qui souhaitent favoriser la visibilité de genres musicaux de niche. Comme souligné par Helberger et al. (2016), plusieurs formalisations du principe de diversité coexistent et traduisent un régime normatif différent. Il s'avère donc nécessaire de composer une cartographie plus claire de l'influence de différents moteurs de recommandation en fonction des contextes d'usages et en fonction des différentes mesures de diversité existantes.

De plus, il pourrait être pertinent de s'écarter quelque peu de la diversité comme repère normatif principal. Comme le souligne Bruns, faire partie d'une bulle entourée de personnes qui pensent comme nous peut aider à faire sens du monde sans pour autant impliquer que l'on adhère complètement à la même idéologie (2019). De même, engager avec l'ennemi n'implique pas moins de polarisation (O'hara & Stevens, 2015). Au contraire, cela permet d'autant plus facilement de se rattacher à un groupe et d'identifier l'autre auquel s'opposer. Une étude de Bail et al. (2018) sur Twitter s'est intéressée aux réactions des participants s'ils étaient régulièrement exposés à des contenus contraires à leurs orientations politiques. Ils ont ainsi observé un retranchement des positions des participants sur leurs opinions initiales en réponse à cette exposition régulière.

Pour finir, il est important de nuancer le présupposé selon lequel un algorithme de recommandation est capable de définir avec précision les goûts et intérêts de l'utilisateur. En règle générale, le dispositif construit un profil utilisateur sur base des interactions de ce dernier avec le système comme un "like" dans le cadre de Facebook par exemple. Ces traces sont ensuite exploitées pour mesurer l'engagement de l'utilisateur avec le contenu qui lui est proposé. Toutefois, la signification de ces interactions sont loin d'être universellement partagées et sont sujettes à différentes dynamiques sociales. Aimer et interagir avec un contenu peut répondre à de nombreuses logiques concurrentes qui ne sont pas uniquement du registre de l'intérêt et de l'appréciation. Cela implique que ce qui émeut, ce qui choque, ce qui dérange est tout aussi capable de générer un engagement important. Dans ce contexte, le système de recommandation n'est pas seulement un acteur d'enfermement mais aussi un acteur de viralité, ces mécanismes n'étant pas mutuellement exclusifs. La diminution de la diversité des ensembles de contenus recommandés n'est donc qu'une possibilité d'un éventail de conséquences plus large.

Cela implique que ces dispositifs de recommandation doivent être appréhendés comme des processus éditoriaux au même titre qu'une salle de rédaction classique (Ertzscheid, 2017). Dès lors, au-delà de l'évaluation des biais inhérents à ces systèmes qui reste une nécessité, il faut également donner aux utilisateurs les outils nécessaires pour comprendre ces processus éditoriaux et les articuler consciemment à l'intérieur de pratiques médiatiques complexes. A cet égard, le recours à des outils de visualisation pour représenter les parcours de navigation individuels et collectifs pourrait permettre à l'utilisateur d'avoir une vue d'ensemble sur ses pratiques de sorte à retrouver une forme d'agentivité sur ses comportements ou plus exactement sur les formes d'influences qu'il souhaite accepter ou refuser.

De plus, l'utilisateur moyen n'existe pas (Roth, 2019). Il diffère selon ses attentes, ses réactions ou ses objectifs. Il est fort probable que l'usage de systèmes de recommandation puisse autant contribuer à un enfermement idéologique de certains utilisateurs qu'à leur "empowerment" (Zuiderveen Borgesius et al., 2016). Toutefois, l'importance accordée à l'exploitation de signaux implicites pour orienter le processus de personnalisation implique une conception d'interfaces qui laisse peu de place à l'agentivité de l'utilisateur et implique un important coût cognitif (Ertzscheid, 2017) pour quiconque souhaiterait peser sur les choix du dispositif. Un axe de recherche notable consisterait donc à identifier quels profils d'utilisateurs sont plus à même de développer des usages vertueux mais aussi quelles modalités de présentation de l'information sont plus à même de soutenir ces pratiques.

Explorations techniques



Basés sur les préoccupations économiques d'acteurs du numérique, les systèmes de recommandations actuels mobilisent des logiques de filtrage de l'information qui privilégient l'adhésion au service et la satisfaction immédiate de l'utilisateur. L'adoption de ces systèmes par des organismes de presse publics implique d'interroger la concordance de ces logiques de recommandation avec les impératifs de service public qui caractérisent ces institutions, comme, par exemple, l'accès à un catalogue de contenus suffisamment diversifiés. Les deux sections qui suivent présenteront deux mécanismes de recommandations pouvant stimuler une exposition à une diversité de contenus plus importante que par l'intermédiaire de techniques plus classiques.

