

Explorer des mentions d'interventions non médicamenteuses dans des données issues des médias sociaux

A. Delaforge^{1,3}, J. Azé¹, S. Bringay^{1,2}, C. Mollevi⁴, A. Sallaberry^{1,2}, M. Servajean^{1,2}

¹ LIRMM, UMR 5506, Université de Montpellier, CNRS, Montpellier, France

² AMIS, Université Paul-Valéry, Montpellier, France

³ Zortify Labs, Zortify, Luxembourg, Luxembourg

⁴ DIM CHU Montpellier

prenom.nom@lirmm.fr

Résumé

Nous présentons une chaîne de traitements incluant une étape d'apprentissage profond et un outil de visualisation pour explorer les médias sociaux. Cette chaîne est utilisée pour explorer les mentions d'interventions non médicamenteuses dans les médias sociaux dans le cadre du cancer.

Mots-clés

Traitement automatique de la langue, Apprentissage profond, Visualisation, Médias sociaux, Intervention non médicamenteuses

Abstract

In this paper, we present a new pipeline including deep learning, as well as a visualization tool to explore social media. We use this tool to explore mentions of non-drug interventions in cancer-related social media threads.

Keywords

Automatic Language Processing, Deep Learning, Visualization, Social Media, Non-Drug Intervention

1 Introduction

Internet est devenu une source d'information essentielle lorsque l'on souhaite s'informer sur des sujets de santé tels que [5] la vaccination [3], la grossesse [4]... Parmi les sites les plus visités ces dernières années figurent régulièrement les médias sociaux comme Facebook, Reddit ou Twitter. Ces derniers permettent une grande liberté d'expression et sont un moyen de communication populaire pour partager son vécu de la maladie, rechercher facilement des informations et obtenir du soutien.

Dans cet article, nous allons nous focaliser sur les échanges que l'on retrouve dans ces médias et portant sur différents types de cancers. En effet, cette maladie est très souvent associée à de nombreux symptômes fonctionnels qui détériorent la qualité de vie et provoquent une grande détresse psychologique chez les patients et les aidants [14]. Les soignants sont de plus en plus enclins à proposer des soins de support et l'utilisation d'Interventions Non

Médicamenteuses (*INM*) (e.g. une activité physique régulière, un régime nutritionnel approprié, de nouveaux produits...), en complément des traitements biologiques plus classiques [2]. Ces *INM* sont largement discutées dans les médias sociaux. NZali et al. [16] ont montré l'intérêt d'analyser ces textes pour mieux comprendre l'influence des *INM* sur la qualité de vie des patients. En effet, ce type d'analyse représente une alternative aux outils déclaratifs classiques, qui reposent sur des questionnaires et des entretiens, dont les biais de réponse sont connus (e.g. désirabilité sociale, réponse pré-établie) et qui peuvent sous-estimer des phénomènes émergents. S'intéresser aux données des médias sociaux permet de mieux comprendre l'usage réel ou (mé)usage des *INM*.

Les outils d'intelligence artificielle sont désormais matures pour raisonner sur les données issues des médias sociaux notamment via les développements récents dans le domaine de l'apprentissage profond [11] qui permettent d'envisager différents types d'analyses, comme l'extraction d'informations (mots-clés, entités nommées, relations...) à partir des textes [10], la labellisation et la classification puis le raisonnement à partir de ces méta-données. Si ces outils sont très performants, ils souffrent du problème d'explicabilité [6, 17, 7], notamment lorsque l'on s'adresse à des utilisateurs non experts de la science des données comme par exemple des professionnels de santé.

Dans la suite, nous proposons une chaîne de traitements (figure 1) incluant une phase d'apprentissage automatique pour labelliser les messages et un outil de visualisation facilitant l'interprétabilité, destiné à des professionnels de santé. Notre cas d'application concerne les mentions du cancer et des *INM* dans les médias sociaux Twitter et Reddit.

