

# INM-Explain - Expliquer les controverses médicales : Application au cas des interventions non médicamenteuses

J. Duckes<sup>2</sup>, A. Girondin<sup>2</sup>, M. Maïo<sup>2</sup>, H. Sayah<sup>2</sup>,  
A. Zouzou<sup>2</sup>, S. Benslimane<sup>1</sup>, J. Azé<sup>1</sup>, S. Bringay<sup>1,2</sup>, C. Mollevi<sup>3</sup>, M. Servajean<sup>1,2</sup>

<sup>1</sup> LIRMM UMR 5506, CNRS, University of Montpellier

<sup>2</sup> AMIS, Paul Valéry University

<sup>3</sup> IDESP, UMR Inserm - Université de Montpellier

sayahouria@gmail.com

## Résumé

*Les controverses médicales, très présentes dans les médias sociaux, mettent en avant des débats animés, des divergences d'opinions, des interprétations contradictoires de preuves scientifiques, etc. Véritable enjeu éthique, certaines controverses médicales ont des implications directes sur la santé publique. Dans cet article, nous décrivons l'outil INM-Explain qui permet d'explorer et de quantifier ces controverses et nous l'appliquons au cas des interventions non médicamenteuses.*

## Mots-clés

*Controverse, visualisation d'informations, interventions non médicamenteuses*

## Abstract

*Medical controversies, present on social media, bringing to the fore heated debates, differences of opinion, contradictory interpretations of scientific evidences, etc. Some medical controversies are ethical issues with direct implications for public health. In this article, we describe the INM-Explain tool for exploring and quantifying these controversies, and apply it to the case of non-drug interventions.*

## Keywords

*Controversy, information visualization, non-pharmacological interventions*

## 1 Introduction

La montée en popularité des médias sociaux tels que Twitter, Facebook, Instagram ou Reddit combinée à leur accessibilité accrue via les smartphones, a considérablement renforcé l'interconnexion entre les utilisateurs. Ces plateformes sont le lieu de discussions variées, couvrant un large éventail de sujets tels que le changement climatique, l'éthique, la culture, la religion, la politique et la santé. Certains sujets suscitent des flux importants de commentaires, de partages, de prises de position, de critiques et parfois génèrent des controverses, qui sont des discussions suivies, motivées par des opinions ou des interprétations divergentes. On parle alors de phénomène de polarisation [11].

La controverse est souvent contextuelle [6]. En effet, un sujet peut être controversé dans une communauté, une région, un pays et ne pas l'être dans un autre contexte. Un sujet peut devenir controversé alors qu'il ne l'était pas dans le passé. Les controverses sont exacerbées lorsque se manifeste l'écho de chambre médiatique ("echo-chamber" en anglais). Il s'agit de l'amplification et du renforcement continu de contenus similaires générés par les systèmes de recommandation [13]. L'étude des controverses a de nombreux intérêts comme permettre aux entreprises d'évaluer leur popularité auprès de leurs clients [3], aux politiques de comprendre la dynamique sociétale ou encore aux journalistes de lutter contre la désinformation [14]. Dans le domaine de la santé, on trouve de nombreuses controverses, portant par exemple sur l'obligation de la vaccination contre la COVID-19, sur le droit des individus à choisir de mettre fin à leur vie, etc.

Dans cet article, nous décrivons un outil appelé INM-Explain<sup>1</sup> et basé sur des visualisations simples. Il permet d'explorer des controverses médicales. Dans ce contexte, nous l'illustrons sur le cas des INM (Interventions non médicamenteuses) dans le cadre du traitement du cancer [8]. Une INM est une intervention non invasive et non pharmacologique sur la santé humaine qui s'appuie sur des connaissances scientifiques. Elle vise à prévenir, soigner ou guérir un problème de santé. On peut citer l'activité physique régulière, le recours à un régime nutritionnel adapté, l'utilisation de drogues douces comme le CBD [4], etc. Elles sont souvent proposées par les professionnels comme soins de support en complément des traitements médicaux [16] et sont très souvent discutées sur le web et sont à l'origine de controverses.

