

L'utilisateur à l'épreuve des recommandations algorithmiques : une exploration des tensions normatives

**Christopher ADENET RAIMONT, doctorant
INTRARE, Université Reims Champagne Ardennes¹**

**Yohan GICQUEL, Maître de conférences
LITEM, Université d'Évry Paris-Saclay²**

Les recommandations algorithmiques jouent un rôle important sur les plateformes numériques afin notamment de capter l'attention des utilisateurs. Ces systèmes font l'objet de nombreuses discussions. Toutefois, elles sont peu étudiées en marketing sous le prisme des normes. A partir d'entretiens menés auprès d'utilisateurs de plateformes numériques, les auteurs montrent les tensions normatives qui existent entre les utilisateurs et ces recommandations à partir des théories de la tension et de la neutralisation. Les résultats dévoilent quatre types d'adaptation : conformisme, ritualisme, innovation et évasion. Ils dévoilent des enjeux éthiques importants concernant le libre arbitre des utilisateurs, mais ils soulèvent aussi des opportunités pour les plateformes pour améliorer l'expérience de leurs utilisateurs. En outre, les auteurs envisagent des voies de recherche futures.

Marketing digital – algorithme de recommandation – normes techniques – gouvernementalité

The user put to the test by algorithmic recommendations: an exploration of normative tensions

Algorithmic recommendations play a significant role in digital platforms, particularly in capturing user attention. While these systems have been the subject of considerable discussion, they have been understudied in marketing through the lens of norms. Based on interviews with users of digital platforms, the authors demonstrate the normative tensions that exist between users and these recommendations, drawing on theories of strain and neutralization. The results reveal four types of adaptation: conformity, ritualism, innovation, and retreatism. These findings uncover significant ethical implications concerning users' free will but also present opportunities for platforms to enhance the user experience. Moreover, the authors outline potential avenues for future research.

Digital marketing – recommendation algorithm – governmentality – technical norms

¹ Christopher ADENET RAIMONT : christopher.adenet-raimont@univ-reims.fr
57 Bis rue Pierre Taittinger, 51100 Reims, France

² Yohan GICQUEL : yohan.gicquel@univ-evry.fr
Bât Ile De France 23 bd François Mitterrand, 91000 Evry, France

Introduction

Les recommandations algorithmiques redéfinissent l'expérience des utilisateurs sur les plateformes numériques (Tjepkema, 2019). Elles posent aussi des questions notamment parce qu'elles renvoient à ce que l'intelligence artificielle juge pertinent pour l'utilisateur en fonction de critères variables. En cela, ces recommandations s'avèrent parfois utiles pour les utilisateurs au regard de l'étendue des contenus disponibles sur une même plateforme : sans recommandations, ils auraient plus de difficulté à opérer des choix et ils seraient alors plus enclin à les regretter (Schwartz, 2005). Toutefois, ces recommandations ont aussi tendance à restreindre leur capacité de choix et de découverte (Pariser, 2011 ; Sunstein, 2001), à orienter leurs goûts et à leur fournir une culture « clé en main » (Gillespie, 2016). Ces systèmes de recommandations font l'objet de nombreuses études. Une partie vise à améliorer l'efficacité de ces systèmes et une autre s'intéresse à leurs effets sur l'utilisateur. Elles dévoilent des phénomènes d'enfermement comme les bulles de filtres (Pariser, 2011) ou les chambres d'écho (Sunstein, 2001). Ces travaux s'articulent autour de deux conceptions : (1) l'idée d'un utilisateur gouverné par les algorithmes (Rouvroy et Berns, 2013) ; (2) ou au contraire, doué de compétences pour y faire face (Beuscart et al., 2019). Notre recherche est à mi-chemin de ce continuum, car elle met au jour les tensions normatives qui existent entre ces systèmes et les pratiques des utilisateurs à leur égard. En ce sens, nous considérons que les recommandations sont des normes techniques à partir desquelles les individus s'ajustent (Gicquel, 2017). À partir des théories de la tension (Merton, 1938) et de la neutralisation (Sykes et Matza, 1957), et des travaux sur l'(a)normalité (Amine et Gicquel, 2011 ; Gicquel, 2017), quatre types d'adaptation sont identifiés : le conformisme, le ritualisme, l'innovation et l'évasion. Après avoir discuté la notion d'algorithme de recommandation en tant que norme technique et la théorie de la tension, nous présentons les résultats de notre étude issus d'entretiens menés avec dix-huit utilisateurs de plateformes numériques. Pour finir, nous envisageons les principales contributions de notre recherche.