2 Récolte et labellisation automatique des données

Récolte et labellisation des données : Deux stratégies ont été mises en place (voir tableau 1). Tout d'abord, l'outil Cancer-Annot a été conçu pour collecter et annoter des messages entiers issus des réseaux sociaux : Red-

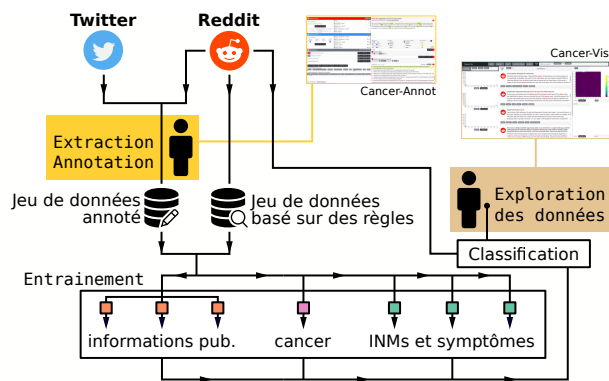


FIGURE 1 – Étapes menant à l’exploration des données issues des médias sociaux.

dit et Twitter. La consigne donnée aux annotateurs a été d’exporter des données liées au cancer et à l’utilisation d’*INM* à l’aide de mots-clés puis de les annoter selon différentes étiquettes prédéfinies : *CANCER*, *COMMERCIAL*, *LOCUTEUR* (*PATIENT*, *PROCHE*, *EXPERT*, *AUTRES*), *TYPE* (*QUESTION*, *RÉPONSE*, *TÉMOIGNAGE*, *AUTRES*), *ÉMOTION* (*HEUREUX*, *TRISTE*, *COLÈRE*, *APEURÉ*) et *CONTROVERSE* et des étiquettes non finies pour les *SYMPTÔMES* et les *INM* (étiquettes pour lesquelles les modalités sont infinies). 1 635 messages ont été labellisés par au moins une étiquette par 4 annotateurs anglophones. Comme attendu, nous avons mesuré un fort accord des annotateurs pour les étiquettes dichotomiques, intermédiaire pour les étiquettes non dichotomiques finies et plus faible pour les étiquettes non finies. Toutes les labellisations proposées ont été conservées et unies lorsque c’était nécessaire. Les *INMs* labellisés en nombre suffisant pour être exploitées par les annotateurs étaient exclusivement relatives au cannabis. Dans un deuxième temps, afin de disposer de plus de données, nous avons utilisé des règles métier de labellisation. Un exemple d’une telle règle pour l’étiquette *CANCER* a été d’extraire des données du subreddit *r/cancer*. Pour l’étiquette *NON CANCER*, nous avons extrait des données indépendamment de leur subreddit, puis vérifié qu’elles ne contenaient pas de termes relatifs au cancer (e.g. cancer, tumeur, tumor et oncology). Des vérifications sur des échantillons pour chaque labels ont été effectuées.

	Données labellisées		Données non labellisées	
	Messages	Commentaires	Messages	Commentaires
	669	198	16 894	1.5m
	698	70	6 782	117
	1 635			

TABLE 1 – Résultats de la labellisation

Entraînement des réseaux de neurones : Une fois les données labellisées, l’objectif a été d’apprendre des modèles

supervisés puis de produire des prédictions sur des données non labellisées. Le modèle auto-attentionnel AIBERT [8] a été choisi pour ses performances. Les textes Reddit peuvent être très longs et AIBERT est limité pour le nombre de tokens en entrée. Les textes les plus longs ont été tronqués avant la classification. L’entraînement a été effectué à l’aide des deux jeux de données précédents. La grande différence de volume entre les deux jeux nous a conduit à mettre en place une stratégie d’entraînement spécifique pour ne pas négliger le premier jeu, moins volumineux. Les réseaux ont donc été entraînés à l’aide d’un batch de données labellisées par l’humain puis d’un batch de données labellisées à l’aide de règles. Pour le réseau de neurones, chaque batch ne concerne qu’une seule étiquette. Les données labellisées par l’humain ont été vues plus de fois que les données labellisées à l’aide de règles. Le volume de données utilisées pour l’entraînement ainsi que les performances (précision, rappel et F-mesure) sur le jeu de données labellisées manuellement sont présentés dans le tableau 2. Finalement, nous avons conservé dans l’outil de visualisation les étiquettes pour lesquelles les classifieurs avaient un score F1 moyen supérieur à 0.70 et certaines autres après inspection plus précise des résultats. D’autres labels comme les émotions ont été abandonnés par manque de données labellisées par les annotateurs. Les faibles scores de classification sur certains labels sont probablement dus au manque de données d’entraînement.

