

在线社会网络中考虑用户体验的谣言阻断策略

丁学君, 李梦雨

(东北财经大学管理科学与工程学院, 辽宁 大连 116025)

摘要: 针对在线社会网络中的谣言控制问题, 构建了一个考虑谣言整体流行度和个体传播倾向的动态谣言传播模型, 基于此设计了一个考虑用户体验的谣言阻断算法. 算法以基于双曲折扣效应的用户体验模型作为约束, 利用贪心算法选取目标节点子集并加以阻断, 以最大程度地减少在线社会网络中谣言扩散范围. 实验结果表明, 提出的动态阻断算法具有更好的阻断性能, 且谣言阻断时间越早, 阻断节点比例越大, 谣言扩散范围越小; 而当阻断节点比例较大时, 需选取适当的阻断持续时间, 以保证用户体验, 避免舆情进一步演化.

关键词: 谣言阻断; 在线社会网络; 用户体验; 贪心算法

中图分类号: TP273

文献标识码: A

文章编号: 1000-5781(2020)06-0721-15

doi: 10.13383/j.cnki.jse.2020.06.001

Rumor blocking strategies considering user experience in online social network

Ding Xuejun, Li Mengyu

(School of Management Science and Engineering, Dongbei University of Finance and Economics, Dalian 116025, China)

Abstract: To control the spread of rumors in online social network, this paper builds a dynamic rumor spread model considering the overall popularity and individual tendency of rumors, and presents a rumor blocking algorithm considering user experiences. The algorithm introduces a hyperbolic discount effect-based user experience model as the constraint, and then designs a greedy algorithm to select the target node subset to block, which can minimize the spread of rumors in online social network. The results show that the dynamic blocking algorithm has better blocking performance; the earlier the start time of blocking is, or the larger the proportion of blocking nodes, the smaller the spreading range of rumor is. However, when the proportion of blocking nodes is large, appropriate blocking duration should be selected to ensure user experience and avoid further evolution of public opinion.

Key words: rumor blocking; online social network; user experience; greedy algorithm

1 引 言

Web 2.0 以及移动互联网技术的快速发展, 使得微博、微信等社交媒体, 成为用户信息获取、传播以及好友间交流沟通的主要平台^[1]. 用户通过社交媒体提供的平台与其他用户建立关系连接, 从而形成了一个在线社会网络(online social network, OSN). 借助于 OSN 中的关系连接, 用户可以与线上好友分享其感兴趣的

收稿日期: 2019-09-19; 修订日期: 2020-08-16.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(71874025; 71503033; 71571033; 71601038); 辽宁省教育厅资助项目(LF201783608; LN2017FW004).

文字、图片、音频以及视频等多种形式的信息^[2]。然而, OSN 却是一把“双刃剑”, 它在为人们提供便利的信息互动渠道的同时, 也降低了不实信息的传播成本, 进而逐渐发展成为网络谣言肆意滋生的温床。OSN 平台庞大的用户规模, 以及即时性、开放性等特点, 又使得谣言传播的广度和速度远远高于现实社会网络, 从而导致严重的经济损失和社会恐慌。例如, 2016 年“山东非法疫苗事件”和 2017 年“红黄蓝幼儿园事件”, 各类未经证实的虚假舆论充斥整个在线网络, 进而引发了群体性的社会恐慌, 带来了极其恶劣的社会影响。OSN 中“谣言泛滥”的现象严重影响了网络信息生态环境的健康状态, 使得人们难以在纷繁复杂、参差不齐的信息中找到自己所需的可用信息, 从而降低了人们所获信息的质量。尤其是发生突发事件时, 如自然灾害、公共卫生以及社会安全事件等, 谣言的快速扩散极易引发公众群体性的心理焦虑和恐慌, 极大地考验着政府部门的社会治理能力和危机应对能力^[3]。

