
Minimisation de l'influence négative dans les réseaux sociaux

Etat de l'art et Ouvertures de recherche

Zakia Challal¹, Kamel Boukhalifa²

1. LSI, Université des Sciences et de la Technologie Houari Boumediene
BP 32 El Alia 16111 Bab Azzouar Alger, Algérie
zchallal@usthb.dz

2. LSI, Université des Sciences et de la Technologie Houari Boumediene
BP 32 El Alia 16111 Bab Azzouar Alger, Algérie
kboukhalifa@usthb.dz

RESUME. L'influence dans un réseau social est la capacité d'un utilisateur à mener un autre utilisateur à adopter une idée, une opinion, à croire à une information, à utiliser des services ou des produits, etc. L'influence peut être négative si de mauvaises intensions s'imprègnent tels que de mauvaises idées, des rumeurs, des virus. Dans cet article, nous présentons les travaux proposés dans la littérature pour minimiser la propagation de l'influence négative dans un réseau social et protéger ainsi les utilisateurs du réseau. L'analyse des travaux proposés nous a mené à dresser quelques ouvertures de recherche.

ABSTRACT. The influence in a social network is the ability of a user to conduct another user to adopt an idea, an opinion, to believe in information, use services or products, etc. The influence can be negative if bad intensions are impregnated such as bad ideas, rumors, and viruses. In this article, we present the work proposed in the literature to minimize the spread of the negative influence in a social network and protect network users. The analysis of the proposed work has led us to draw some research openings.

MOTS-CLES : influence négative, réseau social.

KEYWORDS: negative influence, social network.

1. Introduction

Les utilisateurs des réseaux sociaux sont envahis par le flux d'information diffusé continuellement et ils sont généralement influencés par ce dernier. Ainsi, ils rediffluent l'information, commentent des publications, achètent des produits ou des services et parfois organisent des événements, signent des pétitions, etc.

La diffusion d'information dans les réseaux sociaux a suscité l'intérêt de la communauté de recherche. Cette dernière s'est particulièrement intéressée à la problématique suivante : *comment faire pour arriver à une large diffusion et maximiser l'influence à travers le réseau ?* Beaucoup de travaux ont été menés dans ce sens en ne considérant que l'influence positive (Domingos et Richardson, 2001; 2002 ; Chen, Wang et Yang, 2009 ; Chen, Yuan et Zhang, 2010 ; Kempe, Kleinberg et Tardos, 2003 ; Li et al., 2014 ; Liu et al., 2012; Nguyen et Zheng, 2013 ; Wang, Camacho et Xu, 2009). Cependant, s'intéresser seulement à l'influence positive n'est pas pertinent car l'influence négative dans les réseaux sociaux est très présente, notamment les rumeurs, et leurs propagation dans le réseau conduit parfois à des résultats néfastes (Fan et al., 2013 ; Nguyen et al., 2012). Par exemple, la rumeur lancée sur Twitter affirmant la mort du président de la Syrie a conduit jusqu'à l'augmentation du prix du pétrole (Fan et al., 2013). Si une mauvaise information est lancée sur le réseau, elle est généralement plus rapidement propagée qu'une bonne information et elle a plus d'effet (Baumeister et al., 2001 ; Chen et al., 2010). Par exemple, une information sur la corruption d'un responsable se propage plus rapidement qu'une information sur ses travaux innovants. Dans ce cas, on voudra certainement minimiser l'influence au lieu de la maximiser. En marketing, par exemple, les entreprises souhaiteraient faire face aux contres publicités et protéger ainsi leur image de marque en minimisant leurs propagations. En politique, lors des élections, les politiciens veillent à minimiser les contres campagnes. En éducation, on doit minimiser l'influence négative exercée sur les enfants, etc.

Les travaux de la littérature sur la minimisation de l'influence négative dans les réseaux sociaux proposent des solutions qu'on peut classer en trois approches : *blocage de nœuds*, *blocage de liens* ou *utilisation de l'influence compétitive* pour faire une contre campagne qui limite la diffusion de l'influence négative. Nous présentons dans ce papier les différents travaux que nous avons trouvés dans la littérature sur la minimisation de l'influence négative tout en analysant les différentes approches proposées. Des ouvertures de recherches seront proposées à la fin de l'article.