Ces propositions sont issues de travaux menés conjointement avec le professeur Raphaël Jungers et ses étudiant·e·s de l'Ecole Polytechnique de Louvain sur des données fournies par la RTBF et issues de la plateforme Auvio.

• Repenser la diversité des recommandations

Un premier travail (Laurinaviciute, 2019) est parti de l'idée de "distance affinitaire" qu'elle a modélisé via le concept de communauté dans une structure mathématique appelée graphe.

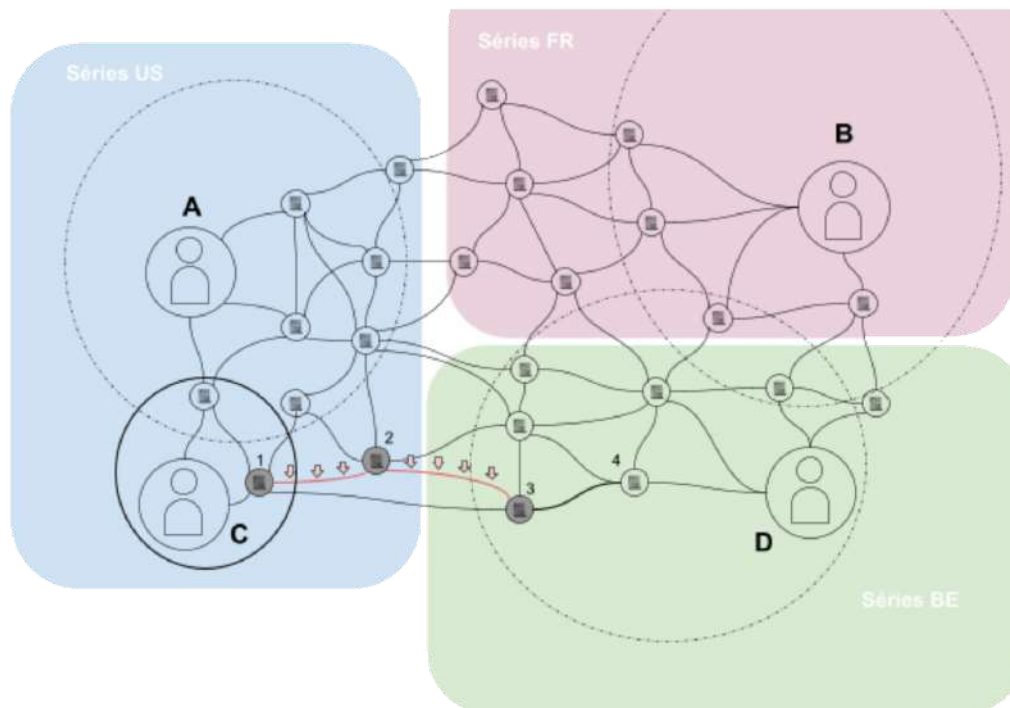


Figure 1 - Exemple d'une structure de consommation en graphe

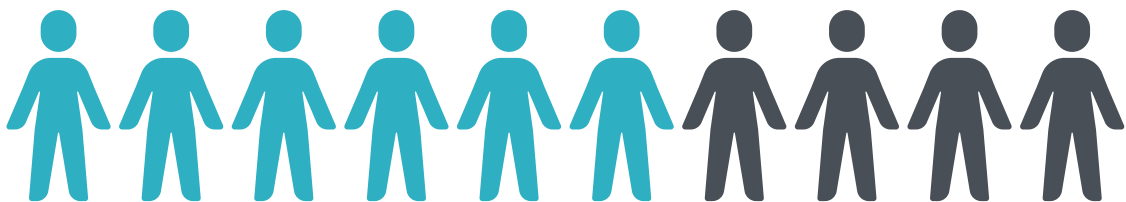
Suivant cette approche, il y a bulle de filtres au moment où :

- Les recommandations proposées à un utilisateur ont une probabilité importante d'appartenir aux centres d'intérêts dominants de sa communauté ;
- Un contenu divergent des centres d'intérêts d'une communauté met un temps important à percoler au travers des recommandations.