Le reste de l'article est organisé comme suit : dans la section 2, nous mettrons en lumière les besoins des utilisateurs liés à l'étude des controverses. Dans la section 3, nous présenterons l'outil INM-Explain et un cas d'étude sur les INMs. Enfin, nous concluons l'analyse dans la section 5.

1. Une vidéo de cet outil est disponible sur la page du projet : [http://advanse.lirmm.fr/template\\_container.php?template=AD/Controverse.php](http://advanse.lirmm.fr/template_container.php?template=AD/Controverse.php)

## 2 Besoins utilisateurs

En science des données, la conception de visualisations de données consiste à (1) définir les besoins et les structures de données appropriées, (2) proposer des encodages visuels et des fonctions interactives répondant à ces besoins, (3) fournir les résultats aux utilisateurs afin qu'ils puissent donner leur avis et affiner leurs besoins [9, 12]. Pour développer INM-Explain, la liste de besoins suivante a été identifiée à partir de la littérature et par le biais d'une collaboration avec des professionnels médicaux. Nous distinguons les besoins généraux d'explications des controverses, des besoins spécifiques aux controverses traitant des INMs :

- Besoins non spécifiques : **BNS1**. Quelles interactions existent entre les **utilisateurs au sein de communautés**; **BNS2**. Quelles sont les **caractéristiques des textes** qualifiés de controversés?; **BNS3**. Comment **quantifier** la controverse selon différentes perceptions des lecteurs?
- Besoins spécifiques : **BS1**. Quelles sont les **INMs les plus controversées**?; **BS2**. Quels sont les **sentiments** associés aux INMs?

## 3 Outil d'aide

Dans cette section, nous décrivons l'outil INM-Explain qui permet d'explorer des controverses sur Twitter puis nous illustrons ses fonctionnalités via un cas d'étude portant sur trois INMs controversées dans le domaine du cancer : l'usage de drogues (marijuana, cannabis, etc.), le jeûne, et l'exercice physique. Il s'agit d'une exploration réalisée à partir de plus de 50 000 tweets collectés en 2020 à partir de certains hashtags clés dont : *#sport*, *#cancer*, *#fasting*, *#cannabis*, etc. Notre base de données a donc été construite en sélectionnant les tweets selon la présence d'au moins un des hashtags sélectionnés. Un tweet peut donc contenir un ou plusieurs hashtag(s). Un nettoyage des tweets en double a été effectué.

Des premières visualisations (voir figures 1, 2, 3) proposent une analyse descriptive détaillée des données, incluant un bubble chart des hashtags les plus populaires et des métriques telles que le nombre total de likes, de retweets, de citations et de réponses. Ces premières visualisations permettent aux utilisateurs de comprendre l'engagement des utilisateurs impliqués dans des sujets controversés liés aux INMs (**BS1**). En examinant les hashtags pour lesquels on retrouve le plus de retweets dans la première visualisation (voir figure 1) et le nombre d'interactions qu'ils génèrent (voir figures 2 et 3), il ressort que *cancer*, *cannabis*, *marijuana* et *CBD* suscitent beaucoup d'intérêt. La palette de couleur séquentielle (du bleu foncé au bleu clair basé sur le pourcentage) montre la prédominance d'interactions particulièrement fortes lors de la présence du hashtag *#cancer* ou *#cannabis*. La présence de ces deux hashtags représentent près de 60 % des likes de notre base de données. Ces premières visualisation descriptives démontrent un attrait particulier des populations pour l'utilisation des substances illicites à des fins médicales.