catégorie	label	données annotées				scores classe vrai		
		manuellement		par règles		P	R	F1
		VRAI	FAUX	VRAI	FAUX			
REL. CANNABIS	CANCER	531	645	3 761	3 761	0.36	0.52	0.42
	CANCER	1 205	40	29 279	34 929	0.97	0.99	0.98
	COMMERCIAL	158	1 076	6 957	67 132	0.0	0.0	0.0
	CONTROVERSE	154	1 073	12 682	94 460	0.0	0.0	0.0
LOCUT	PATIENT	229	1 002	16 746	29 346	0.64	0.86	0.74
	PROCHE	371	860	29 346	7 111	0.99	0.27	0.43
	EXPERT	176	1 055	5 683	30 774	1.0	0.02	0.03
TYPE	QUESTION	365	876	49 434	24 932	0.64	0.92	0.75
	RÉPONSE	153	1 088	24 932	49 434	0.23	0.33	0.27
	TÉMOIGNAGE	352	889	22 269	20 118	0.2	0.01	0.02
SYMPTÔME (anglais)	PAIN	124	124	22 345	22 387	0.87	0.96	0.91
	SICK	3	3	7 233	7 256	0.83	0.81	0.82
	WEAK	4	4	3 398	3 418	0.68	0.87	0.76
	DEPRESSION	16	17	6 014	6 030	0.80	0.89	0.84
	LYMPHOMA	17	17	1 033	1 037	0.47	1.0	0.64
	APPETITE	36	37	1 142	1 145	0.96	1.0	0.98
	ANXIETY	44	44	9 469	9 481	0.91	0.91	0.91
	VOMITING	13	13	849	853	0.06	1.0	0.11
	PTSD	1	2	969	977	0.0	0.0	0.0

TABLE 2 – Prédications sur les données annotées manuellement

3 Exploration des données

L’outil d’exploration des données issues des médias sociaux Cancer-Vis est présenté dans la figure 2.

Filtres et badges des étiquettes : la partie supérieure de la visualisation, encadrée en bleu, permet de filtrer les messages. Il suffit de glisser le badge d’une étiquette (en gris) dans la zone de dépôt qui peut contenir aucun, un ou plusieurs badges. Il est, par exemple, possible de filtrer les données qui ont une prédiction supérieure ou égale à une valeur