Revue de la littérature

Les plateformes numériques comme les réseaux sociaux ou les sites de streaming utilisent des algorithmes de recommandation : des systèmes informatiques capables de fournir des prescriptions aux utilisateurs pour répondre à leurs attentes (Burke, 2002). Ces technologies s'appuient sur des méthodes de filtrage de contenus et sur les préférences de l'utilisateur pour lui recommander des contenus similaires à ceux qu'il a aimés auparavant (Pazzani et Billsus, 2007). Ainsi par exemple, le système *Netflix* met en avant des séries ou des films de son catalogue susceptibles de satisfaire l'utilisateur.

Avec l'intelligence artificielle, ce processus est entré dans une nouvelle ère (Bengio et al., 2021) qui augure des méthodes d'hybridation (Zhang et al., 2021) au-delà des méthodes traditionnelles, qui reposent sur la connaissance de l'utilisateur, sur l'utilité ou la démographie (Burke, 2007). Les méthodes d'hybridation visent à améliorer les recommandations en combinant plusieurs techniques existantes comme le filtrage de contenu, le filtrage collaboratif et les systèmes basés sur les connaissances, de sorte à pallier les limites de chacune d'elles (Zhang et al., 2021). Ainsi, en plus de proposer du contenu relatif à la consommation antérieure de l'utilisateur, ces systèmes hybrides considèrent les attentes explicites de chaque utilisateur communiquées via le filtrage basé sur les connaissances et les préférences des utilisateurs qui ont un profil proche (Annexe 1).

Ces systèmes font l'objet de discussions notamment en système d'information (Kordzadeh et al., 2022), en sociologie (Jauréguiberry, 2017), en psychologie (Cinelli et al., 2022) et en marketing (Benavent, 2016). Une part de ces travaux s'intéresse aux enjeux éthiques liés à la nature normative de ces systèmes (Lambrecht et Tucker, 2019 ; De Keyzer et al., 2022). Ils montrent notamment qu'ils favorisent les discriminations, et qu'ils constituent un risque

pour la vie privée mais aussi qu'ils encouragent l'addiction chez les jeunes utilisateurs. En outre, des auteurs alertent sur les effets de bulles de filtre, car les recommandations produisent une asymétrie d'information. Une bulle de filtre est à la fois le mécanisme de filtrage algorithmique qui réduit le champ des recommandations à la consommation antérieure de l'utilisateur, et son enfermement idéologique dans ses propres croyances (Pariser, 2011). En cela, elle exacerbe les biais de confirmation et limite l'exposition à des points de vue diversifiés qui favorise la polarisation des opinions tout en limitant le libre arbitre de l'utilisateur à consommer du contenu en ligne comme il l'entend. En outre, des chercheurs dévoilent l'existence de chambres d'écho : des espaces numériques dans lesquels les utilisateurs partagent des idées similaires et renforcent leurs croyances. Si certains justifient cette polarisation par les tendances homophiles des usagers (Bakshy et al., 2015), on peut aussi considérer que ces deux phénomènes fonctionnent en tandem. En ce sens, les recommandations basées sur un filtrage collaboratif participent à normaliser, à encourager et à renforcer les interactions entre des profils aux caractéristiques proches (Esteve-Del-Valle, 2022).

Les systèmes hybrides ont modifié les systèmes traditionnels en développant un système de recommandation de contenu automatisé à grande échelle (Stenger, 2011). Développé par Facebook et repris par la plupart des réseaux, ces systèmes impactent les pratiques de consommation culturelle et participent d'une gouvernamentalité algorithmique généralisée (Rouvroy et Berns, 2013).

