

2-20-2021

Negative Influence Minimization Algorithm for Social Networks

Yang Yi

1. *College of Command Control Engineer, Army Engineering University, Nanjing 211117, China; ;*

Chunxiao Wu

2. *Naval Aviation University, Yantai 264001, China;*

He Ming

1. *College of Command Control Engineer, Army Engineering University, Nanjing 211117, China; ;*

Zhou Bo

1. *College of Command Control Engineer, Army Engineering University, Nanjing 211117, China; ;*

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the [Artificial Intelligence and Robotics Commons](#), [Computer Engineering Commons](#), [Numerical Analysis and Scientific Computing Commons](#), [Operations Research](#), [Systems Engineering and Industrial Engineering Commons](#), and the [Systems Science Commons](#)

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

Negative Influence Minimization Algorithm for Social Networks

Abstract

Abstract: While positive information is spreading in social networks, there is still a large amount of negative information spreading in the network. Aiming at the fact that there is few researches on suppressing the spread of negative information, *a negative influence minimization algorithm for social networks is proposed. When negative information appears in social networks and some initial nodes are infected, the behavior of nodes propagating information depends on its coordination game with neighbor nodes. The objective function with minimal influence is used to find the K optimal blocking nodes, and finally the size of the final infected node is minimized by blocking K uninfected nodes.* The experimental results show that the proposed algorithm can better suppress the negative influence diffusion than the three benchmark algorithms.

Keywords

social networks, influence minimization, blocking nodes, negative influence

Recommended Citation

Yang Yi, Wu Chunxiao, He Ming, Zhou Bo. Negative Influence Minimization Algorithm for Social Networks[J]. Journal of System Simulation, 2021, 33(2): 501-508.

面向社交网络的负面影响最小化算法

杨壹¹, 吴春晓², 何明¹, 周波¹

(1. 中国人民解放军陆军工程大学 指挥控制工程学院, 江苏 南京 211117, 2. 海军航空大学, 山东 烟台 264001)

摘要: 正面信息在社交网络中传播的同时, 还存在着大量消极负面信息在网络中扩散传播。针对抑制负面信息传播扩散的研究还相对较少的现状, 提出了面向社交网络的负面影响最小化算法, 当社交网络中出现消极负面信息且部分初始节点已被感染时, 节点传播信息的行为取决于它与邻居节点的协调博弈, 算法借助影响力最小化目标函数来寻找 K 个最优阻塞节点, 最终通过阻塞 K 个未感染节点来最小化最终受感染节点的规模。实验结果表明: 所提算法相较于 3 种基准算法能够更好地抑制负面影响扩散。

关键词: 社交网络; 影响力最小化; 阻塞节点; 负面影响

中图分类号: TP391.9 文献标志码: A 文章编号: 1004-731X (2021) 02-0501-08

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.19-0377

Negative Influence Minimization Algorithm for Social Networks

Yang Yi¹, Wu Chunxiao², He Ming¹, Zhou Bo¹

(1. College of Command Control Engineer, Army Engineering University, Nanjing 211117, China, 2. Naval Aviation University, Yantai 264001, China)

Abstract: While positive information is spreading in social networks, there is still a large amount of negative information spreading in the network. Aiming at the fact that there is few researches on suppressing the spread of negative information, a negative influence minimization algorithm for social networks is proposed. When negative information appears in social networks and some initial nodes are infected, the behavior of nodes propagating information depends on its coordination game with neighbor nodes. The objective function with minimal influence is used to find the K optimal blocking nodes, and finally the size of the final infected node is minimized by blocking K uninfected nodes. The experimental results show that the proposed algorithm can better suppress the negative influence diffusion than the three benchmark algorithms.

Keywords: social networks; influence minimization; blocking nodes; negative influence

引言

社交网络的普及不仅为普通犯罪分子提供了新型犯罪渠道, 更是为企图潜移默化改变我国公众情感价值取向, 进而扰乱我国政权的反动势力和组织提供了更加隐蔽的行动方式。传统的线下犯罪行为越来越多地延伸到线上, 因而面向社交网络的负面影响最小化研究是必要且迫切的^[1-2]。