L'article est organisé comme suit : nous présentons tout d'abord, dans la section 2, trois problématiques liées à la minimisation de l'influence qui sont : la propagation de l'influence, la détection d'influenceur et la maximisation de l'influence dans les réseaux sociaux. Dans la section 3, nous ferons une revue des travaux sur la minimisation de l'influence négative dans les réseaux sociaux. Une synthèse des travaux et pistes ouvertes seront présentées dans la section 4. Nous finirons par une conclusion et une vision sur nos travaux futurs.

2. Problématiques connexes

Nous définissons dans cette section les notions liées au problème de minimisation de l'influence négative dans un réseau social. Nous définissons les modèles de propagation d'influence utilisés, quelques métriques de détection d'influenceurs et le problème de maximisation d'influence lorsqu'il s'agit d'influence compétitive.

2.1. Modèles de propagation d'influence dans un réseau social

Les modèles de propagation d'influence dans un réseau social les plus utilisés sont : *Independent Cascade model (ICM)* et *Linear Threshold Model (LTM)* (Shakarian et al., 2015). Dans ces modèles, le réseau est représenté par un graphe orienté. A l'instant $t=0$, un ensemble de nœuds initiateurs de la diffusion d'une nouvelle idée sont actifs. A un instant t , si un nœud adopte la nouvelle idée, il devient actif, sinon il est inactif. On suppose qu'un nœud inactif peut passer à l'état actif mais un nœud actif le restera tout au long du processus de propagation. Un nœud actif tente d'activer ces voisins. Le processus se poursuit jusqu'à ce qu'il n'ait plus d'activations possibles.

2.1.1. Independent Cascade Model

Dans ce modèle, une probabilité $p_{u,v}$ est associée à chaque lien (u,v) où u , et v sont deux nœuds du réseau. $p_{u,v}$ est la probabilité que u réussisse à activer v (u influence v). Cette probabilité peut correspondre au taux de communication entre les deux nœuds, à la proximité géographique ou se basant sur un historique de processus de propagation antécédent (par apprentissage) (Shakarian et al., 2015).

2.1.2. Linear Threshold Model

Dans ce modèle, un poids $w_{u,v}$ est affecté à chaque lien (u,v) tel que la somme des poids des liens entrant à v est inférieure à 1. Chaque nœud v est doté d'un seuil θ_v . A un instant t , les nœuds parents de v qui sont actifs tentent de l'activer. v ne sera actif que si la somme des $w_{u,v}$ (u est un parent de v actif) est supérieure au seuil θ_v . Ce modèle correspond à dire qu'un utilisateur du réseau n'adopte une idée que si une proportion de ses relations l'ont déjà adopté (Shakarian et al., 2015).

2.1.3. Modèles basés sur le sujet

Dans ce modèle, l'analyse de l'influence porte sur un sujet spécifique. Par exemple, un utilisateur peut influencer un autre utilisateur sur le choix d'un produit, mais pas ou moins facilement sur une opinion politique. Une extension des deux modèles précédents (*ICM* et *LTM*) en prenant en compte le sujet de l'influence a été proposée par (Barbieri, Bonchi and Manco, 2012). Dans leur nouvelle version, la probabilité $p_{u,v}^z$ associée à chaque lien (u,v) représente la force de l'influence de u sur v par rapport à un sujet $z \in [1-K]$.

2.2. Détection d'influenceurs dans un réseau social

Les influenceurs dans un réseau social sont importants à détecter puisqu'ils constituent l'ensemble de départ dans un processus de diffusion d'influence. Si on cherche à maximiser l'influence dans le réseau, ces influenceurs seront privilégiés et seront les premiers porteurs d'information. Par contre, si on cherche à minimiser l'influence, ils seront à protéger, à bloquer ou à solliciter pour une contre campagne par exemple.