谣言阻断是抑制 OSN 中谣言传播的一个有效途径, 尤其是在发生恐怖袭击等极端突发事件情况下, 有必要屏蔽或阻断相关 OSN 账号, 以避免产生更为严重的负面影响。例如, 三名 2016 年“美国奥兰多夜总会枪击事件”的遇难者家属, 对 Twitter、Facebook 和 Google 三家 OSN 平台提起诉讼, 理由是其向 ISIS 恐怖组织提供“实质性支持”^[4]。为此, 这些 OSN 平台采取了强制措施, 阻断相关风险账户, 删除其已经发布的信息, 以防止恶意信息的继续传播。此外, 一些主流的 OSN 平台相继发布了相关的安全政策和标准, 称有权阻断违法或风险用户的账号^[5]。毫无疑问, 一旦检测到恶意谣言, 应立即屏蔽用户节点以切断传播链路, 可以尽快制止谣言扩散, 防止事态进一步恶化。但是, 在现有谣言阻断策略设计中, 往往忽略了现实 OSN 中的用户体验问题。除了上述极端性的突发事件以外, 在一般性的突发事件谣言传播过程中, 实施强制手段来长时间屏蔽 OSN 用户, 极易引发用户的反感和抱怨, 不仅降低了 OSN 平台的用户黏度, 而且有涉嫌侵犯人权的风险。因此, 探究 OSN 中谣言传播机制以及在不影响平台用户满意度的基础上, 如何设计出科学合理的谣言阻断策略, 以有效降低 OSN 中恶意谣言的影响, 成为网络谣言领域一个十分重要的研究问题。

构建能够真实反映谣言扩散规律的传播模型, 以揭示传播平台、传播主体以及传播环境等因素, 对谣言传播过程的影响, 是设计有效的谣言阻断策略的基础。目前, 谣言传播模型的研究, 主要分为宏观层面与微观层面两类。在宏观层面上, 谣言与其他类型的话题信息具有相似的生命周期形态及全局流行趋势。Yang 等^[6]提出了 K-SC 聚类算法来分析 OSN 中的话题流行度, 他们认为虽然网络平台多种多样, 话题信息的极性有正有负, 时序变化的标度也不尽相同, 但 OSN 中的信息传播曲线却拥有极其相似的形态, 即均由上升、峰值以及衰退三个阶段构成; Crane 等^[7]则证明了 OSN 中的突发性话题信息随时间呈泊松分布和幂律松弛分布。虽然上述研究反映了 OSN 中话题信息的全局流行度, 却忽略了微观层面上用户的状态转变过程, 因此无法有效揭示 OSN 中信息传播演化的动力学机理。在微观层面上, 实证研究表明社会网络中的信息传播过程与传染病的传染过程十分相似^[8,9], 因此学者们纷纷基于传染病动力学来构建社会网络信息传播模型, 以揭示信息传播的动力学规律。例如, Tian 等^[10]基于传染病动力学, 提出了一种谣言传播模型(ILRDS), 来描述突发事件下 OSN 中的谣言动态传播过程, 并通过仿真探究了不同参数对谣言传播过程的影响。传染病动力学即是通过建立传染病的微分方程模型, 来模拟用户状态的转变过程, 进而预测传染病的爆发及传播规律, 并给出有效地预防和控制策略, 其中经典的传染病模型包括 SIR 模型、SI 模型、SIS 模型和 SIRS 模型等。1965 年, Daley 等^[11]开创性的将适用于同质网络的传染病动力学理论应用于谣言传播研究。随后, 学者们纷纷提出了一系列基于同质网络的谣言传播模型, 并分析了模型中不同参数对谣言流行度的影响。然而, 大量的实证研究表明, OSN 并非同质网络, 而是具有典型的异质网络特征^[12]。为此, 学者们将复杂网络理论应用于 OSN 谣言传播动力学研究中, 提出了大量复杂网络环境下的谣言传播模型, 并重点分析了模型基本参数和网络结构对谣言传播过程的综合影响^[13-17]。然而, 上述模型主要基于粗糙的平均场理论来分析谣言传播动力学特性, 即利用微分方程来计算网络中感染节点的数量, 而往往忽略了每个节点的感染概率对谣言传播过程的影响。因此, 利用此类模型无法确定在“何时”, 并针对哪些“具体”节点进行控制, 才能对谣言传播进行有效抑制^[18]。为此, 本文在经典 SIR 模型的基础上, 建立一个既考虑宏观层面上谣言整体流行度, 又考虑微观层面上个体传播倾向的动态谣言传播模型, 并引入物理学领域中描述模拟退火过程的能量模型, 来描述用户对谣言的兴趣消退过程, 以更为真实地揭示 OSN 中的谣言传播规律, 从而为谣言阻断策略设计