Plus finement, une recommandation peut être assimilée à un dialogue entre un expert et une personne désireuse d'améliorer sa connaissance pour éclairer ses choix. Recommander est alors l'action d'exhorter quelqu'un à faire quelque chose ou à adopter une certaine conduite. Ainsi, une recommandation à la nature d'une norme, car toutes les deux appellent à un *devoir-être*. Une norme « décrit la régularité d'une chose et un précepte ; c'est donc à la fois un critère qui désigne un état actuel et un état majoritaire et/ou attendu, et une ligne de partage entre ces deux états » (Gicquel, 2017, p.64). En cela, les recommandations incarnent des normes techniques (*op.cit.*, p.65). Ce type de norme se fonde « sur les régularités empiriques repérables dans la réalité qui sont décrites *a posteriori* sous forme de régularités et de modèles. Les normes techniques forment historiquement la raison d'être de l'expertise marketing depuis sa volonté de savoir pour prévoir et prévoir pour pouvoir mieux gérer » (*op.cit.*).

Bien que la nature normative des recommandations encourage des discussions dans le domaine de l'éthique, peu s'intéressent à la façon dont l'utilisateur, depuis sa perception des recommandations, s'adapte à ce type de norme. Les recherches actuelles montrent que l'utilité et l'utilisabilité perçue des algorithmes est étroitement liée à la confiance que l'utilisateur a du système, et que cette confiance dépend de la perception de l'utilisateur des enjeux de précision, de responsabilité, de transparence et d'explicabilité (Shin, 2020). En outre, des travaux s'intéressent à la littératie algorithmique : la capacité de l'utilisateur à comprendre et à interagir avec les algorithmes de recommandation (Oeldorf-Hirsch et German, 2023). Il apparaît qu'un haut niveau de littératie favorise les attitudes positives vis-à-vis de l'algorithme quand l'utilisateur cherche à obtenir des informations conformes à ses convictions. En revanche, un haut niveau de littératie conduit aussi à des attitudes ambivalentes notamment quand l'utilisateur est motivé par l'exactitude des informations, leur diversité et leur impartialité. En cela, il reconnaît à la fois les avantages (efficacité et personnalisation) et les inconvénients (manque de diversité) des recommandations. Cette ambivalence dévoile que, pour une part des utilisateurs, il y a un écart entre les attentes culturelles idéales (l'accès à une information diversifiée, fiable, impartiale, utile, explicable, qui permet de gagner du temps et dans le respect de la vie privée etc.) et la réalité algorithmique – écart qui peut être interprété comme un conflit entre les buts valorisés par la personnalisation de contenu et les moyens perçus pour les atteindre (les interactions que l'utilisateur choisit d'avoir avec l'algorithme).

Suivant cette conception normative, les recommandations apparaissent politiques, car ce qui est tenu pour normal appartient à des individus qui, pour défendre leurs intérêts, imposent leurs normes (Gicquel, 2017). Merton (1938) montre ainsi comment les normes sont des moyens de faire converger les pratiques individuelles vers un projet collectif, mais aussi comment les individus s'ajustent parfois à ce projet. Merton identifie ainsi cinq modes d'adaptation (Annexe 2). La théorie de la tension est fréquemment mobilisée en marketing (Amine et Gicquel, 2011) comme cadre pour saisir les déviations ou pour éclairer les raisons qui les président. Cependant, nous n'ignorons pas les défauts structurels et conceptuels de cette théorie (Besnard, 1978). Aussi, nous nous appuyons sur elle pour identifier des modes d'adaptation sans plaquer les explications de Merton sur nos résultats. Autrement, nous mobilisons la théorie de la neutralisation pour éclairer ces adaptations.

Résultats

Les entretiens menés (Annexe 3) témoignent d'une perception assez négative des recommandations, car souvent, elles ne satisfont pas les attentes des utilisateurs en matière de choix et de découverte. Ainsi, si généralement, ils se conforment aux recommandations, l'insatisfaction liée aux contenus proposés amène l'adoption d'attitudes alternatives à l'égard de ces normes. Ainsi, au-delà du conformisme, ils adoptent des pratiques d'innovation, de ritualisme et d'évasion³.