Plusieurs métriques ont été proposées dans la littérature (Cataldi et Aufaure, 2014 ; Herzig, Mass et Roitman, 2014 ; Subbian et al., 2014 ; Sun et Ng, 2012 ; Sun et Tang, 2011 ; Weng et al., 2010). Nous définissons les deux métriques les plus référencés dans les travaux de minimisation d'influence dans les réseaux sociaux.

- *Degré d'un nœud* : nombre de voisins d'un nœud. On parle aussi de *in-degree* ou *out-degree* pour designer respectivement, le nombre de voisins avec une relation entrante ou sortante (Sun and Tang, 2011).
- *Betweenness d'un nœud* : le nombre de plus court chemins entre chaque nœud vers tous les autres nœuds traversant ce nœud (Sun and Tang, 2011).

2.3. Maximisation de l'influence dans un réseau social

Les premiers travaux faisant référence au problème de maximisation de l'influence dans un réseau social sont (Domingos et Richardson, 2001 ; 2002 ; Kempe, Kleinberg et Tardos, 2003). Ils se sont posé la réflexion suivante : si on arrive à convaincre un ensemble d'utilisateurs du réseau social à adopter un produit ou une idée et le but est d'avoir une large diffusion dans le réseau, quel serait cet ensemble d'utilisateurs ? Plus formellement : ayant un réseau social représenté par un graphe G , un modèle de propagation M , un ensemble de nœuds initiateurs de l'influence S et soit $\sigma_M(S)$ la fonction qui estime la propagation de l'influence. Comment sélectionner S pour maximiser $\sigma_M(S)$ (Kempe, Kleinberg and Tardos, 2003).

Les auteurs de (Kempe, Kleinberg et Tardos, 2003; Li et al., 2014 ; Liu et al., 2012; Nguyen et Zheng, 2013) ont proposé des algorithmes gloutons qu'ils ont comparé à des heuristiques basées sur des mesures de centralité telles que le degré et le betweenness. Leurs propositions donnent de meilleurs résultats sauf que les algorithmes gloutons sont longs en termes de temps d'exécution. Dans (Chen, Wang et Yang, 2009 ; Chen, Yuan et Zhang, 2010), les auteurs proposent des solutions plus efficace en temps d'exécution.

3. Approches de minimisation de l'influence négative dans un réseau social

Les travaux de recherche sur la minimisation de l'influence négative dans les réseaux sociaux peuvent être classés selon leur approche en trois classes : approche

basée sur le blocage de nœuds, approche basée sur le blocage de lien et approche basée sur l'influence compétitive.

3.1. Approche basée sur le blocage de nœuds

Le principe est de bloquer un ensemble minimal de nœuds pour minimiser la propagation d'influence négative dans le réseau. Les nœuds sont généralement sélectionnés parmi les nœuds les plus influenceurs.

Plus formellement, le problème est défini comme suit : soit un réseau représenté par un graphe orienté $G = (V, E)$. V est l'ensemble de nœuds, $E \subset V \times V$ est l'ensemble des liens. Nous supposons qu'une information négative est propagée dans le réseau et un ensemble initial de nœuds I est influencé. Le but est de minimiser le nombre de nœuds influencés en bloquant un ensemble S de k nœuds, $S \subseteq \{V\}$ et k est une constante donnée. La fonction objective est :

$$\text{Minimiser } \sigma\{I|V \setminus S\}$$

où $\sigma\{I|V \setminus S\}$ représente le nombre de nœuds influencés par I quand les nœuds de S sont bloqués (Wang et al., 2013).

Dans (Wang et al., 2013), les auteurs supposent qu'une information négative est propagée dans le réseau social et un ensemble de nœuds est infecté (influencé). Leur but est de minimiser le nombre de nœuds infectés en bloquant k nœuds parmi les non infectés. Les auteurs proposent un algorithme glouton où à chaque itération on sélectionne un nœud parmi les nœuds non infectés qui maximise la décrémentation du nombre de nœuds infectés. L'algorithme proposé donne de meilleurs résultats que si on sélectionne les top- k nœuds non infectés selon leur out degree ou betweenness.