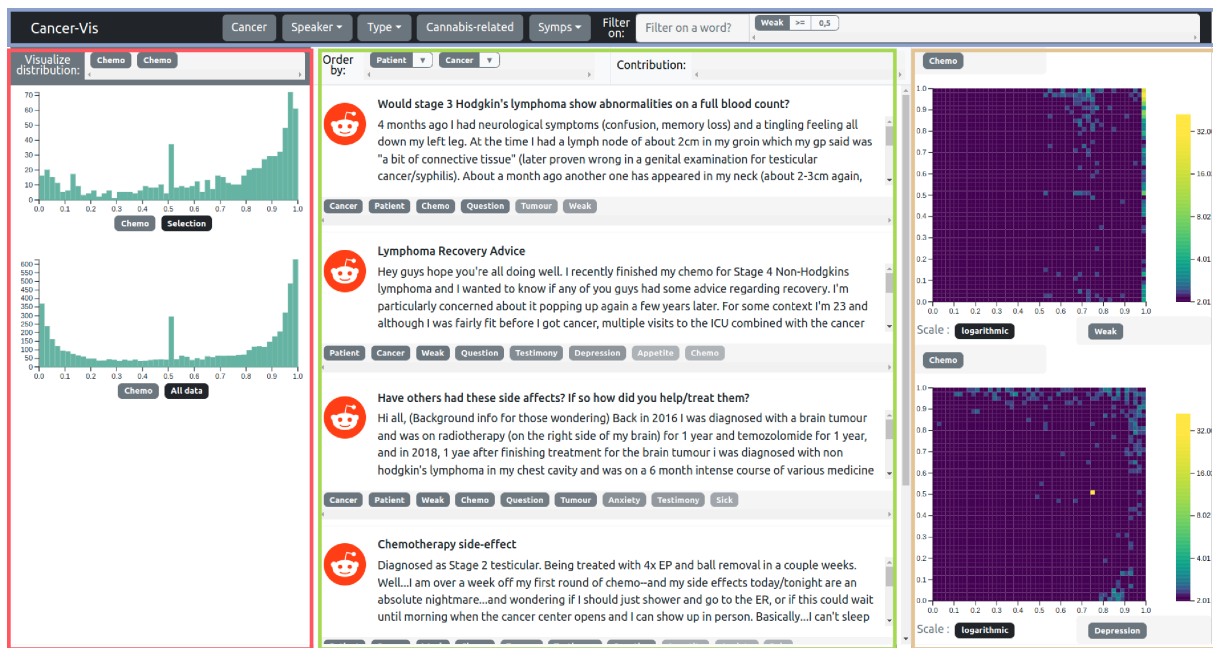


FIGURE 2 – Vue globale de l’outil Cancer-Vis.

saisie pour l’étiquette concernée. Pour un filtrage plus fin, il est possible d’ajouter des règles de disjonction logique (AND ou OR) pour combiner les filtres. Au cours d’une exploration, un utilisateur peut être intéressé par de nouveaux concepts sur lesquels aucun réseau de neurones n’a été entraîné. Nous proposons également un filtre sur les occurrences des mots pour faciliter l’exploration.

Exploration des données : la partie inférieure de la visualisation dédiée à l’exploration est organisée en 3 panneaux. Le panneau central, encadré en vert, permet de visualiser les messages. Par défaut, cinq textes correspondant au filtrage en cours sont affichés. Deux zones de dépôts de badges servent, respectivement, à ordonner les textes sur une étiquette ou un groupe d’étiquettes et à afficher le score de contribution pour une étiquette choisie. Par défaut, les textes sont présentés dans des encadrés. Chaque encadré contient le lien vers la page associée au message, le titre et le texte du message si il y en a. Sur la partie inférieure de l’encadré sont visibles différents badges dont l’opacité dépend de la prédiction. Ils sont ordonnés du plus probable au moins probable et n’apparaissent que si la prédiction excède la valeur 0.5. Il est possible d’afficher le score de contribution d’un token dans la prédiction (score d’attention). Ce score est issu du réseau et est matérialisé par une opacité plus ou moins forte selon le score.

Le panneau de gauche, encadré en rouge, affiche une distribution des prédictions pour une étiquette lorsque l’on glisse dans la zone de dépôt un badge, sous forme d’un histogramme qui donne trois informations : la distribution sur l’intégralité des données, la distribution sur les données filtrées et la comparaison entre les deux distributions précédemment mentionnées. Ces trois informations aident à savoir si un filtre influence la distribution des données. Cela permet aussi de savoir si le réseau a été sensible à la pré-

sence de mots ou de tokens, ou si des étiquettes sont corrélées. Plusieurs distributions peuvent être visualisées simultanément, les unes sous les autres.

Dans le panneau de droite, encadré en doré, nous affichons deux cartes de chaleur à deux dimensions produisant une comparaison des distributions des prédictions entre deux étiquettes. Ces cartes ont la même échelle et sont donc comparables. L’échelle peut être linéaire ou logarithmique. Cette dernière est essentielle lorsque l’on s’intéresse à des classificateurs certains de leurs prédictions. Ces cartes montrent l’incertitude propre et commune de deux classificateurs et donc si des corrélations entre ces derniers existent.

4 Études de cas

Dans cette section, nous présentons trois cas d’études répondant à des questions des utilisateurs.

4.1 Dérivés du cannabis

Dans ce premier cas d’étude, nous nous plaçons dans une situation où un patient ou un proche aimerait obtenir des informations sur les effets possibles des dérivés du cannabis. Nous ordonnons les messages relatifs au cannabis (REL. CANNABIS) et au CANCER puis nous filtrons de nouveau les messages relatifs aux concepts : PAIN, WEAK, DEPRESSION, APPETITE et ANXIETY grâce aux disjonctions logiques. Ainsi les messages ayant une prédiction d’au moins 0.9 sur une de ces étiquettes sont affichés.