社交影响力分析引起了相当多学者的研究兴趣。相关学者研究了主题感知影响最大化, 在给定主题感知影响最大化的情况下, 从社交网络中找到 K 种子^[3-6]。针对现有研究大多面向静态网络结构的现状, 也有学者对动态网络进行了影响分析研究^[7-8]。部分学者研究了时间感知影响最大化模型, 以对影响力扩散过程施加时间约束^[9-12]。然

收稿日期: 2019-07-24 修回日期: 2019-08-23

基金项目: 国家重点研发计划(2018YFC0806900, 2016YFC0800310, 2016YFC0800606), 中国博士后科学基金(2018M633757), 江苏省自然科学基金(BK20161469), 江苏省重点研发计划(BE2016904, BE2017616, BE2018754)

第一作者: 杨壹(1995-), 男, 硕士生, 研究方向为社交网络, 数据挖掘。E-mail: 7400373@qq.com

而, 大多数现有的工作都集中在验证影响力的存在, 或者研究网络中影响力扩散的最大化, 但是针对负面信息在网络中的影响最小化这一研究领域关注较少^[13]。以恶意谣言散播为例, 在初始阶段, 网络中即便仅有一小撮人员受影响, 但通过网络的传播扩散机制, 最终受其影响的用户群体也会非常庞大。因此, 面向社交网络的影响力最小化是一个极具应用价值的研究方向。Q Yao 等^[14]从主题建模角度出发, 通过阻止有限数量的节点来最小化网络中负面信息的传播问题。Y Liu 等^[15]提出了一种基于模拟退火(simulated annealing, SA)的有效算法 SA-min 实现可比较的影响扩散最小化。Q Yao 等^[16]提出了一种具有精度保证的贪婪算法和两种有效的启发式算法, 通过阻止 条链接来最小化最终受感染用户的规模。

与以往的工作不同, 本文从协调博弈的角度出发, 模拟网络中节点在传播信息时的决策过程, 并在此基础上提出面向社交网络的负面影响最小化算法, 通过寻找并阻塞网络中有限数量的节点来最小化消极信息的扩散传播。

本文主要研究如下:

(1) 构建了面向社交网络的协调博弈模型, 这对于探索网络中信息扩散方式以及节点的策略选择倾向具有积极意义。

(2) 区别于多数学者聚焦的影响力最大化领域, 提出了面向社交网络的负面影响最小化算法, 这对于舆情监管等诸多领域具有积极的指导意义。

1 面向社交网络的负面影响最小化算法框架

1.1 面向社交网络的协调博弈模型

相互链接的个体, 在做出决策时, 具有同一性的趋势, 当某一个体做出改变时, 与其链接的个体可能会做出改变相同改变^[17-18]。基于这一思想, 构建基础的协调博弈模型收益矩阵如图 1

所示: 假定存在个体 u, v , 两者会在策略 1 和 2 之间做出选择, 所获得的收益定义如下:

(1) u, v 均采取策略 1, 则 u, v 分别获得 i_{u1} 和 i_{v1} 的收益。

(2) u, v 均采取策略 2, 则 u, v 分别获得 i_{u2} 和 i_{v2} 的收益。

(3) u, v 采取不同策略, 则 u, v 均不获取收益。

		v	
		1	2
u	1	$i_{u1} \ i_{v1}$	0 0
	2	0 0	$i_{u2} \ i_{v2}$

图 1 协调博弈的收益矩阵

Fig. 1 Benefits matrix of coordinating game

延伸到社交网络中, 所有节点在面临是否传播某一信息的抉择时, 如图 2 所示, 会通过与其邻居节点的协调博弈, 最终在传播(Y)与不传播(N)两种策略之间做出抉择。

定义 1 收益空间: 给定网络结构 $G=(V, E, i)$ 为无向图, 其中 V 是节点集合, E 是边集合, i 是收益空间, 其中 $|i|=2|E|$ 。存在 $\{u, v\} \in E$, 当节点 u 做出策略时, 会获取不同的收益: i_{uvY} 或 i_{uvN} 。收益空间有如下特征: $\forall i_{uv} \in i, i_{uv} = \{i_{uvY}, i_{uvN}\}$ 。

定义 2 博弈策略: 假定节点 $u, v \in V$, 存在 $e = \{u, v\} \in E$ 。节点 u, v 获取的收益定义如下, 面向社交网络的协调博弈收益矩阵如图 3 所示。