Une autre visualisation permet de regrouper les communa-

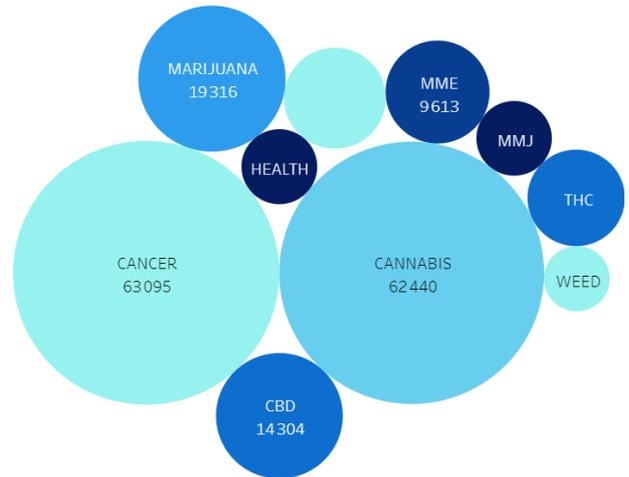


FIGURE 1 – Hashtags les plus populaires selon leur nombre de retweets associés.

### Aggregate metrics

Sum of number of likes	443 423
Sum of retweet counts	350 889
Sum of number of answers	27 651
Sum of citation counts	10 839

FIGURE 2 – Nombre de likes, de retweets, de réponses et de citations pour un hashtag sélectionné

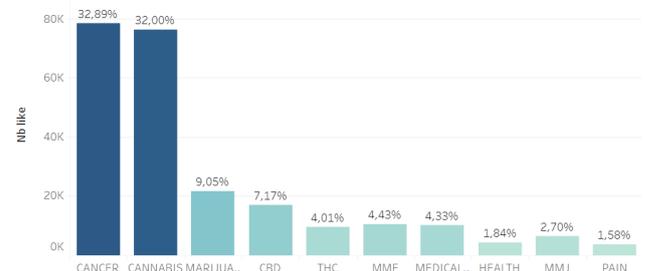


FIGURE 3 – Pourcentage de likes par hashtag.

tés à partir des hashtags à l'aide de l'algorithme de Force Atlas [5] et de l'algorithme de clustering KMeans [7] (voir figure 4). Cette visualisation offre une vue d'ensemble des

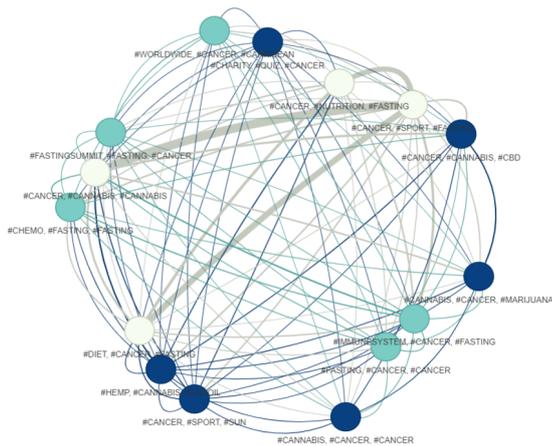


FIGURE 4 – Liens entre hashtags.

interactions entre différents groupes de discussion (**BNS1**). Chaque cluster a été caractérisé par les trois hashtags les plus fréquents, ce qui aide à identifier rapidement le sujet de discussion dans chaque groupe. Par exemple, un cluster pourrait être dominé par des hashtags liés au cannabis médical dans le contexte du cancer, tandis qu'un autre pourrait concerner le cancer et le jeûne. Nous avons élaboré un graphe de co-occurrence pour mettre en évidence les relations entre différents clusters basés sur leurs hashtags communs à l'aide de la bibliothèque Python Pyvis[15]. Ce graphe illustre non seulement l'interconnexion entre divers sujets, mais aussi quantifie le nombre de co-occurrences via la taille des arcs, ce qui souligne visuellement l'intensité des relations inter-clusters. Pour une analyse plus approfondie de ce graphe, nous avons utilisé l'algorithme de Louvain [10] pour la détection de communautés, révélant des groupes de discussion plus vastes et interconnectés. Ces communautés sont visibles via un code couleur sur les nœuds. Finalement, la visualisation obtenue avec ces algorithmes met en lumière les connexions entre différents thèmes et facilitent l'identification des principaux sujets de discussion ainsi que leurs interrelations.