Imaginons le cas de consommation de séries américaines (surface bleue), de séries françaises (surface rose) et de séries belges produites par la RTBF (surface verte) sur la plateforme Auvio (voir figure 1). L'analyse en graphe autour de quatre profils de consommateurs révèle que trois d'entre eux (individus A, B et D) ont certes une consommation préférentielle mais qu'il leur arrive de sortir de leur zone de prédilection (symbolisée par les traits discontinus autour de leur bulle). Par contre, l'un d'entre eux (individu C) a une consommation qui se réduit exclusivement à quelques séries américaines (forte résistance symbolisée par le trait continu de sa bulle).

Le principe développé par l'étudiante ("crossing the river algorithm") s'inspire de logiques mathématiques de conductance appliquées généralement aux réseaux électriques. Il consiste à suggérer, à partir d'un calcul de proximité affinitaire entre différents contenus, une liste de recommandations susceptibles d'amener ce genre de consommateur à sortir de sa bulle. Imaginons que la RTBF souhaite promouvoir les séries belges qu'elle produit. Cet algorithme fournira alors une liste ordonnée de contenus à faible distance affinitaire suggérée à l'individu C (symbolisée par la ligne et les flèches rouges sur le graphique en figure 1) et devant l'amener, à partir d'une série américaine qu'il consomme (1), à découvrir dans un premier temps une nouvelle série américaine (2) avant d'arriver à une première série belge produite par la RTBF et susceptible de rencontrer ses intérêts (3). L'hypothèse conséquente que l'on pourrait formuler est que cette sortie de bulle pourrait conduire l'individu à d'autres découvertes ultérieures (par exemple la série belge n°4).

L'intérêt de cette perspective est qu'elle permet de repenser la recommandation de manière beaucoup plus éditoriale, avec un objectif de découverte de tel ou tel contenus moins visibles ou consommés spontanément par des individus. Il subsiste néanmoins plusieurs limites à cette approche. Tout d'abord, il s'agit d'une perspective théorique dans le sens où le modèle a été conçu à partir du catalogue de contenus et de la consommation anonyme d'individus. Il est donc difficile d'évaluer le rôle du système de recommandation actuel sur les habitudes de consommation. Autrement dit, dans cette expérience en laboratoire avec les données de la plateforme Auvio, on ne peut être certain que les comportements de résistance de certaines personnes soient uniquement dus aux recommandations qui leur sont faites. Ensuite, l'efficacité des recommandations basées sur ce principe n'a pas pu être validé en contexte réel, ce qui ne permet pas d'ajuster les paramètres qui influent le plus sur cette conductance et conséquemment la manière dont la liste de recommandation doit s'ajuster dynamiquement.

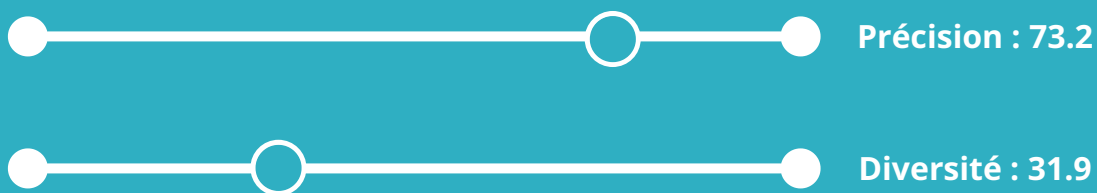


De manière plus fondamentale, cette perspective est une réponse comportementaliste à un problème de comportement. L'argument de Eli Pariser (2011) est que les algorithmes de recommandation des plateformes de contenus bien connues vont avoir tendance à ramener une personne comme l'individu C vers les contenus les plus proches de ses habitudes de consommation et donc contribuer sensiblement au renforcement de sa bulle. Le principe ici est au contraire de vouloir l'extraire de celle-ci afin de diversifier sa consommation. Cependant, de manière métaphorique, il s'agit au final de déplacer la carotte. Le problème se pose alors de savoir quels sont les critères de choix des contenus ciblés, et conséquemment quelles sont les valeurs associées à ces contenus-cibles. Ensuite, comme notre état de l'art nous l'a appris, cette problématique se pose plus spécifiquement face à certains types d'algorithmes (content-based) et pour une partie seulement d'individus qui ont un horizon de recherches plus limité. Se pose alors la question de la pertinence de cette approche de la recommandation pour des personnes qui ont déjà naturellement une consommation diversifiée. Enfin, cette manière d'adresser le problème à elle seule ne rend pas forcément l'utilisateur plus autonome et conscient des mécanismes de filtrage.