(1) u, v 均采取策略 Y, 则 u, v 分别获得 i_{uvY} 和 i_{vuY} 的收益。

(2) u, v 均采取策略 N, 则 u, v 分别获得 i_{uvN} 和 i_{vuN} 的收益。

(3) u, v 采取不同策略, 则 u, v 均不获得收益。

定义 3 策略抉择: 给定网络结构 G 。节点 u 的总收益 I_u 为定义为与其所有邻居节点

$U(u) = \{v \in V \mid \{u, v\} \in E\}$ 协调博弈后得到的收益总和。假设节点做出策略 Y 时获取的总收益 $I_{uY} > I_{uN}$, 节点便会选择策略 Y , 反之亦然。

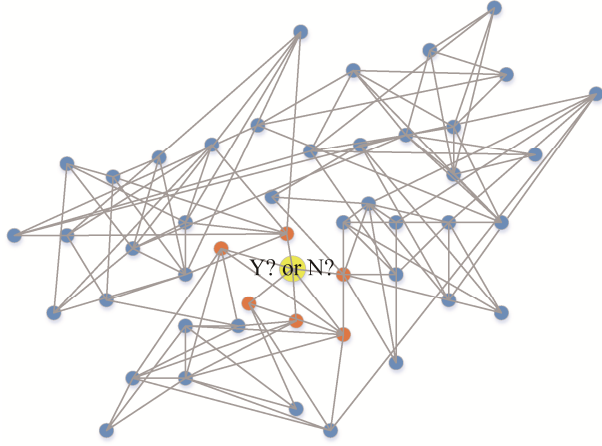


图 2 节点策略决策
Fig. 2 Strategic choice of node

		v	
		Y	N
u	Y	$i_{uvY} \quad i_{vuY}$	$0 \quad 0$
	N	$0 \quad 0$	$i_{uvN} \quad i_{vuN}$

图 3 面向社交网络的协调博弈收益矩阵
Fig. 3 Benefits matrix of coordinating game for social networks

假定节点 u 知道其邻居节点的所有策略抉择, U_{uY} 是做出策略 Y 的邻居集合, U_{uN} 是做出策略 N 的邻居集合 ($U_{uY} + U_{uN} = U(u)$)。当满足公式(1)时, 节点 u 将会采取策略 Y 。

$$\sum_{v \in U_{uY}} i_{uvY} > \sum_{v \in U_{uN}} i_{uvN} \quad (1)$$

定义 4 Jaccard 相似度: 存在网络结构 G , 2 个节点 u 和 v 之间的 Jaccard 相似度 $J(u, v)$ 如公式(2)所示, 其中 $N(u)$ 为 u 的邻居节点数目:

$$J(u, v) = \frac{N(u) \cap N(v)}{N(u) \cup N(v)} \quad (2)$$

Jaccard 相似度 $J(u, v)$ 提供了一种表征节点相

似程度的直观方式。网络拓扑上的相似性决定了两个节点之间的相似的程度。

假定 $i_{uvY} = i_{uvN}$, 最终收益空间的大小满足公式(3):

$$i_{uv} = i_{vu} = J(u, v) \quad (3)$$

1.2 面向社交网络的影响力最小化模型

在初始阶段, 网络中即便仅有一小撮人员受影响, 但通过网络的传播扩散机制, 最终受其影响的用户群体也会非常庞大。

本文定义影响力最小化模型如下: 给定网络 $G = (V, E)$, 假设消极信息在网络中出现并感染部分初始节点 $T \subseteq V$, 模型的目标是通过阻塞 K 个未感染节点来最小化消极信息在网络中传播扩散的范围, 其中 K 是给定的常数。

定义 5 阻塞集合: 给定网络 G , 初始感染节点集为 $T \subseteq V$ 。定义阻塞集合 $S \subseteq \{V - T\} (|S| \leq K)$ 。

影响力最小化问题可以表示为如式(4)的优化问题:

$$\text{Minimize}_{S \subseteq \{V - T\}} \sigma\{T | V - S\} \mid |S| \leq K \quad (4)$$

式中: $\sigma\{T | V - S\}$ 为当节点集 S 被阻塞时, 初始感染节点集 T 最终在网络中扩散感染的节点数量。

定义 6 种子集合: 给定网络 G , 初始感染节点集为 $T \subseteq V$ 。定义种子集合 $\{S_0, S_1, S_2 \dots S_K\}$, 其中 $S_0 = \emptyset$, $S_i = S_{i-1} \cup \{u_i \in V - T \mid u_i \text{ 是第 } i \text{ 轮被阻塞的节点}\} (i \leq K)$, 其中 u_i 满足公式(5)

$$u_i = \operatorname{argmin}_{u_i \in V - T - S_{i-1}} \sigma\{T | V - S_{i-1} \cup \{u_i\}\} - \sigma\{T | V - S_{i-1}\} \quad (5)$$