Une autre visualisation utilise l'algorithme Latent Dirichlet Allocation (LDA) [2] pour identifier les principaux thèmes présents dans les tweets (**BS1**) (voir figure 5). La sélection des termes composant les thèmes repose sur la mesure de pertinence calculée par la formule de saillance, qui combine la fréquence d'apparition des termes avec leur capacité à caractériser distinctement les sujets du corpus (**BNS2**). L'analyse LDA appliquée à notre corpus de tweets est présentée dans la figure 5. Chaque cercle correspond à un thème. 13 thèmes ont été identifiés et nommés manuellement. Cette analyse met en lumière un intérêt particulier pour le potentiel thérapeutique du cannabis, comme en témoignent les thèmes principaux (e.g. bulle 1 : Health Benefits of Cannabis, bulle 2 : Epilepsy and Medical Marijuana, bulle 3 : Health and CBD Oil Usage...). Cette focalisation sur le cannabis comme sujet d'intérêt émergent de l'analyse LDA souligne la nécessité d'examiner de près les preuves, les

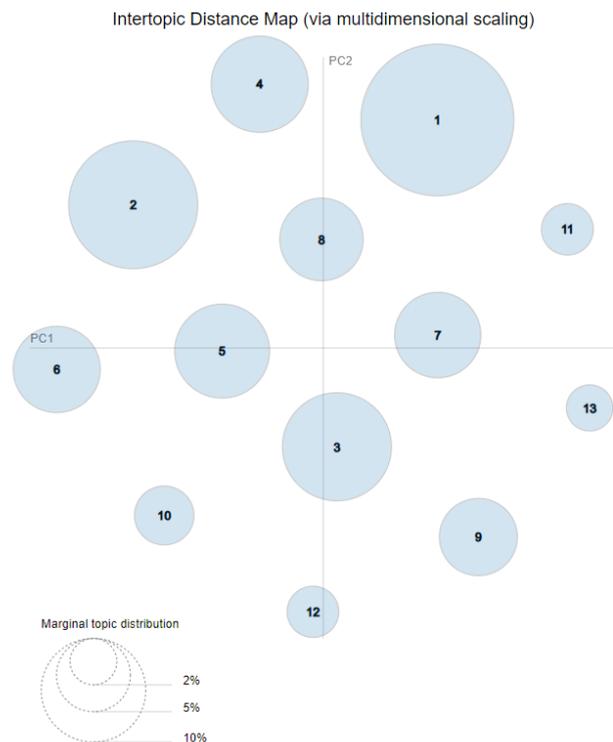


FIGURE 5 – Allocation de Dirichlet latente pour l'analyse des thèmes.

perceptions et les implications éthiques associées à son utilisation médicale.

Aussi, une visualisation supplémentaire fournit des informations sur la polarité de l'ensemble des conversations et des réactions émotionnelles suscitées par les controverses médicales. Elle inclut les scores de sentiments et d'émotions moyens (voir figures 7, 8) calculés grâce au modèle RoBERTa de Hugging Face. La couleur verte se réfère au sentiment positif, rouge au sentiment négatif et bleu au sentiment neutre. Les émotions ont été associées manuellement aux deux catégories de sentiments *positif* et *négatif*.