Conformisme

Le conformiste accepte les recommandations et leur finalité. Il s'agit sûrement de l'adaptation la plus répandue. Mais, les raisons qui la président ne sont pas uniformes. Deux cas sont observés. Le premier : des utilisateurs justifient leur conformisme par leur méconnaissance du fonctionnement des recommandations : « vu que c'est là partout et que je n'en sais pas grand-chose, je me dis que ce n'est pas si mauvais que ça ou du moins que ce n'est pas très important » (Alex). Ces utilisateurs font preuve de *déni de dommage*, car ils considèrent que leur pratique n'a pas de réels dommages sous couvert de normalité (Sykes et Matza, 1957). Le second : la reconnaissance de la praticité des recommandations dans certaines circonstances engendre le conformisme : « Quand on est vraiment à la recherche de quelque chose ou d'un cadeau, ou peu importe, ça peut donner des idées en soi, donc oui c'est pratique » (Lucile). Autrement, ces utilisateurs sont dans une posture de *défense de nécessité*, car ils se justifient par un contexte qui ne leur laisse pas d'alternatives (Minor, 1981).

En outre, le conformisme peut être temporel ou statistique selon les plateformes. Sur les réseaux Instagram et TikTok, il s'agit davantage d'un conformisme temporel lié à l'urgence de la culture de consommation (Nicole, 2018). Cette pression propice au FOMO (Przybylski et al., 2013), conduit à augmenter la vitesse d'examen de l'information (Payne et al., 1988). Les recommandations participent à ce gain de temps : « Bah comme je l'ai dit, c'est par rapport à ce que je recherche en ce moment. Mais j'aimerais parler de par exemple les shorts et les réels sur Instagram, l'algorithme va te proposer des types de vidéos où tu as mis des réactions. En gros, en fonction de ce que je consomme et ça, c'est bien, parce que ça me permet de ne pas trop chercher pour trouver des contenus qui vont me plaire » (Alain). Autrement, les utilisateurs de Netflix sont dans un conformisme statistique du fait que la plateforme affiche un pourcentage de recommandation⁴. Les utilisateurs témoignent leur sensibilité à cette information : « Ah si ! Si parce que s'il y a un truc, l'affiche m'a attiré ou le titre, s'il y a que 86%, je me dis, 86 ce

³ Aucune attitude de rébellion apparaît dans nos résultats, car ce mode implique un refus total du système de personnalisation et la proposition par l'utilisateur d'une alternative qui supposerait qu'il crée son propre algorithme.

⁴ Ce pourcentage ne traduit pas la qualité du contenu comme sur IMDB. Il est produit par l'algorithme à partir des goûts de l'utilisateur et traduit le taux de certitude de l'algorithme que le contenu plaise à l'utilisateur.

n'est vraiment pas beaucoup parce que parfois, il y en a qui ont 96, 99, et là je me dis bon... Bah oui, parce que même si c'est 60, je ne clique même pas, alors que parfois le résumé me plaît bien » (Julia). Ce propos montre que les recommandations de l'algorithme n'amènent pas de disjonction exclusive selon laquelle, en-deçà de 50% de recommandation, celle-ci n'est pas conforme à l'utilisateur. Autrement, pour se conformer, l'utilisateur attend un résultat très proche de 100%, et s'il ne l'est pas, il est prêt à renoncer à ses choix initiaux. En outre, il faudrait sûrement considérer que ce type de conformisme résulte de la récurrence d'une même recommandation qui, *in fine*, amènerait l'utilisateur à la suivre.

Ritualisme

Certains utilisateurs se conforment aux recommandations, mais n'acceptent pas leur finalité (gain de temps, etc.). À la suite de Merton, cette attitude à l'égard de la norme est qualifiée de ritualisme : une forme de conformisme dont l'individu se sait victime. En ce sens, il fait état d'un *déni de responsabilité*, car il se dit en quelque sorte soumis à des éléments qui échappent à son contrôle (Sykes et Matza, 1957). Lucie attribue ainsi une supériorité à l'algorithme contre lequel elle estime ne pas pouvoir rivaliser : « Au bout de genre vraiment 20 minutes, TikTok m'a cerné, les algorithmes étaient super performants, forcément ils sont en avance sur nous... Ils ont vite cerné qui j'étais, ce n'était pas très compliqué, je suis une personne assez simple mine de rien [...] ». En ce sens, poursuit-elle, les recommandations parviennent à capter son attention comme le ferait le chant des sirènes : « [...] donc du coup genre, tout le contenu je pouvais rester des heures dessus avec des musiques que j'aime, des contenus qui étaient rigolos ou alors des chiens que j'adore, ou alors des gens qui expliquaient pourquoi est-ce qu'ils étaient mal compris par la société et comment on pouvait mieux les comprendre, bah forcément... ça m'attire [...] ». En cela, les filtrages opérés par les algorithmes rendent les utilisateurs victimes de l'économie de l'attention (Patino, 2019).