2 面向社交网络的负面影响最小化算法设计

本文提出的算法首先在初始化阶段时间, 根据公式(2)计算 Jaccard 相似度。最后通过公式(3)计算收益空间 i_{uv} , i_{vu} 。当获取了收益空间之后, 算法进入寻找种子集合阶段: 在未感染节点集中, 采用贪婪算法寻找满足公式(5)的节点, 并将其加

入到种子集合。最后输出包含 K 个节点的种子集合 S_K 。相关伪代码如算法 1 所示。

算法 1 算法伪代码

输入: $G=(V, E, i)$, T , ε , λ

输出: 种子集合 S_K

1: // 初始化互连节点相似度

2: 种子集合 $S_0=\emptyset$, $\Delta=0$, $\Delta_u=\emptyset$

3: **for** 所有的 $e=\{u,v\}\in E$ **do**

4: 执行公式(2)计算节点 u 与 v 之间 Jaccard 相似度 $J(u,v)$;

5: **end for**

6: // 寻找种子集合 S_K

7: **for** $i=1$ to K **do**

8: **for** 所有的节点 $u\in\{V-T-S_{i-1}\}$ **do**

9: **if** $(\sigma\{T|V-S_{i-1}\cup\{u\}\}-\sigma\{T|V-S_{i-1}\})<\Delta$

10: $\Delta=\sigma\{T|V-S_{i-1}\cup\{u\}\}-\sigma\{T|V-S_{i-1}\}$

11: $\Delta_u=u$

12: **end if**

13: **end for**

14: $S_i=S_{i-1}\cup\Delta_u$

15: $\Delta=0$, $\Delta_u=\emptyset$

16: **end for**

17: 输出种子集合 S_K

3 实验结果与分析

3.1 实验环境

为了证明本文所提算法的有效性,分别在 3 个真实网络上进行实验,并将本文算法与其他 3 种算法进行比较。同时在线性阈值扩散模型下,通过感染部分初始节点,并阻塞 K 个未感染节点,以最终受感染的节点数量作为算法性能评价指标。

数据集:这 3 个真实数据集包括 2 个 Facebook 网络:Reed98^[19]和 Hamsterster^[19],1 个足球队间联盟关系网络 Football。表 1 中总结了 3 种数据集的统计信息。

表 1 数据集的统计信息

Tab. 1 Statistics information of the datasets

Datasets	$ V $	$ E $	Type
Football	115	613	Undirected
Reed98	962	18 812	Undirected
Hamsterster	2 426	16 630	Undirected

算法:本文共测试了 4 种算法。除了本文提出的算法外,还采用其他 3 种算法作为对比算法。

(1) PageRank: PageRank 是一种链接分析算法,通过对网络结构中的节点用进行权重赋值,其中有影响的节点被认为具有较高的 PageRank 值。在本文中,使用 $\alpha=0.9$ 作为随机跳转参数。

(2) Degree: Degree 算法选择具有最大出度的节点。

(3) Random: Random 算法随机地选择节点。

扩散模型:针对 4 种测试算法所获取的 TopK 节点集,采用线性阈值(LT)扩散模型,以最终受感染节点数量来评价 4 种测试算法的有效性。

本文所有实验均在 PC 上运行,配置 CPU 为 2.5 GHz,内存为 62.6 GiB,操作系统为 centos7。

3.2 真实网络实验

通过在公开的真实网络中进行实验来评价 4 种测试算法的性能,这些网络都可以从公开数据集网站获得。在实验过程中,通过设置不同数量的初始感染节点以及阻塞不同数量的 TopK 节点,来验证本文提出的算法有效性。

3.2.1 Football Network

Football Network 中包含了 115 个节点,613 条边。本文设置初始感染节点 $|T|=50$,此外通过改变阻塞节点的数量,分别在 $k\in\{0,10,20,30,40,50\}$ 的情况下进行实验。