La visualisation t-SNE des sentiments (voir figure 6) appliquée à un échantillon de 3000 tweets, montre des regroupements de tweets selon la polarité. Cet échantillon a été choisi de manière à refléter la diversité et la distribution des sentiments présents dans l'ensemble des données, à partir d'une sélection aléatoire de tweets. Sur ce graphique, nous pouvons identifier trois groupes distincts correspondant aux sentiments neutre en bleu, positif en vert et négatif en rouge. Les tweets neutres et positifs se chevauchent quelque peu, suggérant que les utilisateurs partagent souvent des opinions qui ne sont ni clairement positives ni clairement neutres, mais quelque part entre les deux. Cela peut également refléter une certaine hésitation ou un questionnement des utilisateurs sur le sujet. En revanche, les tweets négatifs forment un groupe plus compact, ce qui suggère que les utilisateurs sont peut-être plus unanimes ou plus directs lorsqu'ils expriment des sentiments négatifs. Cette répartition nous donne un aperçu utile des différents points de vue

exprimés sur Twitter en ce qui concerne les INM (BS2).

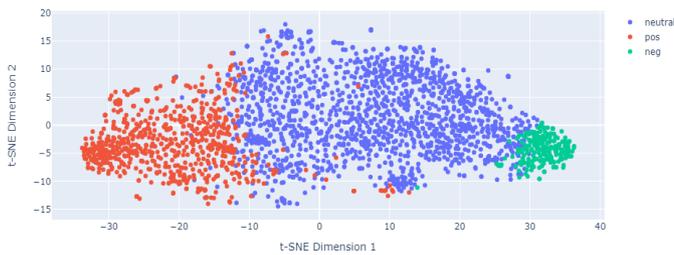


FIGURE 6 – Visualisation t-SNE des sentiments.

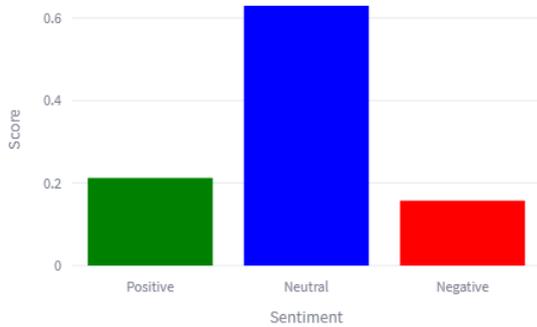


FIGURE 7 – Scores moyens des sentiments.

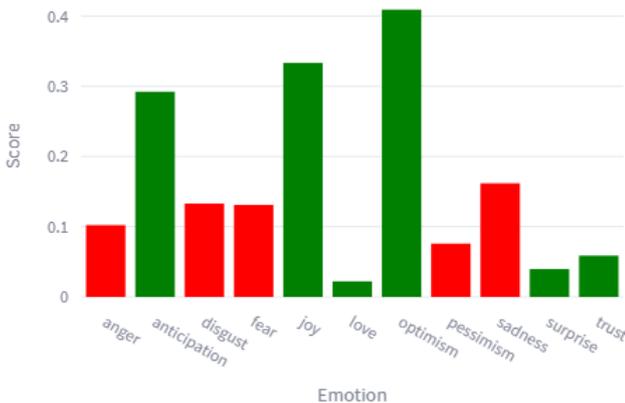


FIGURE 8 – Scores moyens des émotions.

L'analyse des sentiments et des émotions a révélé une diversité significative dans les réactions des utilisateurs concernant les INMs dans le traitement du cancer. Environ 62,97% des tweets sont neutres, ce qui pourrait indiquer des discussions en partie factuelles. D'autre part, environ 21,24% des tweets expriment un sentiment positif, qui peut être associé à de la joie (41%) et de l'optimisme (13%). En revanche, environ 28,78 % des tweets expriment un sentiment négatif, reflétant des préoccupations, des critiques ou des désac-

cords, ainsi que des émotions telles que la peur (13 %) ou la tristesse (16 %). Cette diversité de réactions souligne la complexité des perceptions du public concernant les traitements non médicamenteux du cancer.