• **Permettre le contrôle du système**

A partir des mêmes données collectées dans le cadre de ce projet, une deuxième recherche a été menée, toujours sous la supervision du professeur Jungers, par des étudiants en informatique avec une approche un peu plus systémique (Mottet et Moumal, 2019). Le point de départ de ces étudiants a été de s'intéresser à différents types d'algorithmes (classic content-based, k-nearest neighbors, matrix factorization, singular value decomposition, etc.) afin d'évaluer en laboratoire leur effet potentiel sur le jeu de données de la plateforme Auvio. L'originalité de leur approche tient au fait que cette évaluation ne s'est pas uniquement faite sur un principe classique de précision (accuracy ou R-score) mais également au regard d'autres mesures de performance ou "métriques" pour reprendre le jargon des ingénieurs. Ils ont ainsi développé une nouvelle métrique, appelée B-score (user bubbleness), qui compare l'historique de consommation de différents profils d'utilisateurs à des listes de recommandations et qui mesure le potentiel faible ou élevé de ces dernières à faire sortir le consommateur de ses habitudes de consommation. Leurs analyses ont rapidement posé le constat que malgré tous les algorithmes testés, il n'existe pas de situation optimale entre la mesure classique de précision (R-Score) et une mesure de diversité comme le B-score. Autrement dit, une augmentation de précision se fait généralement au détriment de la diversité et vice versa.

Ils ont proposé plusieurs solutions au problème dont une particulièrement intéressante qui consiste à donner la possibilité à l'utilisateur de choisir lui-même le dosage entre précision et diversité. L'originalité de l'approche est que contrairement à la plupart des plateformes de contenus qui ont opté pour un seul type d'algorithme sur lequel l'utilisateur ne peut intervenir que sur des paramètres limités (e.g. type de fichier, langue, période), ici l'idée est de permettre à l'utilisateur, à travers l'interface, d'influencer plus fortement sur les résultats en modifiant, à travers l'interface, l'algorithme de recommandation qui va être celui le plus efficace en fonction des besoins ou envies du moment.



Cette proposition, même si elle s'est limitée ici aux questions de précision et de diversité, est intéressante à plusieurs égards. Tout d'abord, là où un seul algorithme ne va ajuster la précision ou la diversité de ses recommandations qu'au bout d'un certain nombre de requêtes en fonction du profilage de l'utilisateur, ce dernier peut ici directement changer la liste des recommandations en faisant varier l'algorithme. Ensuite, cette approche a une certaine vertu éducative car elle invite l'utilisatrice ou l'utilisateur à adopter un comportement plus actif face aux recommandations qui lui sont faites. Enfin, cette approche se fonde sur l'idée qu'un algorithme n'est finalement qu'une composante d'un système de recommandation et que s'il faut améliorer ce système, le problème doit être adressé également au niveau du design de l'interface et notamment des possibilités de contrôle offertes à l'utilisatrice ou l'utilisateur.

Recommandations

A destination des politiques	A destination des développeurs	A destination des acteurs de l'éducation
<p>Le débat public ne doit pas seulement s'orienter sur la protection de la diversité des contenus mais aussi sur les opportunités laissées à l'utilisateur pour articuler les logiques algorithmiques à ses propres objectifs.</p>	<p>Proposer à l'utilisateur plusieurs techniques de recommandation et lui permettre d'ajuster les paramètres en fonction de ses besoins.</p>	<p>Ne pas enfermer l'apprenant dans une logique de résistance face à l'oppresseur algorithmique mais ne pas ignorer les thématiques de surveillance et de captation de l'attention.</p>
	<p>Partager avec l'utilisateur des informations relatives à son profil de consommation pour donner une visibilité des effets de l'algorithme sur ses usages.</p>	<p>Partir des usages de l'apprenant (Réseaux sociaux et autres plateformes mobilisant un système de recommandation) et explorer avec lui la place que peut prendre ces usages dans un régime informationnel plus large.</p>
		<p>Articuler les pratiques développées autour de systèmes de recommandation avec les autres médias consultés par l'apprenant (presse écrite, radio, télévision etc.).</p>