Dans (Yao et al., 2015a), les auteurs prennent en compte le sujet de l'influence en se basant sur un modèle de propagation d'influence basé sur le sujet (Topic-aware Independent Cascade Model) (Barbieri, Bonchi and Manco, 2012). Dans ce modèle, les probabilités d'influence d'utilisateur à utilisateur dépendent du sujet. Ils ont proposé deux méthodes prenant en compte le sujet : *Topic-aware out degree* et *Topic aware betweenness*. Les résultats des méthodes proposées sont comparés aux mesures de centralité déjà connues : *out degree* et *betweenness*. Les auteurs ont obtenu de meilleurs résultats en termes de limitation de la propagation d'influence.

3.2. Approche basée sur le blocage de liens

Le principe de cette approche est de bloquer un ensemble minimal de liens pour minimiser la propagation de l'influence négative dans le réseau.

Plus formellement, le problème est défini comme suit : soit le réseau $G = (V, E)$. Nous supposons qu'une information négative est propagée dans le réseau et un ensemble initial de nœuds I est influencé. Le but est de minimiser le nombre de nœuds

influencés en bloquant un ensemble S de k liens, $S \subseteq \{V\}$ et k est une constante donnée. La fonction objective est :

$$\text{Minimiser } \sigma\{I|V \setminus S\}$$

où $\sigma\{I|V \setminus S\}$ représente le nombre de nœuds influencés par I quand l'ensemble de liens de S sont bloqués (Yao et al., 2015b).

(Kimura, Saito and Motoda, 2009) sont les premiers à proposer cette approche. Ils pensent que le blocage de liens est plus fondamental que le blocage de nœuds puisque le blocage d'un nœud induit le blocage de liens associés. Les auteurs proposent un algorithme glouton qu'ils comparent aux heuristiques basées sur les mesures de centralité : out degree et betweenness. L'algorithme proposé est meilleur en termes de minimisation de la propagation d'influence. Les auteurs se basent sur le modèle de propagation d'influence Independent Cascade.

Les mêmes auteurs proposent dans (Kimura, Saito and Motoda, 2008) la même solution sous le modèle de propagation d'influence Linear Threshold où chaque nœud possède un seuil représentant la proportion de ses voisins adoptant une idée pour qu'il l'adopte lui-même. L'algorithme glouton proposé donne toujours de meilleurs résultats.

(Khalil, Dilkina et Song, 2013) formalisent le problème de minimisation de propagation de l'influence en bloquant un minimum de lien en un problème d'optimisation NP-difficile. Ils prouvent théoriquement que la fonction objective est *supermodulaire*. Ce qui permet de proposer une solution approximative avec un algorithme glouton qui approche la solution optimale avec un facteur de $(1 - 1/e)$. Ils proposent ensuite un algorithme glouton qu'ils comparent à différentes heuristiques basées sur les mesures de centralité connues, entre autres: out degree et betweenness. L'algorithme proposé donne de meilleurs résultats.

Dans (Yao et al., 2015b), les auteurs proposent la même solution en démarrant d'un ensemble de nœuds déjà infectés (négativement influencés). En plus de l'évaluation du degré d'influence, les auteurs évaluent le temps d'exécution de l'algorithme glouton proposé ainsi des deux heuristiques (out degree et betweenness). Comme prévu, le temps d'exécution de l'algorithme glouton est dégradé par rapport aux heuristiques testées.

3.3. Approche basée sur l'influence compétitive

Le principe est de sélectionner un ensemble minimal de nœuds qui adopteront une contre campagne afin de minimiser l'effet de l'influence négative.

Plus formellement, le problème est défini comme suit : Soient le réseau $G = (V, E)$, un ensemble S_A de nœuds qui adoptent une contre campagne, un délai de détection de la contre campagne d . Le but est de trouver un ensemble S_C de k nœuds qui diffuseront une contre information pour sauver le maximum de nœuds. La fonction objective est :

$$\text{Maximiser } \sigma\{S_C; S_A, d\}$$

où $\sigma\{S_C; S_A, d\}$ représente le nombre de nœuds influencés par S_C . (Luo et al., 2014).