图 4 显示了在不同实验条件下,通过阻塞 4 种测试算法所获取的 TopK 节点,最终网络受感染节点的数量。在阻塞 $K=30$ 个节点之前,4 种算法尚未出现明显区别,当进一步阻塞更多节点时,本文所提出的算法在实验中优于其他 3 种对比算法。

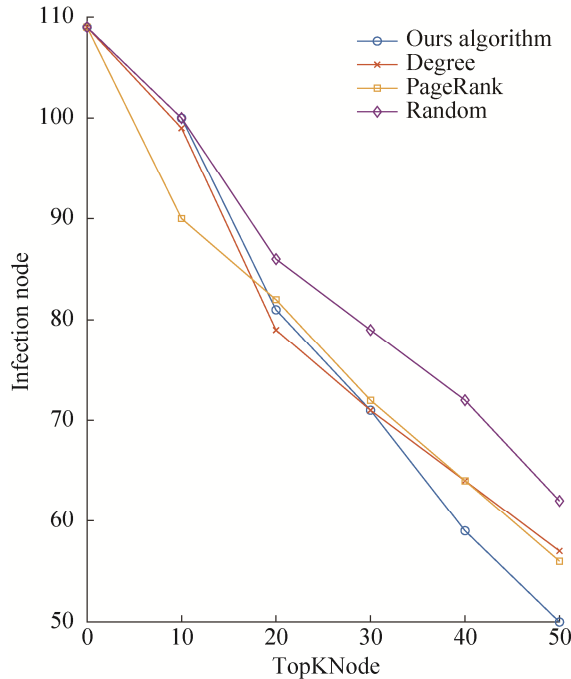


图 4 Football 网络-初始感染节点数 50
Fig. 4 Football network-initial infection node: 50

3.2.2 Reed98 Network

Reed98 Network 中包含了 962 个节点, 18 812 条边。本文分别设置初始感染节点: $|T|=250$, $|T|=300$ 。此外通过改变阻塞节点的数量, 分别在 $k \in \{0, 10, 20, 30, 40, 50\}$ 的情况下进行实验。

图 5~6 显示了在不同实验条件下, 通过阻塞 4 种测试算法所获取的 TopK 节点, 最终网络受感染节点的数量。当 $K=20$ 时, 本文算法相较于对比算法便能够实现较好的抑制效果, 随着 K 值的增大, 本文算法的抑制效果一直优于 3 种对比算法。

3.2.3 Hamsterster Network

Hamsterster Network 中包含了 2 426 个节点, 16 630 条边。本文分别设置初始感染节点: $|T|=250$, $|T|=300$, $|T|=350$, $|T|=400$ 。此外通过改变阻塞节点的数量, 分别在 $k \in \{0, 10, 20, 30, 40, 50\}$ 的情况下进行实验。