Bibliographie

- Adamic, L. A., & Glance, N. (2005). The political blogosphere and the 2004 U.S. election : Divided they blog. Proceedings of the 3rd international workshop on Link discovery, 36-43. doi: <https://doi.org/10.1145/1134271.1134277>
- Aiello, L. M., & Barbieri, N. (2017). Evolution of Ego-networks in Social Media with Link Recommendations. Proceedings of the Tenth ACM International Conference on Web Search and Data Mining, 111-120. doi :<https://doi.org/10.1145/3018661.3018733>
- Anderson, A., Maystre, L., Anderson, I., Mehrotra, R., & Lalmas, M. (2020). Algorithmic Effects on the Diversity of Consumption on Spotify. Proceedings of The Web Conference 2020, 2155-2165. doi: <https://doi.org/10.1145/3366423.3380281>
- Bail, C. A., Argyle, L. P., Brown, T. W., Bumpus, J. P., Chen, H., Hunzaker, M. B. F., Lee, J., Mann, M., Merhout, F., & Volfovsky, A. (2018). Exposure to opposing views on social media can increase political polarization. Proceedings of the National Academy of Sciences, 115(37), 9216-9221. doi: <https://doi.org/10.1073/pnas.1804840115>
- Bakshy, E., Messing, S., & Adamic, L. A. (2015). Exposure to ideologically diverse news and opinion on Facebook. Science, 348(6239), 1130-1132. doi: <https://doi.org/10.1126/science.aaa1160>
- Barberá, P., Jost, J. T., Nagler, J., Tucker, J. A., & Bonneau, R. (2015). Tweeting From Left to Right : Is Online Political Communication More Than an Echo Chamber? Psychological Science, 26(10), 1531-1542. doi: <https://doi.org/10.1177/0956797615594620>
- Beam, M. A., Child, J. T., Hutchens, M. J., & Hmielowski, J. D. (2017). Context collapse and privacy management : Diversity in Facebook friends increases online news reading and sharing: New Media & Society, 20(7), 2296-2314. doi: <https://doi.org/10.1177/1461444817714790>
- Beam, M. A., & Kosicki, G. M. (2014). Personalized News Portals : Filtering Systems and Increased News Exposure. Journalism & Mass Communication Quarterly, 91(1), 59-77. doi: <https://doi.org/10.1177/1077699013514411>
- Boczkowski, P. J., & Mitchelstein, E. (2013). The news gap : When the information preferences of the media and the public diverge. The MIT Press.

- Boxell, L., Gentzkow, M., & Shapiro, J. M. (2017). Greater Internet use is not associated with faster growth in political polarization among US demographic groups. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 114(40), 10612-10617. doi: <https://doi.org/10.1073/pnas.1706588114>
- Bozdag, E., & van den Hoven, J. (2015). Breaking the filter bubble : Democracy and design. *Ethics and Information Technology*, 17(4), 249-265. doi: <https://doi.org/10.1007/s10676-015-9380-y>
- Bruns, A. (2019). *Are filter bubbles real?* Polity Press.
- Claussen, J., Peukert, C., & Sen, A. (2019). The Editor vs. The Algorithm : Returns to Data and Externalities in Online News (CESifo Working Paper Series No 8012). CESifo. <https://ssrn.com/abstract=3518959>
- Conover, M., Ratkiewicz, J., Francisco, M., Gonçalves, B., Flammini, A., & Menczer, F. (2011). Political Polarization on Twitter. *Proc. 5th International AAAI Conference on Weblogs and Social Media (ICWSM)*. <http://www.aaai.org/ocs/index.php/ICWSM/ICWSM11/paper/view/2847>
- Dahlgren, P. M. (2021). A critical review of filter bubbles and a comparison with selective exposure. *Nordicom Review*, 42(1), 15-33. doi: <https://doi.org/10.2478/nor-2021-0002>
- Datta, H., Knox, G., & Bronnenberg, B. J. (2017). Changing Their Tune : How Consumers' Adoption of Online Streaming Affects Music Consumption and Discovery. *Marketing Science*, 37(1), 5-21. doi: <https://doi.org/10.1287/mksc.2017.1051>
- Del Vicario, M., Zollo, F., Caldarelli, G., Scala, A., & Quattrociocchi, W. (2017). Mapping social dynamics on Facebook : The Brexit debate. *Social Networks*, 50, 6-16. doi: <https://doi.org/10.1016/j.socnet.2017.02.002>
- Dubois, E., & Blank, G. (2018). The echo chamber is overstated : The moderating effect of political interest and diverse media. *Information, Communication & Society*, 21(5), 729-745. doi: <https://doi.org/10.1080/1369118X.2018.1428656>
- Dylko, I., Dolgov, I., Hoffman, W., Eckhart, N., Molina, M., & Aaziz, O. (2017). The dark side of technology : An experimental investigation of the influence of customizability technology on online political selective exposure. *Computers in Human Behavior*, 73, 181-190. doi: <https://doi.org/10.1016/j.chb.2017.03.031>
- Ertzscheid, O., & Casilli, A. A. (2017). *L'appétit des géants pouvoir des algorithmes, ambitions des plateformes*. C&F éditions.