Dans (Budak, Agrawal and El Abbadi, 2011), les auteurs proposent un modèle de diffusion compétitive basé sur le modèle Independent Cascade. Il modélise la diffusion de deux informations, une représente une mauvaise information, l'autre représente la bonne information (la contre campagne). Etant donné un ensemble de nœuds qui commencent la diffusion d'une mauvaise information et un délai de détection de cette information, le but est de trouver un ensemble de nœuds qui optent une contre campagne et maximise sa diffusion pour protéger le maximum de nœuds d'être atteints par la mauvaise information. Les auteurs supposent que si la bonne et la mauvaise information arrivent au même temps à un nœud, c'est la bonne information qui prend effet. Et une fois, un nœud est influencé par une bonne ou mauvaise campagne, il ne change plus de campagne. Le processus se poursuit jusqu'à ce que tous les nœuds soient influencés. Les auteurs prouvent que le problème est NP-difficile et que la fonction objective est *submodulaire*. Ils proposent ensuite un algorithme glouton. Dans un second lieu, les auteurs supposent la méconnaissance de l'ensemble de nœuds diffusant la mauvaise information et du délai de détection de cette information, ce qui est plus réaliste. Ils proposent pour cela un algorithme de prédiction basé sur l'heuristique Hill Climbing.

Dans (Nguyen et al., 2012), étant donné un réseau où une désinformation est diffusée, on vise à décontaminer un minimum de nœuds de telle sorte à ce que la décontamination totale après un temps T atteigne un taux β . T et β sont des paramètres en entrées. La propagation de la décontamination suit ensuite le modèle de diffusion (IC ou LT). Un algorithme glouton est appliqué pour trouver l'ensemble de nœuds à décontaminer. L'algorithme donne de bons résultats mais il est coûteux en temps d'exécution. Pour cela, les auteurs proposent une heuristique basée sur la structure en communauté du réseau social. Ils appliquent alors l'algorithme glouton sur chaque communauté pour atteindre un taux de décontamination β dans chaque communauté.

Aussi, dans (Fan et al., 2013), les auteurs se basent sur la structure en communauté d'un réseau social et le constat que les communications sont plus denses dans une même communauté qu'entre communautés. L'influence est donc plus rapidement propagée dans une même communauté. Donc, si on cherche à protéger un ensemble minimal de nœuds pour minimiser l'infection des communautés voisines, ils seraient sélectionnés parmi les nœuds qui ont des relations avec les communautés voisines. Cela évitera la contamination des communautés voisines d'une part et décontamine la communauté infectée plus rapidement.

(Luo et al., 2014) se basent sur un modèle de diffusion à temps continu où le temps de diffusion entre deux nœuds diffère selon le taux de transmission entre ces derniers. Les auteurs montrent que le problème tel que modélisé est NP-Difficile et que la fonction objective est sous modulaire.

De même que les travaux précédents, les auteurs de (Fan et al., 2013; Luo et al., 2014) proposent des algorithmes gloutons qu'ils comparent à des mesures de centralité tel que le degré. Leurs algorithmes donnent de meilleurs résultats en termes du nombre de nœuds influencés mais n'ont pas été testés en terme de temps d'exécution.

4. Synthèse et Analyse

Le tableau 1, résume les travaux cités dans la section 3. L’accent est mis sur la principale contribution de chaque travail, le modèle de diffusion sur lequel se base la solution proposée, l’algorithme proposé, les données d’expérimentation et les résultats obtenus en termes de minimisation d’influence et de temps d’exécution.

Tableau 1. Synthèse des travaux de recherche sur la minimisation de l’influence négative dans les réseaux sociaux.