图 7~10 显示了在不同实验条件下, 通过阻塞 4 种测试算法所获取的 TopK 节点, 最终网络受感染节点的数量。结果表明, Random 算法的效果最

差, Degree 与 PageRank 算法的抑制效果相近, 本文提出的算法较之上述 3 种算法能够取得更有效的抑制效果。

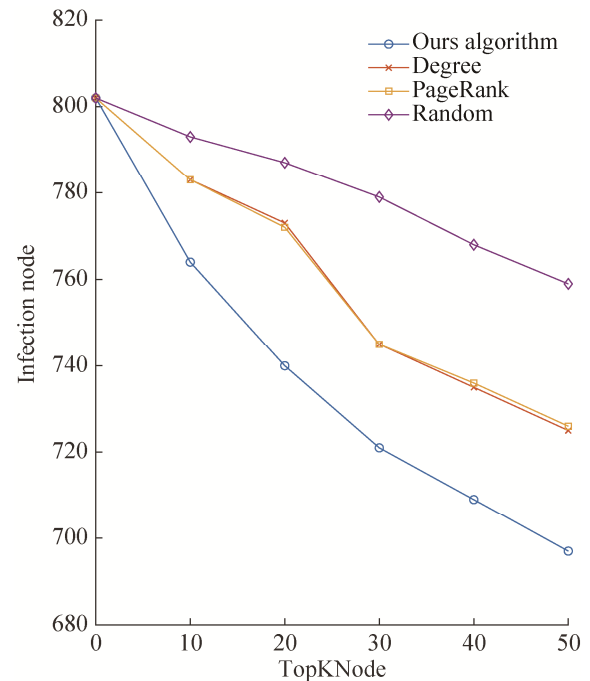


图 5 Reed98 网络-初始感染节点数 250
Fig. 5 Reed98 network-initial infection node: 250

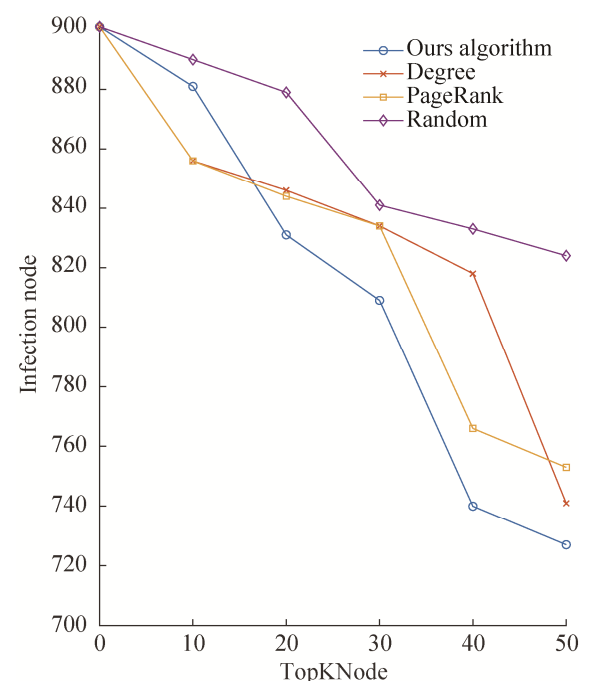


图 6 Reed98 网络-初始感染节点数 300
Fig. 6 Reed98 network-initial infection node: 300

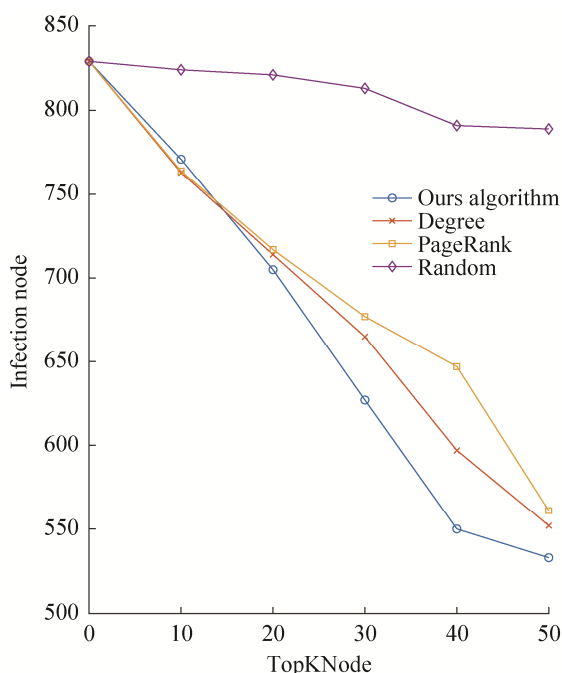


图 7 Hamsterster 网络-初始感染节点数 250
Fig. 7 Hamsterster network-initial infection node: 250

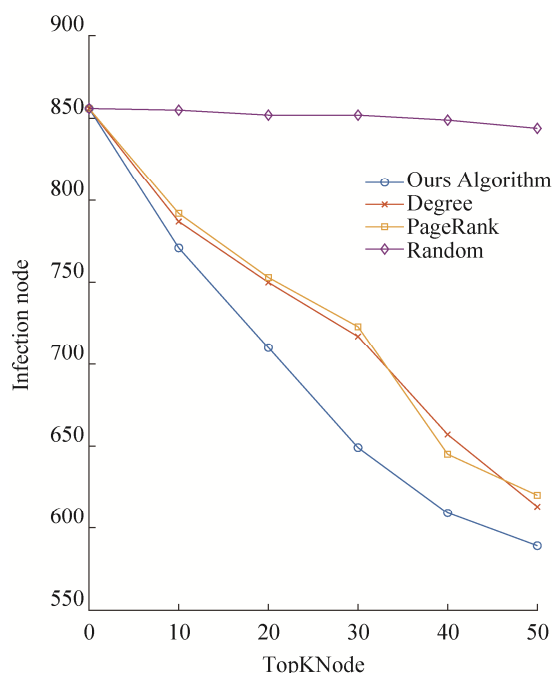


图 8 Hamsterster 网络-初始感染节点数 300
Fig. 8 Hamsterster network-initial infection node: 300