- Flaxman, S., Goel, S., & Rao, J. M. (2016). Filter Bubbles, Echo Chambers, and Online News Consumption. *Public Opinion Quarterly*, 80(S1), 298-320. doi: <https://doi.org/10.1093/poq/nfw006>
- Fletcher, R., & Nielsen, R. K. (2017). Are News Audiences Increasingly Fragmented? A Cross-National Comparative Analysis of Cross-Platform News Audience Fragmentation and Duplication. *Journal of Communication*, 67(4), 476-498. doi: <https://doi.org/10.1111/jcom.12315>
- Fletcher, R., & Nielsen, R. K. (2018). Are people incidentally exposed to news on social media? A comparative analysis. *New Media & Society*, 20(7), 2450-2468. doi: <https://doi.org/10.1177/1461444817724170>
- Garimella, K., De Francisci Morales, G., Gionis, A., & Mathioudakis, M. (2018). Political Discourse on Social Media : Echo Chambers, Gatekeepers, and the Price of Bipartisanship. *Proceedings of the 2018 World Wide Web Conference*, 913-922. doi: <https://doi.org/10.1145/3178876.3186139>
- Garrett, R. K. (2009). Politically Motivated Reinforcement Seeking : Reframing the Selective Exposure Debate. *Journal of Communication*, 59(4), 676-699. doi: <https://doi.org/10.1111/j.1460-2466.2009.01452.x>
- Garrett, R. K. (2013). Selective Exposure : New Methods and New Directions. *Communication Methods and Measures*, 7(3-4), 247-256. doi: <https://doi.org/10.1080/19312458.2013.835796>
- #Génération2020, Les jeunes et les pratiques numériques. (2020). Média Animation. https://www.generation2020.be/wp-content/uploads/2020/09/Ge%CC%81ne%CC%81ration2020_Livretdesre%CC%81sultats.pdf
- Guess, A., Nyhan, B., Lyons, B., & Reifler, J. (2018). Why selective exposure to like-minded political news is less prevalent than you think (p. 25). Knight Foundation. https://kf-site-production.s3.amazonaws.com/media_elements/files/000/000/133/original/Topos_KF_White-Paper_Nyhan_V1.pdf
- Haim, M., Graefe, A., & Brosius, H.-B. (2018). Burst of the Filter Bubble? *Digital Journalism*, 6(3), 330-343. doi: <https://doi.org/10.1080/21670811.2017.1338145>
- Helberger, N., Karppinen, K., & D'Acunto, L. (2016). Exposure diversity as a design principle for recommender systems. *Information, Communication & Society*, 21(2), 191-207. doi: <https://doi.org/10.1080/1369118X.2016.1271900>
- Holtz, D., Carterette, B., Chandar, P., Nazari, Z., Cramer, H., & Aral, S. (2020). The Engagement-Diversity Connection : Evidence from a Field Experiment on Spotify. *Proceedings of the 21st ACM Conference on Economics and Computation*, 75-76. doi: <https://doi.org/10.1145/3391403.3399532>