Approche	Référence	Contribution	Modèle de diffusion		Algorithmes						Données d'expérimentation			Résultats	
			ICM	LTM	proposés		Testé avec			Réseau	Nombre de nœuds	Nombre de liens	Minimisation de l'influence	Temps d'exécution	
					Glouton	autres	degré	betweenness	autres						
Bloquer des nœuds	(Wang et al., 2013)	Bloquer k nœuds parmi les nœuds non infectés	x		x		x	x	x	Enron email communication network	36692	367662	+		
	(Yao et al., 2015a)	prend en compte le sujet de l'influence.	x		x	x	x		Sina microblog	2000	14426	+			
									Facebook	4039	88234				
Bloquer des liens	(Kimura, Saito and Motoda, 2009)	Bloquer k lien pour minimiser la contamination par l'influence négative (initiateur de l'approche).	x		x		x	x	x	blog network	12047	79920	+		
	Saito and Mo-	Adaptation du travail précédent sous le modèle de	x	x	x	x		blog network	12047	79920					

Influence compétitive		diffusion Linear Threshold									Japanese Wikipedia network	9481	245044		
	(Khalil, Dilkina et Song, 2013)	Formalisation et preuve théorique que la fonction objective est super modulaire		x	x			x	x	x	FOREST-FIRE network	500	1691	+	
											Meme-Tracker network				
	(Yao et al., 2015b)	Evaluation du temps d'exécution	x		x			x	x		Facebook data set	4039	88234	+	-
											Digger data set	8193	56440		
	(Budak, Agrawal and El Abbadi, 2011)	La contre campagne est lancé après un délai r, délai de détection d'une campagne de désinformation	x		x	x	x			x	2009 Santa Barbara network	26455	53132	+	
											2008 Santa Barbara network	12814	184482		
											2008 the Monterey Bay network	6117	62750		
	(Nguyen et al., 2012)	Protection de nœuds : Décontaminer k nœuds les plus influenceurs	x	x	x			x		x	NetHEPT network	15233	31398	+	-
											Facebook	63000	1.5 million		
	(Luo et al., 2014)	Sauver le maximum de nœuds avant un délai donné. Prend en compte le taux de transmission entre deux nœuds.			x			x		x	Facebook-like social network	1899	20296	+	
	(Fan et al., 2013)	Minimiser l'infection des communautés voisines. Les nœuds protec-			x			x		x	Enroll Email communication network	36692	367662	+	

jusque là, ni en terme de minimisation d'influence ni en terme de temps d'exécution.

- Les données d'expérimentation sont généralement des données issues de réseaux sociaux réels. Seulement, la taille des réseaux testés reste limitée. Elle varie entre 500 et 63 000 nœuds tandis que les réseaux actuels comprennent des centaines de millions de nœuds.

5. Ouvertures de recherche

Après étude des différents travaux liés à la minimisation de l'influence négative dans les réseaux sociaux, nous avons pu dresser quelques pistes de recherche encore ouvertes :

- Les solutions proposées se sont fixé comme seul objectif, la minimisation de l'influence négative en négligeant le temps d'exécution, un paramètre très important dans les réseaux sociaux. Les algorithmes proposés sont des algorithmes gloutons qui donnent des résultats qui approchent la valeur optimale mais qui sont longs en termes de temps d'exécution. Il serait donc intéressant de proposer des solutions basées sur des heuristiques (plus rapide) au lieu d'algorithmes gloutons pour atteindre un compromis entre degré d'influence et temps d'exécution. Cela permettra aussi de faire des tests sur des réseaux plus larges approchant la taille des réseaux réels tels que Facebook.
- L'évaluation de l'influence négative a été exprimée, dans la plus part des travaux, par le nombre de nœuds infectés. Ce nombre peut ne pas être significatif si ces nœuds, par exemple, ont très peu de relations ou tout simplement n'ont rien à perdre s'ils sont infectés. (Luo et al., 2014) proposent, comme perspective, de donner un coût de perte à chaque nœud s'il sera infecté et au lieu de minimiser le nombre de nœuds infectés, on minimise le coût de perte dans le réseau.
- Plusieurs améliorations des travaux existant sont possibles :
 - Prendre en compte l'aspect dynamique dans le réseau au cours de la diffusion d'information :
 - *Changement de topologie* : lors de la propagation de l'influence, des nœuds peuvent quitter le réseau (même parmi les influenceurs) et d'autres peuvent arriver et qu'on ne souhaitera pas qu'ils soient atteints dès leur arrivée.
 - *Changement d'opinion d'un nœud* : les modèles de propagation d'influence utilisés (ICM ou LTM) considèrent que si un nœud est influencé, il ne changera pas d'avis jusqu'à la fin du processus de propagation. Nous pouvons améliorer ces modèles pour mieux correspondre à la réalité où un utilisateur peut changer d'avis à n'importe quel moment.
 - *Cibler une communauté* : dans certains cas, l'influence négative est propagée pour atteindre une communauté bien précise sur un sujet