Innovation

L'innovateur ne se conforme pas aux algorithmes. Il cherche à retrouver un contrôle sur ce qu'il consomme par des moyens qui lui permettent de les contourner (Smith et al., 2022). Certains cherchent ainsi à laisser peu de traces de leur usage d'internet pour limiter l'efficacité algorithmique : « j'ai aucun historique nulle part. J'ai enlevé de partout parce que c'est chiant sinon, vraiment. Même sur Facebook j'ai enlevé. (...) En fait, je trouve que l'historique pollue l'espace. Ça reste longtemps, c'est chiant. Et en plus comme ça, ça évite d'avoir des recommandations en fonction de notre historique, surtout sur Youtube. Souvent les recommandations étaient faites en fonction de mon historique, au moins là, ça empêche ça, donc c'est bénéfique pour moi, je trouve » (Léa). L'innovateur ne rejette donc pas l'idée de surconsommation de contenus. Léa dit consulter plusieurs fois par jour les plateformes numériques dont elle est membre. Toutefois, ce que l'innovateur dénonce, c'est sa perte de capacité à explorer l'étendu du catalogue.

Évasion

Le sentiment d'être prisonnier des recommandations amène des utilisateurs à les éviter. Cette attitude traduit un non-conformisme aux fins et aux moyens du système, et amène ces utilisateurs à (re)prendre le contrôle sur ce qu'ils consomment (Smith et al., 2022). En marketing, le concept d'évitement est préféré à celui d'évasion. Il décrit un mécanisme de défense pour échapper à des expériences désagréables (Fournier, 1998) et plus largement, pour éviter les expériences banales, la répétition et les règles, jugés comme des sources d'ennui (Carù et Cova, 2015). Nous ne relevons pas d'attitude d'évasion ou d'évitement chez les utilisateurs de réseaux sociaux, mais elle est fréquente chez les utilisateurs de plateformes comme Netflix, selon deux cas de figure. Le premier : l'évasion se traduit par l'évitement des recommandations.

Ainsi, des utilisateurs préfèrent se fier à celles de leur entourage ou de professionnels : « Sur Netflix, pour les films, je vais plutôt aller sur un site comme IMDB ou les recommandations de mon entourage » (Alain). Cette pratique s'explique par le fait que des utilisateurs ont une intolérance plus élevée aux erreurs des algorithmes par rapport aux erreurs humaines, y compris lorsque la prévision algorithmique est plus performante que celle de l'humain (Dietvorst et al., 2015). Dans le second cas, l'évasion se traduit par un abandon de l'offre : « Voilà, on ne me propose pas d'autres choses qui pourraient me plaire. (...) Non, je n'y vais juste pas ! (...) Non, mais vraiment ça me saoule. (...) Oui et puis même, de juste chercher un film que j'aimerais regarder ou pas, si j'ai regardé dix romances sur la semaine, je n'ai pas envie le dimanche soir de me taper une onzième romance, tu vois. Et il n'y a rien, ou alors il faudrait que... allez, que je cherche sur la plateforme quelque chose mais sinon, juste, ça me saoule et je passe à une autre plateforme. » (Julia).

Discussion et conclusion

Notre recherche avait pour objectif d'analyser l'adaptation normative des utilisateurs aux recommandations, à partir des théories de la tension et de la neutralisation. Elle montre que les conformistes le sont par ritualisme, méconnaissance ou soumission, ou bien parce qu'ils apprécient la commodité du système (le moyen) pour gagner du temps (le but). À l'inverse, les autres recourent à des techniques pour minimiser leur fonctionnement. Cela s'explique par l'aversion de l'utilisateur pour les algorithmes de recommandation (Dietvorst et al., 2015) à laquelle s'ajoute le sentiment de privation du libre arbitre et une insatisfaction à leur égard. En effet, ils n'adhèrent pas à la précision des algorithmes qui tend à les enfermer dans des bulles de filtre (Pariser, 2011 ; Bruns, 2019).