- Hosanagar, K., Fleder, D., Lee, D., & Buja, A. (2013). Will the Global Village Fracture Into Tribes? Recommender Systems and Their Effects on Consumer Fragmentation. *Management Science*, 60(4), 805-823. doi: <https://doi.org/10.1287/mnsc.2013.1808>
- Iyengar, S., & Hahn, K. S. (2009). Red Media, Blue Media : Evidence of Ideological Selectivity in Media Use. *Journal of Communication*, 59(1), 19-39. doi: <https://doi.org/10.1111/j.1460-2466.2008.01402.x>
- Jacobson, S., Myung, E., & Johnson, S. L. (2016). Open media or echo chamber : The use of links in audience discussions on the Facebook Pages of partisan news organizations. *Information, Communication & Society*, 19(7), 875-891. doi: <https://doi.org/10.1080/1369118X.2015.1064461>
- Laurinaviciute, A. (2019). An algorithmic framework for avoiding filter bubbles [Mémoire en sciences des données]. Université Catholique de Louvain.
http://uclouvain.summon.serialssolutions.com/2.0.0/link/0/eLvHCXMwnVxLT8MwDLYYO8DgAALEW_kDG22StckOSliuIMQFwT3Ko4FKZZUo3e_H2RhUO-6cRLYsxf78-AZA6CgarvkErzX3LsLr0sUlcWVs0sQLPRaWM28D_fk5py-ZfMrDqM5qd_TatgGK8WwU3yAyaspmgum3SHrQY5HYhn42zR5eB7DT2qp u55hVd8JEfgB7Wae9fQhb_usl-N2M6Oq9xiz847O0xK_GoQjiRaLndRnCB_Fl6FsT0xpTFc0x3ObTt_vH4Z8gFar7TRI64iosaw6ED_V_agq1VFgtFKYnsK_D8Prse0Fyc6dAGHVxahPhOZqJp04YJh3imIQZSyNJzyDdUNr5xi8vYBexgVxWGY6h7_E3FFcd-17_2vwHkIWbuQ
- Ledwich, M., & Zaitsev, A. (2019). Algorithmic Extremism : Examining YouTube's Rabbit Hole of Radicalization. arXiv.
<http://arxiv.org/abs/1912.11211>
- Lee, D., & Hosanagar, K. (2019). How Do Recommender Systems Affect Sales Diversity? A Cross-Category Investigation via Randomized Field Experiment. *Information Systems Research*, 30(1), 239-259. doi: <https://doi.org/10.1287/isre.2018.0800>
- Litt, E., & Hargittai, E. (2016). The Imagined Audience on Social Network Sites. *Social Media + Society*, 2(1). doi: <https://doi.org/10.1177/2056305116633482>
- Madsen, A. K. (2016). Beyond the Bubble : Three empirical reasons for re-conceptualizing online visibility. *Mediekultur: Journal of Media and Communication Research*, 31(59), 22p. doi: <https://doi.org/10.7146/mediekultur.v31i59.19235>

- Marwick, A. E., & boyd, danah. (2010). I tweet honestly, I tweet passionately : Twitter users, context collapse, and the imagined audience: *New Media & Society*, 13(1), 114-133. doi: <https://doi.org/10.1177/1461444810365313>
- Messing, S., & Westwood, S. J. (2014). Selective Exposure in the Age of Social Media : Endorsements Trump Partisan Source Affiliation When Selecting News Online. *Communication Research*, 41(8), 1042-1063. doi: <https://doi.org/10.1177/0093650212466406>
- Moeller, J. et Helberger, N. (2018). Beyond the filter bubble: Concepts, myths, evidence and issues for future debates (rapport). Amsterdam, Pays-Bas : Université d'Amsterdam.
- Möller, J., Trilling, D., Helberger, N., & Es, B. van. (2018). Do not blame it on the algorithm : An empirical assessment of multiple recommender systems and their impact on content diversity. *Information, Communication & Society*, 21(7), 959-977. doi: <https://doi.org/10.1080/1369118X.2018.1444076>
- Moumal, H., & Mottet, S. (2019). Ethics in Big Data : Designing recommendation algorithms avoiding « filter bubbles » [Mémoire en sciences informatiques]. Université Catholique de Louvain. http://uclouvain.summon.serialssolutions.com/2.0.0/link/0/eLvHCXMwnV07T8MwED7RMvAaQIB4y1unliTOyx0YIA0IsVSwR77YKZaSRmqS_n7spEDUsbNI2WfL_u7zfXcGoM7EGm_dCb4r0EOLaffESmluiYAJn2lqImUuMmlSiT9iZx6x99hldX5rR29VG3A0nk3sR-0ZVaaq2iapdAADaoVD2I9m0evnERw0aV42a82qezARn8Jx1Atvn8FetjqHeScpJ2pJntWCRLzmUyJa4YSGDWIYaVHIzd9GhOeLUvPI76liff0qgyxklCkT0ybyIOayGI3AUzz7enkb_80iMU_ _ITIB88RUcjbZIMI_K8qksyZpraGXcMKNsnIZtxlw4gplQBHlwQrRCTw3ZRxtzxYhUiZ96oaZdw3BjqPd7NzzFg6148C6p4g7GNarRt731v5hsx8_K6mlGw
- Munson, S. A., & Resnick, P. (2010). Presenting diverse political opinions : How and how much. *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, 1457-1466. doi: <https://doi.org/10.1145/1753326.1753543>
- Newman, N., Fletcher, R., Kalogeropoulos, A., Levy, D. A. L. et Nielsen, R. K. (2017). Reuters Institute Digital News Report 2017 [Rapport]. <https://www.digitalnewsreport.org/>.
- Newman, N., Fletcher, R., Schulz, A., Simge, A., et Nielsen, R. K. (2020). Reuters Institute Digital News Report 2020 [Rapport]. <https://www.digitalnewsreport.org/>.
- Nguyen, T. T., Hui, P.-M., Harper, F. M., Terveen, L., & Konstan, J. A. (2014). Exploring the filter bubble : The effect of using recommender systems on content diversity. *Proceedings of the 23rd international conference on World wide web*, 677-686. doi: <https://doi.org/10.1145/2566486.2568012>