bien précis. Il sera donc intéressant, dans ce cas, de prendre en compte ces deux aspects pour atteindre l'objectif en un temps réduit.

- Une question importante reste ouverte : en réalité, comment pourrions-nous convaincre un influenceur (probablement une star) pour adopter la bonne information et la diffuser dans le réseau social (Nguyen et al., 2012).

6. Conclusion

L'influence dans les réseaux sociaux est un sujet en plein essor. La problématique de minimisation de l'influence négative, par ses applications et ses avantages apportés aux réseaux sociaux, suscite l'intérêt de la communauté de recherche. Néanmoins, les travaux proposés manquent d'efficacité. Ils se sont focalisés sur le seul objectif de minimiser l'influence négative en proposant des algorithmes glouton long en termes de temps d'exécution.

Nous comptons traiter ce problème dans nos futurs travaux. Nous visons à proposer une solution algorithmique basée sur des méta-heuristiques au lieu d'algorithmes glouton pour minimiser la propagation d'influence en se fixant deux objectifs à la fois : minimiser le taux d'influence négatif dans le réseau et minimiser le temps d'exécution des algorithmes s'exécutant sur le réseau social (large échelle).

7. Bibliographie

- Barbieri, N., Bonchi, F. and Manco, G. (2012). Topic-Aware Social Influence Propagation Models. *2012 IEEE 12th International Conference on Data Mining*.
- Baumeister, R.F., Bratslavsky, E., Finkenauer, C., Vohs, K.D., 2001. Bad is stronger than good. *Review of General Psychology* 5, 323–370.
- Budak, C., Agrawal, D. and El Abbadi, A. (2011). Limiting the spread of misinformation in social networks. *Proceedings of the 20th international conference on World wide web - WWW '11*.
- Cataldi, M. and Afaure, M. (2014). The 10 million follower fallacy: audience size does not prove domain-influence on Twitter. *Knowledge and Information Systems*, 44(3), pp.559-580.
- Chen, W., Collins, A., Cummings, R., Ke, T., Liu, Z., Rincon, D., Sun, X., Wang, Y., Wei, W., Yuan, Y., (2010). Influence Maximization in Social Networks When Negative Opinions May Emerge and Propagate (No. MSR-TR-2010-137).
- Chen, W., Wang, Y. and Yang, S. (2009). Efficient influence maximization in social networks. *Proceedings of the 15th ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining - KDD '09*.
- Chen, W., Yuan, Y. and Zhang, L. (2010). Scalable Influence Maximization in Social Networks under the Linear Threshold Model. *2010 IEEE International Conference on Data Mining*.