Nous obtenons cinq messages. Quatre concernent le cancer et au moins un de ces symptômes. Les deux premiers concernent le cancer du pancréas. Dans la première demande, l’auteur aimerait utiliser de la "marijuana" pour améliorer l’appétit de son père, atteint du cancer et ayant une pression artérielle faible. Les réponses à sa question s’accordent sur le fait qu’il faut en parler à un professionnel

de santé en premier lieu. Cependant, des patients affirment que la "marijuana" aide pour les problèmes liés à l'appétit. Une personne précise même que dans son cas, en l'utilisant avec une pression artérielle faible, il allait bien. D'autres mentionnent qu'il est préférable d'ingurgiter les dérivés de cannabis plutôt que de les fumer. Les termes utilisés sont "edibles", "oral thc" ou "CBD oil".

Pour étudier les effets des dérivés du cannabis sur l'appétit, nous nous focalisons maintenant sur les messages où les prédictions pour l'étiquette *APPETITE* sont supérieures à 0.9 et où un patient s'exprime et non un proche. Le score de prédiction pour l'étiquette *PATIENT* doit donc être supérieur à 0.9. Nous obtenons deux messages pertinents. Le premier est produit par un patient en rémission s'étant servi des dérivés du cannabis pour contrer les effets indésirables du cancer. Il souhaite recueillir des témoignages de patients ayant aussi utilisé de tels dérivés. Parmi ces témoignages, certains relatent des effets positifs sur la douleur ou l'anorexie et d'autres au contraire un manque d'effet. Dans les produits essayés, on trouve : "suckers / gummi bears" et "Simpson oil". Dans le second message, une femme explique qu'elle a essayé de nombreux traitements alternatifs pour des problèmes de nausées, mais qu'ils n'ont pas fonctionné. Elle cite la notamment "CBD oil".

Beaucoup de messages ont été supprimés de Reddit par des modérateurs ou par les utilisateurs eux-mêmes mais les commentaires sont toujours disponibles. Sur les règles de publications, dans le subreddit, figure cette règle : "No homeopathy / nature / quack medicine". Cela montre la controverse que peut soulever l'utilisation de dérivés du cannabis. Souvent, les modérateurs évitent que les messages en faveur du cannabis soient visibles de manière à ce que ces produits ne se substituent pas aux traitements et soient toujours utilisés après consultation d'un spécialiste.

Pour conclure ce cas d'étude, les avis présents sur Reddit appartiennent au domaine du déclaratif et doivent être considérés ainsi. Néanmoins, après une exploration préliminaire via notre outil, il semblerait que certains patients atteints d'un cancer rapportent une amélioration de leur qualité de vie par l'utilisation des dérivés du cannabis. Il existe donc de nombreux effets positifs mentionnés bien qu'une méfiance existe et qu'il n'existe pas de consensus sur ces effets.

4.2 Anxiété et dépression

Dans ce second cas d'étude, nous souhaitons nous concentrer sur les symptômes de dépression et d'anxiété qui sont souvent mentionnés dans le cadre du cancer [12, 9, 13, 1]. Pour étudier les liens possibles entre ces deux symptômes, nous souhaitons voir si ces classifieurs s'appuient sur des termes similaires. Pour le classifieur associé à l'étiquette *DEPRESSION*, nous constatons que l'attention se concentre sur le terme *ANXIETY* dans un des textes car ce mot est celui avec le fond le plus foncé mais pas dans les autres. Cela signifie que le classifieur s'appuie sur des concepts plus complexes que la simple présence d'un mot. Néanmoins, nous observons, grâce à la carte de chaleur où les axes présentent les scores de classification des textes,

qu'il existe une corrélation entre les deux classifieurs. Cette interprétation ne signifie pas que les textes mentionnant la dépression mentionnent l'anxiété et inversement malgré les performances acceptables de ces classifieurs (tableau 2). Néanmoins, cela peut signifier qu'il y a des similitudes entre ces deux concepts selon leur apparition dans les textes ou leur plongement lexical.