- O'Hara, K., & Stevens, D. (2015). Echo Chambers and Online Radicalism : Assessing the Internet's Complicity in Violent Extremism. *Policy & Internet*, 7(4), 401-422. doi: <https://doi.org/10.1002/poi3.88>
- Pariser, E. (2012). *The filter bubble : What the Internet is hiding from you*. Penguin Books.
- Puschmann, C. (2019). Beyond the Bubble : Assessing the Diversity of Political Search Results. *Digital Journalism*, 7(6), 824-843. doi: <https://doi.org/10.1080/21670811.2018.1539626>
- Quattrociocchi, W., Scala, A., & Sunstein, C. R. (2016). Echo Chambers on Facebook. *Social Science Research Network*. doi: <https://doi.org/10.2139/ssrn.2795110>
- Roth, C. (2019). Algorithmic Distortion of Informational Landscapes. *Intellectica*, 70(1), 97-118.
- Roth, C., Mazières, A., & Menezes, T. (2020). Tubes and bubbles topological confinement of YouTube recommendations. *PLOS ONE*, 15(4). doi: <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0231703>
- Scharnow, M., Mangold, F., Stier, S., & Breuer, J. (2020). How social network sites and other online intermediaries increase exposure to news. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 117(6), 2761-2763. doi: <https://doi.org/10.1073/pnas.1918279117>
- Sears, D. O., & Freedman, J. L. (1967). Selective exposure to information : A critical review. *Public Opinion Quarterly*, 31(2), 194-213. doi: <https://doi.org/10.1086/267513>
- Williams, H. T. P., McMurray, J. R., Kurz, T., & Hugo Lambert, F. (2015). Network analysis reveals open forums and echo chambers in social media discussions of climate change. *Global Environmental Change*, 32, 126-138. doi: <https://doi.org/10.1016/j.gloenvcha.2015.03.006>
- Yang, T., Majó-Vázquez, S., Nielsen, R. K., & González-Bailón, S. (2020). Exposure to news grows less fragmented with an increase in mobile access. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 117(46), 28678-28683. doi: <https://doi.org/10.1073/pnas.2006089117>
- Yardi, S., & Boyd, D. (2010). Dynamic Debates : An Analysis of Group Polarization Over Time on Twitter: *Bulletin of Science, Technology & Society*, 30(5), 316-327. doi: <https://doi.org/10.1177/0270467610380011>
- Zuiderveen Borgesius, F.J., Trilling, D., Möller, J., Bodó, B., de Vreese, C. H. et Helberger, N. (2016). Should we worry about filter bubbles? *Internet Policy Review*, 5(1), 1-16.

Remerciements

Le projet ALGOPINION est soutenu par l'Organisation régionale pour la Recherche et l'Innovation de la Région de Bruxelles-Capitale (Innoviris), en partenariat avec la RTBF et Média Animation asbl.



<https://www.algopinion.brussels/>

Algopinion

Follow Algocurieux

Instagram @algocurieux

Twitter @AlgoCurieux