- Domingos, P. and Richardson, M. (2001). Mining the network value of customers. *Proceedings of the seventh ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining - KDD '01*.
- Fan, L., Lu, Z., Wu, W., Thuraisingham, B., Ma, H. and Bi, Y. (2013). Least Cost Rumor Blocking in Social Networks. *2013 IEEE 33rd International Conference on Distributed Computing Systems*.
- Herzig, J., Mass, Y. and Roitman, H. (2014). An author-reader influence model for detecting topic-based influencers in social media. *Proceedings of the 25th ACM conference on Hypertext and social media - HT '14*.
- Kempe, D., Kleinberg, J. and Tardos, É. (2003). Maximizing the spread of influence through a social network. *Proceedings of the ninth ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining - KDD '03*.
- Khalil, E., Dilkina, B.; and Song, L. (2013), CuttingEdge: Influence minimization in networks. In *Workshop on Frontiers of Network Analysis: Methods, Models, and Applications at NIPS*, 2013.
- Kimura, M., Saito, K. and Motoda, H. (2009). Blocking links to minimize contamination spread in a social network. *ACM Trans. Knowl. Discov. Data*, 3(2), pp.1-23.
- Kimura, M., Saito, K. and Motoda, H. (n.d.). Solving the Contamination Minimization Problem on Networks for the Linear Threshold Model. *PRICAI 2008: Trends in Artificial Intelligence*, pp.977-984.
- Li, N. and Gillet, D. (2013). Identifying influential scholars in academic social media platforms. *Proceedings of the 2013 IEEE/ACM International Conference on Advances in Social Networks Analysis and Mining - ASONAM '13*.
- Li, S., Zhu, Y., Li, D., Kim, D., Ma, H. and Huang, H. (2014). Influence maximization in social networks with user attitude modification. *2014 IEEE International Conference on Communications (ICC)*.
- Liu, B., Cong, G., Xu, D. and Zeng, Y. (2012). Time Constrained Influence Maximization in Social Networks. *2012 IEEE 12th International Conference on Data Mining*.
- Luo, C., Cui, K., Zheng, X. and Zeng, D. (2014). Time Critical Disinformation Influence Minimization in Online Social Networks. *2014 IEEE Joint Intelligence and Security Informatics Conference*.
- Nguyen, H. and Zheng, R. (2013). On Budgeted Influence Maximization in Social Networks. *IEEE J. Select. Areas Commun.*, 31(6), pp.1084-1094.
- Nguyen, N., Yan, G., Thai, M. and Eidenbenz, S. (2012). Containment of misinformation spread in online social networks. *Proceedings of the 3rd Annual ACM Web Science Conference on - WebSci '12*.
- Richardson, M. and Domingos, P. (2002). Mining knowledge-sharing sites for viral marketing. *Proceedings of the eighth ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining - KDD '02*.
- Shakarian, P., Bhatnagar, A., Aleali, A., Shaabani, E. and Guo, R. (2015). The Independent Cascade and Linear Threshold Models. *SpringerBriefs in Computer Science*, pp.35-48.
- Subbian, K., Sharma, D., Wen, Z. and Srivastava, J. (2014). Finding influencers in networks using social capital. *Soc. Netw. Anal. Min.*, 4(1).

- Sun, B. and Ng, V. (2012). Identifying influential users by their postings in social networks. *Proceedings of the 3rd international workshop on Modeling social media - MSM '12*.
- Sun, J. and Tang, J. (2011). A Survey of Models and Algorithms for Social Influence Analysis. *Social Network Data Analytics*, pp.177-214.
- Wang, F., Camacho, E. and Xu, K. (2009). Positive Influence Dominating Set in Online Social Networks. *Combinatorial Optimization and Applications*, pp.313-321.
- Wang, S.; Zhao, X.; Chen, Y.; Li, Z.; Zhang, K. & Xia, J. (2013), Negative Influence Minimizing by Blocking Nodes in Social Networks., in 'AAAI 2013.
- Weng, J., Lim, E., Jiang, J. and He, Q. (2010). TwitterRank: Finding Topic-sensitive Influential Twitterers. *Proceedings of the third ACM international conference on Web search and data mining - WSDM '10*.
- Yao, Q., Shi, R., Zhou, C., Wang, P. and Guo, L. (2015a). Topic-aware Social Influence Minimization. *Proceedings of the 24th International Conference on World Wide Web - WWW '15 Companion*.
- Yao, Q., Zhou, C., Xiang, L., Cao, Y. and Guo, L. (2015b). Minimizing the Negative Influence by Blocking Links in Social Networks. *Trustworthy Computing and Services*, pp.65-73.