4.3 Douleur et administration

Dans ce troisième cas d'étude, nous nous concentrons sur la douleur et la présence d'un terme pour mentionner les *INM* dérivées du cannabis et leurs modes d'administration. Pour cela, nous extrayons le nombre de textes correspondant en utilisant le classifieur lié à l'étiquette *PAIN* avec une prédiction supérieure ou égale à 0.8 et contenant des termes mentionnant des *INM* ou des modes d'administration. Les résultats et les p-value, issus d'un test du χ^2 , sont présentés dans la table 3, les fonds roses et bleus signifient une différence significative positive (bleu) ou négative (rose) des mentions d'un concept. On observe que le terme "cannabis" est moins utilisé dans les messages relatifs à la douleur (*PAIN*). À l'inverse, le terme "weed" est plus utilisé dans ces messages. De plus, les modes d'administration "edible" (consommable), "gummy" (bonbon) et "smoke" (fumer) sont plus mentionnés que les huiles ("oils"). Nous avons aussi observé que les termes "gummy" ou "edible" remplacent souvent la mention d'une *INM* dérivée du cannabis elle-même. Ces modes de consommation sont utilisés comme des synonymes.

		REL. CANNABIS >= 0.8				p-value
		PAIN >= 0.8				
		n	freq.	n	freq.	
Termes	RSO, Simpson	33	0.04	8	0.03	0.26
	CBD, Cannabidiol	113	0.13	46	0.16	0.07
	THC	117	0.13	45	0.15	0.20
	Delta 8, D8	1	0.00	0	0.00	0.48
	Cannabis	278	0.32	48	0.16	7×10^{-12}
	Marijuana	275	0.31	79	0.27	0.05
	Weed	90	0.10	39	0.13	0.03
Mode d'administration						
Union des Termes (UdT)		696	0.79	192	0.66	2×10^{-12}
Edibles + UdT		38	0.04	19	0.07	0.03
Smoke + UdT		105	0.12	59	0.20	1×10^{-7}
Gummy + UdT		10	0.01	9	0.03	1×10^{-4}
Suppositories + UdT		3	0.00	1	0.00	0.99
Oil + UdT		116	0.13	28	0.10	0.02
Total		867		292		

TABLE 3 – Utilisation des différents termes et modes d'administration.

5 Conclusions et discussions

Dans le cadre de l'étude des *INM* mentionnées dans les médias sociaux, nous avons présenté une chaîne de traitements incluant un processus d'apprentissage profond et un outil de visualisation permettant l'exploration de données textuelles issues des médias sociaux. Nous avons montré son intérêt dans le cadre de trois cas d'étude portant sur l'utilisation des dérivés du cannabis.

L'outil d'exploration des données repose sur la qualité des données labellisées et des classifieurs. Ici, nous avons sélectionné les étiquettes pour lesquelles les performances étaient acceptables. Pour intégrer de nouvelles étiquettes, il faudrait revoir le processus de collecte et renforcer la phase de labellisation manuelle. Bien que des informations sur la distribution des prédictions issues des classifieurs ou une carte de chaleur comparant celles-ci est disponible, l'outil ne donne pas des scores de classification directement. Néanmoins, il met en lumière l'incertitude du réseau ou l'ambiguïté dans les données. Cet outil permet donc de donner une intuition aux non spécialistes du fonctionnement des réseaux sans expliquer complètement les prédictions, ce qui nécessiterait le développement de fonctionnalités supplémentaires.

Ces travaux préliminaires ont ouvert des perspectives prometteuses. Des travaux futurs devraient porter sur l'amélioration des performances de classification, sur la combinaison les outils de labellisation et de visualisation pour mettre en place une démarche d'apprentissage actif [15]. Profiter de l'espace de représentation des messages est également une perspective intéressante en utilisant par exemple les graphes de relations que l'on peut extraire des réseaux sociaux. Enfin, la prise en compte de la temporalité pour identifier de nouveaux concepts en temps réel revêt un intérêt dans une perspective de veille.