D'un point de vue managérial, notre étude questionne la capacité de choix de l'utilisateur. D'abord, le gain de temps perçu comme un avantage, doit être discuté dans la perspective de son bien-être. En cela, les algorithmes l'incitent à prolonger son usage au-delà de ses intentions. L'enjeu est donc de lui permettre de contrôler sa consommation. Le législateur pourrait imposer aux plateformes une information automatique, régulière, simple et incontournable sur les risques liés à un temps d'usage excessif. En outre, les pratiques de contournement du système témoignent d'une expérience utilisateur négative liée à la perte de libre arbitre sur ces choix. C'est une opportunité pour les plateformes. Instagram offre la possibilité à l'utilisateur d'activer l'option de filtrage "non personnalisé". Toutefois, ce mode est désactivé par défaut, et il est peu connu et visible des utilisateurs. Mieux mettre en avant ce mode et le généraliser sur les plateformes pourrait permettre aux utilisateurs d'accéder à un contenu plus diversifié et ainsi il permettrait une expérience positive.

D'un point de vue académique, nos résultats prolongent la littérature sur l'acceptation des nouvelles technologies qui met l'accent sur les facteurs d'utilité et de commodité perçu (Dubois et al., 2009). Cependant, le ritualisme permet de questionner cette perspective, car même si l'utilisateur accepte le système de recommandation pour sa commodité, il rejette partiellement son utilité (gain de temps et/ou précision). Aussi, à l'avenir, il pourrait être intéressant de réinterroger l'acceptation des nouvelles technologies à l'aune des différents modes d'adaptation normatifs. En outre, les techniques de neutralisation fournissent des explications sur ces modes. En ce sens, il pourrait être pertinent d'explorer le lien entre l'usage de ces techniques et ces adaptations.

Références

- Amine, A., et Gicquel, Y. (2011). Rethinking resistance and anti-consumption behaviours in the light of the concept of deviance. *European Journal of Marketing*, 45(11), 1809-1819.
- Bakshy, E., Messing, S., & Adamic, L. A. (2015). Exposure to ideologically diverse news and opinion on Facebook. *Science*, 348(6239), 1130-1132.
- Benavent, C. (2016). Big Data, algorithmes et marketing: rendre des comptes. *Statistique et société*, 4(3), 25-35.
- Bengio, Y., Lecun, Y., & Hinton, G. (2021). Deep learning for ai. *Communications of the ACM*, 64(7), 58-65.
- Bergadaà, M., et Urien, B. (2006). Le risque alimentaire perçu comme risque vital de consommation. Émergences, adaptation et gestion. *Revue Française de Gestion*, 162(3), 127-144.
- Besnard, P. (1978). Merton à la recherche de l'anomie. *Revue Française de Sociologie*, 19(1), 3-38.
- Beuscart, J. S., Coavoux, S., et Maillard, S. (2019). Les algorithmes de recommandation musicale et l'autonomie de l'auditeur. Analyse des écoutes d'un panel d'utilisateurs de streaming. *Réseaux*, 213(1), 17-47.
- Bruns, A. (2019). *Are filter bubbles real?*. John Wiley & Sons.
- Burke, R. (2002). Hybrid recommender systems: Survey and experiments. *User modeling and user-adapted interaction*, 12(4), 331-370.
- Burke, R. (2007). Hybrid web recommender systems. In P. Brusilovsky, A. Kobsa, & W. Nejdl, *The Adaptive Web. Methods and Strategies of Web Personalization* (pp. 377-408). New York: Springer.
- Carù, A., et Cova, B. (2015). Expériences de consommation et marketing expérientiel. *Revue Française de Gestion*, 162(3), 99-113.
- Cinelli, M., Etta, G., Avalle, M., Quattrociochi, A., Di Marco, N., Valensise, C., ... & Quattrociochi, W. (2022). Conspiracy theories and social media platforms. *Current Opinion in Psychology*, 47, 101407.
- Cottet, P., Ferrandi, J. M., et Lichtlé, M. C. (2012). Les consommateurs résistants à la publicité: leurs principales actions et motivations. *Décisions Marketing*, 4, 25-36.
- De Keyzer, F., van Noort, G., & Kruikemeier, S. (2022). Going too far? How consumers respond to personalized advertising from different sources. *Journal of electronic commerce research.-Long Beach, Calif.,[200-], currens*, 23(3), 138-159.
- Dietvorst, B. J., Simmons, J. P., et Massey, C. (2015). Algorithm aversion: People erroneously avoid algorithms after seeing them err. *Journal of Experimental Psychology*, 144(1), 114-126.
- Esteve-Del-Valle, M. (2022). Homophily and polarization in Twitter political networks: A cross-country analysis. *Media and Communication*, 10(2), 81-92.
- Fournier, S. (1998). Consumer and their brands: developing relationship theory in consumer research. *Journal of Consumer Research*, 24(4), 343-353.
- Gicquel, Y. (2017). Gouvernements des pratiques et topographies du marché: La consommation à l'épreuve de l'(a)normalité. *Recherche et Applications en Marketing*, 32(1), 63-85.
- Gillespie, T. (2016). #trendingtrending: when algorithms become culture. Dans J. Roberge, & R. Seyfert, *Algorithmic Cultures: Essays on Meaning, Performance and New Technologies* (pp. 52-75). London: Routledge.
- Jauréguiberry, F. (2017). L'individu hypermoderne face aux big data. *Sociologie et sociétés*, 49(2), 33-58.