Une dernière visualisation permet de calculer un indice de controverse, identifiant les tweets les plus polémiques et les discussions les plus débattues (BS1). Pour quantifier cette controverse, nous prenons en compte plusieurs facteurs tels que le nombre de likes, de retweets ainsi que la polarité positive et négative des sentiments exprimés dans les tweets. Nous offrons à l'utilisateur la possibilité de choisir le poids attribué à chaque facteur pour pondérer son importance dans le calcul de l'indice de controverse sous la forme d'une somme pondérée (BNS3).

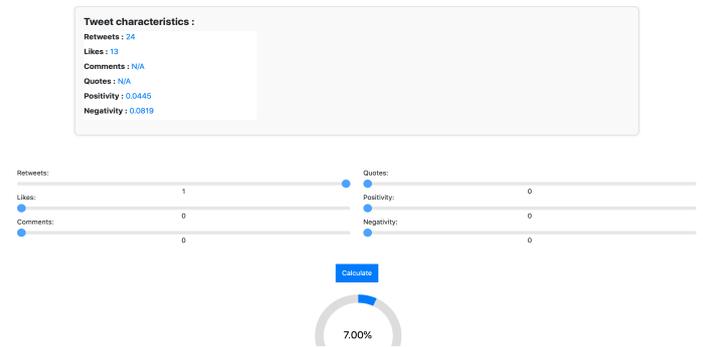


FIGURE 9 – Visualisation des scores de controverses.

L'indice de controverse nous montre que le débat sur les INMs et plus particulièrement, sur le cannabis médical divise particulièrement les utilisateurs, indiquant une forte polarisation des opinions.

## 4 Discussions

Les visualisations descriptives (voir figures 1, 2, ??, 3) pourraient aisément être améliorées en rajoutant des interactions permettant aux utilisateurs de naviguer dans des sous-ensembles de tweets qu'ils pourraient sélectionner selon différents critères (e.g. mots clés, nombre de retweets, etc.). Pour améliorer l'analyse de sentiments, lier les thèmes aux tweets de chaque groupe dans la visualisation TSNE pourrait affiner l'analyse. Quant à notre objectif de quantifier la controverse à partir de nos données, nous estimons avoir partiellement réussi. Notre étude indique que les sujets controversés se caractérisent par des communautés divergentes, des sentiments variés, et des échanges animés, mesurables à travers les retweets et les likes. Toutefois, la longévité d'un sujet controversé reste à explorer dans une analyse temporelle. Des approches automatiques comme celle développées dans [1] seraient pertinentes. Nous nous sommes intéressés à un cas d'étude, celui de la perception des INMs. Notre outil INM-Explain pourrait être généralisé à d'autres sujets controversés liés ou non à la santé et à d'autres réseaux sociaux tels que "Threads" ou "TikTok", par exemple.

## 5 Conclusions et perspectives

INM-Explain a facilité une étude exploratoire des controverses médicales sur le réseau X concernant les INMs dans le traitement du cancer. Les données montrent une focalisation des utilisateurs sur les drogues comme le cannabis et ses dérivés. Cela souligne leur rôle central dans le discours actuel ainsi que l'aspiration croissante à une reconnaissance légale des substances à usage thérapeutique par de nombreux individus. L'analyse des sentiments et des émotions a révélé une gamme variée de perceptions, illustrant une réception mitigée des thérapies alternatives par le public. Enfin, les indices de controverse élevés soulignent le besoin urgent de discussions informées et fondées sur des preuves pour orienter les politiques de santé publique et répondre aux préoccupations du public. Les résultats obtenus soulignent l'importance de la communication scientifique précise et de l'engagement des professionnels de santé dans le débat public pour naviguer et façonner efficacement les opinions sur les interventions de santé non conventionnelles.