奠定基础。

谣言阻断是实现谣言影响最小化的一个有效手段,其主要通过删除网络中节点间的一部分链接,或是移除网络中的部分节点,即删除目标节点与网络中其他节点的全部关系链接等措施,限制网络中的谣言扩散范围。现有研究通常将其等价于负面影响最小化问题,其中寻找最具影响力的用户节点是此类策略设计的关键环节。目前,研究人员主要采用网络拓扑结构等静态测度方法,来确定用户节点在谣言传播过程中的影响力,如利用节点的度作为测度指标、利用节点的介数中心性来表征谣言传播能力、基于核数来部署需阻断的节点位置等。Basaras 等^[19]利用 SIR 模型模拟 OSN 中的恶意信息扩散过程,并采用连续动态的阻断方式,来最小化恶意信息的扩散范围。Kimura 等^[20]则考虑到社交网络中谣言全局流行度的差异,定义了两种不同的谣言污染度,并分别提出了相应的优化算法,以有效切断谣言传播路径,从而解决谣言信息传播最小化问题。以上研究均是假设将谣言阻断等价于谣言影响力最小化问题,却忽略了阻断过程中的用户体验问题。Wang 等^[21]虽然引入了用户效用函数作为阻断算法的约束,却认为其仅与节点的度值有关,由于其假设过于简化,而无法有效体现阻断策略的实施对用户体验的影响。因此,本文在进行谣言阻断算法设计时,引入双曲折扣效应函数,从用户个体特征以及 OSN 网络结构特征两个方面,构建 OSN 用户体验模型,并将其作为谣言阻断算法的约束,从而在更小地牺牲用户满意度的前提下,最大程度地减少 OSN 中谣言的影响范围。

基于此,本文首先在 SIR 模型基础上,建立了一个同时考虑微观层面和宏观层面的动态谣言传播模型,以描述谣言传播机制;其次引入双曲折扣效用函数,以从用户个体特征以及 OSN 网络结构特征两个方面,构建 OSN 用户体验模型,并将其作为约束条件,给出了一个 OSN 中考虑用户体验的谣言阻断算法;最后,通过实验仿真进一步探究了影响谣言阻断效果的多种因素,从而为相关部门和 OSN 平台有效控制谣言传播,提供决策依据。

2 动态谣言传播模型建立

2.1 在线社会网络

大量的实证研究表明,OSN 并非同质网络,而是具有典型的异质网络特征^[12]。为便于研究网络中谣言传播规律,本文将 OSN 看作一个无权有向异质网络。该网络可被表述为有向图 $DG = (V, E)$,其中 V 为用户节点集合; E 代表节点间连边集合; $(u, v) \in E$ 表示节点 u 指向节点 v 的关系边,其中 $u, v \in V, e_{u,v} = 1$ 表示边 (u, v) 存在,即节点 u 与节点 v 存在信息传达路径 $u \rightarrow v, e_{u,v} = 0$ 表示边 (u, v) 不存在,即网络中不存在 $u \rightarrow v$ 的信息传达路径。节点 u 直接指向其它节点的连边数量,称为节点 u 的出度,表示为 $Dout_u$;其它节点直接指向节点 u 的连边数量,称为节点 u 的入度,表示为 Din_u 。节点 u 的出度越大,意味着其有机会向更多的邻居节点发送信息;节点 u 的入度越大,则其有机会从更多的邻居节点获取信息。