- Kordzadeh, N., & Ghasemaghaei, M. (2022). Algorithmic bias: review, synthesis, and future research directions. *European Journal of Information Systems*, 31(3), 388-409.
- Lambrecht, A., & Tucker, C. (2019). Algorithmic bias? An empirical study of apparent gender-based discrimination in the display of STEM career ads. *Management science*, 65(7), 2966-2981.
- Le Roux, A., Thebault, M., et Stenger, T. (2015). La résistance du point de vue du consommateur: Une analyse descriptive de la catégorisation des pratiques de résistance aux marques, produits et discours marketing. *31ème Congrès de l'Association Française du Marketing*.
- Merton, R. K. (1938). *Éléments de théorie et de méthode sociologique*. Paris: Plon.
- Nicole, A. (2018). *Le Culte de l'urgence. La société malade du temps*. Paris: Flammarion.
- Pariser, E. (2011). *The filter bubble: What the Internet is hiding from you*. New York: Penguin Press.
- Patino, B. (2019). *La civilisation du poisson rouge: petit traité sur le marché de l'attention*. Grasset.
- Payne, J. W., Bettman, J. R., & Johnson, E. J. (1988). Adaptive strategy selection in decision making. *Journal of experimental psychology: Learning, Memory, and Cognition*, 14(3), 534.
- Pazzani, M. J., et Billsus, D. (2007). Content-based recommendation systems. Dans P. Brusilovsky, A. Kobsa, & W. Nejdl, *The Adaptive Web. Methods and Strategies of Web Personalization* (pp. 325–341). New York: Springer.
- Peretti-Watel, P. (2001). Théories de la déviance et délinquance auto-reportée en milieu scolaire. *Déviance et société*, 25(3), 235-256.
- Point, S., et Voynnet-Fourboul, C. (2006). Le codage à visée théorique. *Recherche et Applications en Marketing*, 21(4), 61-78.
- Przybylski, A. K., Murayama, K., DeHaan, C. R., et Gladwell, V. F. (2013). Motivational, emotional, and behavioral correlates of fear of missing out. *Computers in Human Behavior*, 29(4), 1841-1848.
- Rouvroy, A., & Berns, T. (2010). Le nouveau pouvoir statistique: Ou quand le contrôle s'exerce sur un réel normé, docile et sans événement car constitué de corps «numériques»... *Multitudes*, (1), 88-103.
- Schwartz, M. (2005). *Mobile wireless communications*. Cambridge: Cambridge University Press.
- Smith, J. J., Jayne, L., et Burke, R. (2022). Recommender systems and algorithmic hate. *Proceedings of the 16th ACM Conference on Recommender Systems*, 592 - 597.
- Stenger, T. (2011). La prescription ordinaire : Dynamique de l'action collective sur les réseaux socionumériques. *Hermès*, (59), 125–132.
- Sunstein, C. R. (2001). *Republic.com*. Princeton university press.
- Sykes, G.M. et Matza D. (1957), Techniques of Neutralization: A Theory of Delinquency, *American Sociological Review*, 22(6), 664-670.
- Thompson, C. J., Locander, W. B., et Pollio, H. R. (1989). Putting Consumer Experience Back into Consumer Research: The Philosophy and Method of Existential-Phenomenology. *Journal of Consumer Research*, 16(2), 133–146.
- Tjepkema, L. (2019). What is artificial intelligence marketing et why is it so powerful. *Emarsys*, 3(5), 53-55.
- Verma, S., Sharma, R., Deb, S., et Maitra, D. (2021). Artificial intelligence in marketing: Systematic review and future research direction. *International Journal of Information Management Data Insights*, 1(1), 1-8.
- Zhang, Q., Lu, J., et Jin, Y. (2021). Artificial intelligence in recommender systems. *Complex & Intelligent Systems*, 7(1), 439–457.