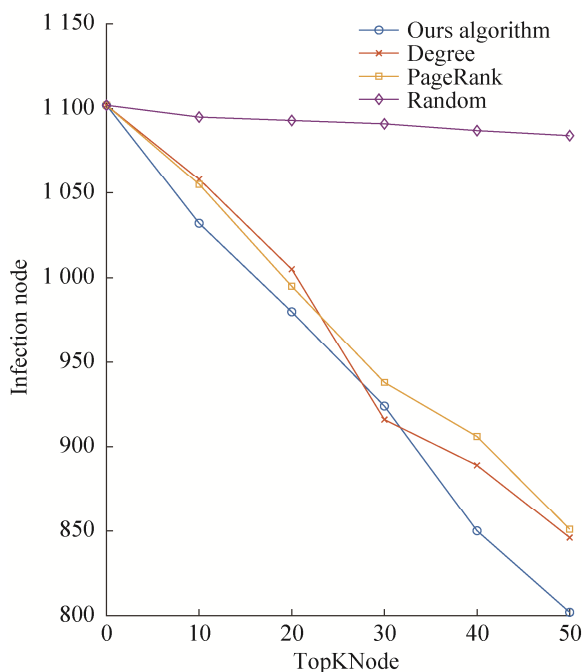


图 9 Hamsterster 网络-初始感染节点数 350
Fig. 9 Hamsterster network-initial infection node: 350

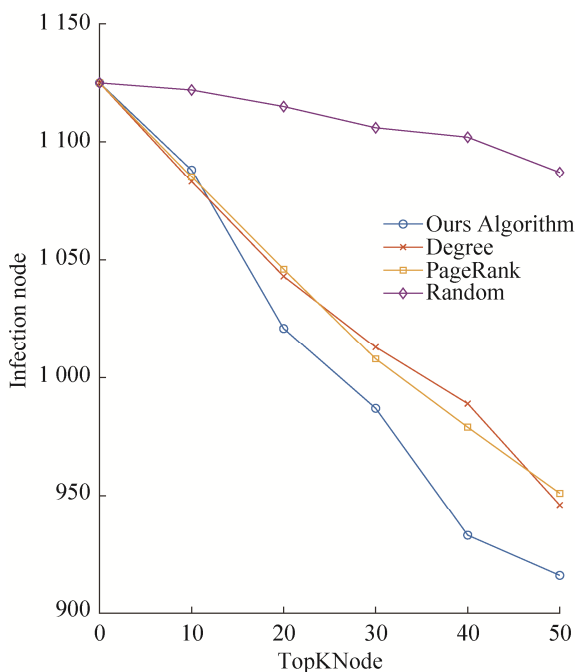


图 10 Hamsterster 网络-初始感染节点数 400
Fig. 10 Hamsterster Network-Initial infection node: 400

4 结论

本文提出了基于协调博弈的影响力最小化算法，通过阻塞网络中 K 个种子节点的传播能力来

最小化消极信息的传播扩散，初步解决了当网络中部分初始节点被消极信息感染时，如何抑制消极信息在网络中的传播扩散的问题。与 3 种基线方法相比，本文提出的算法在真实网络数据集上

的实验效果更好。

目前本文的研究尚在初步探索阶段, 在收益空间值的获取以及影响力最小化模型运算速度方面还存在较大的改进空间。本文虽然解决了以往研究中对收益空间随机赋值的缺陷, 但采用的 Jaccard 相似度还只是一种较为基础的计算方法, 拟考虑进一步优化收益空间的计算方式。同时, 通过贪婪算法来寻找种子节点, 造成了本文算法的时间复杂度较高, 下一步的工作拟考虑采用近似最优解的方法来寻找种子节点, 降低算法的时间复杂度, 使其可以应用于大规模数据集。

参考文献:

- [1] Peng S, Zhou Y, Cao L, et al. Influence Analysis in Social Networks: A Survey[J]. *Journal of Network and Computer Applications* (S1084-8045), 2018, 106(3): 17-32.
- [2] Wang Y, Fan Q, Li Y, et al. Real-time Influence Maximization on Dynamic Social Streams[J]. *Proceedings of the VLDB Endowment*(S2150-8097), 2017, 10(7): 805-816.
- [3] Li Y, Zhang D, Tan K L. Real-time Targeted Influence Maximization for Online Advertisements[J]. *Proceedings of the VLDB Endowment* (S2150-8097), 2015, 8(10): 1070-1081.
- [4] Nguyen H T, Dinh T N, Thai M T. Cost-aware Targeted Viral Marketing in Billion-scale Networks[C]// *IEEE INFOCOM 2016-The 35th Annual IEEE International Conference on Computer Communications*. San Francisco, CA, USA: IEEE, 2016: 1-9.
- [5] Li Y, Fan J, Zhang D, et al. Discovering Your Selling Points: Personalized Social Influential Tags Exploration[C]// *2017 ACM International Conference on Management of Data*. Chicago, IL, USA: ACM, 2017: 619-634.
- [6] Chen S, Fan J, Li G, et al. Online Topic-aware Influence Maximization[J]. *Proceedings of the VLDB Endowment* (S2150-8097), 2015, 8(6): 666-677.
- [7] Chen X, Song G, He X, et al. On Influential Nodes Tracking in Dynamic Social Networks[C]// *2015 SIAM International Conference on Data Mining*. Vancouver, BC, Canada: SIAM, 2015: 613-621.
- [8] Ohsaka N, Akiba T, Yoshida Y, et al. Dynamic Influence Analysis in Evolving Networks[J]. *Proceedings of the VLDB Endowment* (S2150-8097), 2016, 9(12): 1077-1088.
- [9] Tang Y, Shi Y, Xiao X. Influence Maximization in Near-linear Time: A martingale Approach[C]// *2015 ACM SIGMOD International Conference on Management of Data*. New York, NY, USA: ACM, 2015: 1539-1554.
- [10] Ohsaka N, Yamaguchi Y, Kakimura N, et al. Maximizing Time-decaying Influence in Social Networks[C]// *Machine Learning and Knowledge Discovery in Databases. ECML PKDD 2016*. Riva del Garda, Italy,: Springer, Cham, 2016: 132-147.
- [11] Gomez-Rodriguez M, Song L, Du N, et al. Influence Estimation and Maximization in Continuous-time Diffusion Networks[J]. *ACM Transactions on Information Systems (TOIS)* (S1046-8188), 2016, 34(2): 9.
- [12] Xie M, Yang Q, Wang Q, et al. Dynadiffuse: A Dynamic Diffusion Model for Continuous Time Constrained Influence Maximization[C]// *Twenty-Ninth AAAI Conference on Artificial Intelligence*. Austin, Texas USA: AAAI Press, 2015.
- [13] Wang B, Chen G, Fu L, et al. Drimux: Dynamic Rumor Influence Minimization with User Experience in Social Networks[J]. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering* (S1041-4347), 2017, 29(10): 2168-2181.
- [14] Yao Q, Shi R, Zhou C, et al. Topic-aware Social Influence Minimization[C]// *24th International Conference on World Wide Web*. Florence, Italy: ACM, 2015: 139-140.
- [15] Liu Y, Han Z, Shi S, et al. SA-Min: An Efficient Algorithm for Minimizing the Spread of Influence in a Social Network[C]// *Wireless Sensor Networks. CWSN 2017*. Tianjin, China: Springer, Singapore, 2017: 333-343.
- [16] Yao Q, Zhou C, Xiang L, et al. Minimizing the Negative Influence by Blocking Links in Social Networks[C]// *International Conference on Trustworthy Computing and Services*. Berlin, Heidelberg: Springer, 2014: 65-73.
- [17] Zhang Y, Zhang Y. Top-K Influential Nodes in Social Networks: A Game Perspective[C]// *40th International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval*. New York, NY,

- USA: ACM, 2017: 1029-1032.
- [18] Irfan M T, Ortiz L E. A Game-Theoretic Approach to Influence in Networks[C]// Twenty-Fifth AAAI Conference on Artificial Intelligence, AAAI 2011, San Francisco, California, USA, August 7-11, 2011. AAAI Press, 2011.
- [19] Rossi R, Ahmed N. The Network Data Repository with Interactive Graph Analytics and Visualization[C]// Twenty-Ninth AAAI Conference on Artificial Intelligence. Austin, Texas USA: AAAI Press, 2015.