2.2 SIR 模型

经典的谣言传播模型主要是由传染病模型发展而来,其中 SIR 模型是应用最为广泛的传播模型之一。该模型将关系网络中的个体分为三类状态:易感状态(S 态),即没有听过谣言的人;感染状态(I 态),即相信谣言并传播谣言的人;免疫状态(R 态),即从网络中移出,不再参与谣言传播的人,包括相信谣言并不再进行传播的人,以及完全对谣言不感兴趣的人^[11]。图 1 描述了 SIR 模型的基本形式,其中 S 态 $\rightarrow$ I 态的谣言传播概率 α 与 I 态 $\rightarrow$ R 态的痊愈系数 β ,通常被设定为常数。

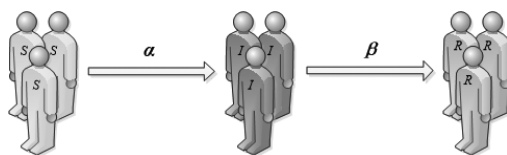


图 1 SIR 模型

Fig. 1 SIR model

然而, 由于个体间存在的差异, 网络中不同用户对同一谣言的反应不尽相同, 从而导致其不同的状态转变概率. 例如, 在异构网络中, 谣言对用户产生的吸引力越大, 用户转发谣言的意愿就越强; 而用户对谣言关注度越高, 或者其受到周围传播谣言的邻居节点影响更大, 其由 S 态 $\rightarrow$ I 态的转变概率将会随之增加; 此外, 用户的辨识能力和对谣言的兴趣程度不同, 使得其由 I 态 $\rightarrow$ R 态的状态改变概率也存在一定差异: 辨识能力高的个体, 会很快地转变状态, 甚至会在谣言传播开始阶段, 就变为 R 状态. 因此, 在异构网络环境下, 需要对 SIR 模型的传播概率与痊愈概率, 作进一步地分析.

2.3 能量模型

物理学中的退火降温过程是指对于一个处于很高温度的物体, 使其温度逐渐降低, 即物体内能逐渐降到最低, 并最终保持稳定状态^[22]. 由于大众的猎奇心理, 谣言一旦滋生便极易在人群中快速扩散. 在谣言开始传播, 并尚未得到证实时, 很容易引起人们关注, 并且在人们第一次听到它时, 吸引力最大, 用户也最有可能将其转发. 但随着时间推移, 谣言的吸引力逐渐消退, 节点转发谣言的意愿也逐渐下降. 可见, 谣言在传播过程中, 其对个体的吸引力变化, 也可以看成是随着时间推移, 能量不断衰减的过程. 因此, 本文基于模拟退火原理, 在构建的谣言传播模型中, 引入能量模型^[23], 来描述谣言吸引力的变化过程

$$At(t) = At_0 / \lg(10 + t), \quad (1)$$

其中 At_0 是谣言对用户产生的初始吸引力, t 是时间步长. $At(t)$ 表示 t 时刻谣言对用户的吸引力, 即该值越大, 谣言对用户就越有吸引力, 用户的转发意愿也更强. 在用户由易感状态 S , 刚被转化为感染状态 I 的时刻, 其向他人表达自己的观点的意愿(即传播谣言的倾向)最强, 可认为此时用户的“能量”最强; 而随着时间的推移, 用户由于被其它“新鲜事”所吸引而产生注意力转移, 用户转发谣言的意愿逐渐降低并最终将其忘却, 而不再参与网络中的谣言传播, 即由 I 态转化为 R 态.