Annexe 1 – Types de systèmes de recommandation, d’après Zhang et al. (2021)

Type de filtrage	Filtrage basé sur le contenu	Filtrage collaboratif	Filtrage basé sur la connaissance
Définition	Recommande des items similaires à ceux déjà appréciés par un utilisateur, en utilisant des propriétés des items.	Prédit les préférences d’un utilisateur en s’appuyant sur les avis d’autres utilisateurs ayant des goûts similaires.	Utilise des règles ou une base de connaissances pour proposer des recommandations adaptées aux besoins spécifiques d’un utilisateur.
Exemple	Recommandation d’articles basés sur leurs descriptions textuelles.	Suggestion de films sur Netflix basée sur les évaluations des utilisateurs.	Recommandation de logements en fonction de critères définis par l’utilisateur.

Annexe 2 – Typologie des tensions normatives, d’après Merton (1938)

Modes d’adaptation	Buts socialement approuvés	Moyens légitimes
Conformisme	Acceptation	Acceptation
Innovation	Acceptation	Refus
Ritualisme	Refus	Acceptation
Évasion	Refus	Refus
Rébellion	Refus et substitution de moyens nouveaux	

Annexe 3 – Méthodologie

Pour examiner les tensions normatives qui existent entre les utilisateurs et les recommandations algorithmiques, nous avons mené dix-huit entretiens non directifs (cf. tableau ci-après). Toutes les personnes qui participent à cette étude utilisent régulièrement les plateformes numériques *TikTok*, *Instagram*, *Youtube* et *Netflix*. Les interviewés ont généralement évoqué l'utilisation de plusieurs de ces plateformes au cours des entretiens. Ces solutions sont réputées pour utiliser des algorithmes de recommandations afin de proposer un contenu personnalisé à leurs utilisateurs. Les entretiens ont donc porté sur ces plateformes. Les entretiens ont été menés en 2023 par l'un des deux chercheurs afin de maintenir une certaine cohérence. Ils ont suivi les directives de la phénoménologie au sens où l'intention était d'engager une conversation plutôt qu'une enquête de type question-réponse, et le cours du dialogue était principalement défini par les informateurs (Thompson et al., 1989). Chacun a duré entre 40 et 120 minutes. Le principe de saturation sémantique a guidé la constitution de l'échantillon. Les entretiens ont été enregistrés et transcrits, et l'interprétation a été réalisée à partir d'une analyse de contenu thématique (Point et Voynnet-Fourboul, 2006) dont le codage a été effectué par le second auteur.

Prénom	Âge	Activité	Durée (mn)
Alain	22	Étudiant en marketing	40
Alex	18	Étudiant en école d'ingénieur	46
Amine	25	Ingénieur en électronique	57
Charlotte	45	Employée	45
Chloé	22	Vendeuse	41
Elise	21	Étudiante	42
Ezechiel	28	Étudiant	71
Giselle	46	Cheffe de rayon	48
Jonathan	24	Étudiant en école de commerce	43
Julia	21	Étudiante	65
Léa	21	Employée de commerce	52
Lina	24	Étudiante	65
Lucie	21	Étudiante	80
Lucille	21	Étudiante	72
Marc	23	Étudiant	54
Thiago	25	Apprenti	53
Zac	33	Employé de caisse	43
Zelia	22	Étudiante	39