Remerciements

Ce travail a été soutenu par la Région Occitanie [Programme "Allocation Doctorale 2019"] et le SIRIC Montpellier Cancer [Bourse INCa Inserm DGOS 12553]

Références

- [1] Clara Breidenbach, Paula Heidkamp, Kati Hiltrop, and et al. Prevalence and determinants of anxiety and depression in long-term breast cancer survivors. *BMC psychiatry*, 22(1) :1–10, 2022.
- [2] François Carbonnel and Gregory Ninot. Identifying frameworks for validation and monitoring of consensual behavioral intervention technologies : Narrative review. *J Med Internet Res*, 21(10) :e13606, 10 2019.
- [3] Fidelia Cascini, Ana Pantovic, and Yazan A. et al. Al-Ajlouni. Social media and attitudes towards a covid-19 vaccination : A systematic review of the literature. *eClinicalMedicine*, 48(101454), 2022.
- [4] Chen M Chan K. Effects of social media and mobile health apps on pregnancy care : Meta-analysis. *JMIR Mhealth Uhealth*, 7(1), 2019.
- [5] Erika Frey, Catriona Bonfiglioli, Melissa Brunner, and Jane Frawley. Parents' use of social media as a health information source for their children : A scoping review. *Academic Pediatrics*, 22(4) :526–539, 2022.
- [6] Riccardo Guidotti, Anna Monreale, Salvatore Ruggieri, and et al. A survey of methods for explaining black box models. *ACM computing surveys*, 51(5) :1–42, 2018.
- [7] Xiaowei Huang, Daniel Kroening, Wenjie Ruan, and et al. A survey of safety and trustworthiness of deep neural networks : Verification, testing, adversarial attack and defence, and interpretability. *Computer Science Review*, 37 :100270, 2020.
- [8] Zhenzhong Lan, Mingda Chen, Sebastian Goodman, and et al. Albert : A lite bert for self-supervised learning of language representations. *arXiv preprint arXiv :1909.11942*, 2019.
- [9] Asha Mathew, Ardith Z Doorenbos, Min Kyeong Jang, and Patricia E Hershberger. Acceptance and commitment therapy in adult cancer survivors : a systematic review and conceptual model. *Journal of Cancer Survivorship*, 15(3) :427–451, 2021.
- [10] Yao Ming, Shaozu Cao, and et al. Understanding hidden memories of recurrent neural networks. In *2017 IEEE Conference on Visual Analytics Science and Technology*, pages 13–24. IEEE, 2017.
- [11] Daniele Ravì, Charence Wong, Fani Deligianni, Melissa Berthelot, Javier Andreu-Perez, Benny Lo, and Guang-Zhong Yang. Deep learning for health informatics. *IEEE journal of biomedical and health informatics*, 21(1) :4–21, 2016.
- [12] Orlando Rincones, Sayeda Naher, and et al. An updated systematic review of quantitative studies assessing anxiety, depression, fear of cancer recurrence or psychological distress in testicular cancer survivors. *Cancer Management and Research*, 13 :3803, 2021.
- [13] Abdul Salam, Alexander Woodman, and et al. Chu. Effect of post-diagnosis exercise on depression symptoms, physical functioning and mortality in breast cancer survivors : A systematic review and meta-analysis of randomized control trials. *Cancer Epidemiology*, 77 :102111, 2022.
- [14] John M. Salsman, Suzanne C. Segerstrom, and et al. Brechting, Emily. Posttraumatic growth and ptsd symptomatology among colorectal cancer survivors : a 3-month longitudinal examination of cognitive processing. *Psycho-Oncology*, 18(1) :30–41, 2009.
- [15] Burr Settles. Active learning literature survey. Technical report, University of Wisconsin-Madison Department of Computer Sciences, 2009.
- [16] Mike Donald Tapi Nzali, Sandra Bringay, Christian Lavergne, Caroline Mollevi, and Thomas Opitz. What patients can tell us : Topic analysis for social media on breast cancer. *JMIR Med Inform*, 5(3) :e23, Jul 2017.
- [17] Yu Zhang, Peter Tiño, Aleš Leonardis, and Ke Tang. A survey on neural network interpretability. *IEEE Transactions on Emerging Topics in Comp. Intelligence*, 2021.