## Références

- [1] Samy Benslimane, Jérôme Azé, Sandra Bringay, Maximilien Servajean, and Caroline Mollevi. A text and GNN based controversy detection method on social media. *World Wide Web (WWW)*, 26(2) :799–825, 2023.
- [2] David M. Blei, Andrew Y. Ng, and Michael I. Jordan. Latent dirichlet allocation. *J. Mach. Learn. Res.*, 3 :993–1022, 2003.
- [3] Qi Chen, Yuqiang Feng, Luning Liu, and Xianyun Tian. Understanding consumers' reactance of online personalized advertising : A new scheme of rational choice from a perspective of negative effects. *International Journal of Information Management*, 44 :53–64, 2019.
- [4] Alexis Delaforge. *Visualisation pour l'interprétation et l'explicabilité des prédictions issues de modèles d'apprentissage profond en TAL*. PhD thesis, Université de Montpellier, 2022.
- [5] Mathieu Jacomy, Tommaso Venturini, Sebastien Heymann, and Mathieu Bastian. Forceatlas2, a continuous graph layout algorithm for handy network visualization designed for the gephi software. *PLOS ONE*, 9(6) :1–12, 06 2014.
- [6] Myungha Jang, Shiri Dori-Hacohen, and James Allan. Modeling controversy within populations. In *Proceedings of the SIGIR International Conference on Theory of Information Retrieval, ICTIR*, pages 141–149. ACM, 2017.
- [7] J. MacQueen. Some methods for classification and analysis of multivariate observations. *Proceedings of the 5th Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability*, 1(14) :281–297, 1967.
- [8] Rami Manochakian and Don S Dizon. Using social media for patient-driven cancer research. *Nature Reviews Cancer*, 23(1) :1–2, 2023.
- [9] Tamara Munzner. A nested model for visualization design and validation. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 15(6) :921–928, 2009.
- [10] X. Que and Others. Scalable community detection with the louvain algorithm. In *Proceedings of the 2015 IEEE International Parallel and Distributed Processing Symposium*, pages 28–37, Hyderabad, India, 2015. IEEE.
- [11] Ammar Rashed, Mucahid Kutlu, Kareem Darwish, Tamer Elsayed, and Cansin Bayrak. Embeddings-based clustering for target specific stances : The case of a polarized turkey. In *Proceedings of the International AAAI Conference on Web and Social Media*, volume 15, pages 537–548, 2021.
- [12] Michael Sedlmair, Miriah Meyer, and Tamara Munzner. Design study methodology : Reflections from the trenches and the stacks. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 18(12) :2431–2440, 2012.
- [13] Viviani M. Villa G, Pasi G. Echo chamber detection and analysis : A topology- and content-based approach in the covid-19 scenario. *Social network analysis and mining*, 11(1), 2021.
- [14] Soroush Vosoughi, Deb Roy, and Sinan Aral. The spread of true and false news online. *science*, 359(6380) :1146–1151, 2018.
- [15] Jonathan Westerink and Max Ish-Rivera. Pyvis : Interactive network visualizations in python, 2021. Original software developed by Jonathan Westerink and Max Ish-Rivera.
- [16] Zhiying Zhao, Peng Liu, Jing Jin, and Wenyan Wang. Effects of non-drug interventions on anxiety and depression in patients with heart failure : A systematic review based on bayesian network meta-analysis. *Journal of Psychiatric Research*, 2023.

## Remerciements

Ce travail a été soutenu par des subventions du fonds de dotation Janssen Horizon.

## Déclaration sur l'éthique

Toutes les données utilisées dans cet article ont été extraites via l'API de la plateforme Twitter. Nous comprenons que l'utilisation de ces données suscite des réflexions éthiques car même si les auteurs de messages savent qu'ils ne sont pas privés, ils ne sont pas explicitement informés que leurs messages peuvent être utilisés à des fins scientifiques. Nous nous sommes efforcés de ne pas inclure de contenu sensible dans nos exemples et de ne pas divulguer l'identité de leurs auteurs.