2.4 谣言激活概率

谣言激活概率, 是指在谣言传播的下一时刻, 网络中节点由易感状态 S 转变为感染状态 I 的概率. 本文基于生存理论^[24]来解释节点被激活的概率, 为此利用一个改进的加权生存函数 $Su(t)$, 来表示对某个 S 态节点进行激活的事件(即将 S 态激活为 I 态)发生在特定时刻 t 之后的概率^[21]. “死亡”表示激活事件发生, 若激活事件发生在 t 时刻之后, 则认为节点在 t 时刻“存活”了下来, 即

$$Su(t) = \Pr(t < t_s), \quad (2)$$

其中 t_s 是连续变量, 代表事件发生的时间, t 为某一特定时刻. 累积分布函数为

$$F(t) = \Pr(t_s \leq t) = 1 - Su(t). \quad (3)$$

本文用 $\alpha_v(t|s(t))$ 表示节点 v 在 t 时刻未被激活, 而在 $[t, t + \Delta t]$ 被激活的概率, 即节点 v 被激活的瞬时概率为^[21]

$$\begin{aligned} \alpha_v(t|s(t)) &= \lim_{\Delta t \rightarrow 0} \frac{\Pr(t \leq t_s \leq t + \Delta t | t_s > t)}{\Delta t} = \lim_{\Delta t \rightarrow 0} \frac{\Pr(t \leq t_s \leq t + \Delta t)}{\Pr(t_s > t) \Delta t} = \lim_{\Delta t \rightarrow 0} \frac{F(t + \Delta t) - F(t)}{Su(t) \Delta t} \\ &= \frac{1}{Su(t)} \lim_{\Delta t \rightarrow 0} \frac{F(t + \Delta t) - F(t)}{\Delta t} = \frac{f(t)}{Su(t)} = \frac{-Su'(t)}{Su(t)}, \end{aligned} \quad (4)$$

其中 $f(\cdot)$ 为概率密度函数, $Su'(t)$ 为 $Su(t)$ 关于 t 的一阶导数.

因此, 可得

$$Su(t) = \exp \left(- \int_0^t \alpha_v(t_s | s(t_s)) dt_s \right). \quad (5)$$

将式(5)代入式(3), 可得

$$F_v(t | s(t)) = 1 - \exp \left(- \int_0^t \alpha_v(t_s | s(t_s)) dt_s \right). \quad (6)$$

定义节点 v 被激活的概率, 为其与所有 I 态的邻居节点间成功传播谣言的概率的加权和, 即

$$\alpha_v(t|s(t)) = \sum_{u: t_u < t} e_{uv} P_{uv}(t), \quad (7)$$

其中 α_v 为 t 时刻节点 v 被激活的概率, 即从网络节点集合 N 中选取符合 $u: t_u < t$ 条件, 即 t 时刻处于感染状态的邻居节点 u 对易感染节点 v 的影响累积, $e_{uv} = 1$ 表示节点 u 与节点 v 间存在连边, 即节点 u 可向节点 v 传达谣言信息, $P_{uv}(t)$ 表示 t 时刻节点 u 与节点 v 之间成功传播谣言的概率.

将式(7)代入式(6), 可得

$$\begin{aligned} F_v(t|s(t)) &= 1 - \exp\left(-\int_{t_u}^t \sum_{u: t_u < t} e_{uv} P_{uv}(t_s) dt_s\right) = 1 - \exp\left(-\sum_{u: t_u < t} \int_{t_u}^t e_{uv} P_{uv}(t_s) dt_s\right), \\ &= 1 - \prod_{u: t_u < t} \exp\left(-e_{uv} \int_{t_u}^t P_{uv}(t_s) dt_s\right) = 1 - \exp\left(-\sum_{u: t_u < t} e_{uv} \int_{t_u}^t P_{uv}(t_s) dt_s\right). \end{aligned} \quad (8)$$

对式(8)求一阶导数, 可得节点 v 被激活的的似然函数

$$f_v(t|s(t)) = \frac{dF_v(t|s(t))}{dt} = \sum_{u: t_u < t} e_{uv} P_{uv}(t) \prod_{\rho: t_\rho < t} \exp\left(-e_{\rho v} \int_{t_\rho}^t P_{\rho v}(t_s) dt_s\right). \quad (9)$$

上述分析是考虑单个节点被激活的概率, 即节点激活具有独立性. 考虑在一次级联中, 多个节点被激活的概率, 每次激活都独立于先前发生的激活, 激活概率为

$$f(t_j|s(t_{j-1})) = \prod_{v \in V_{N_2}} \left(\sum_{u: t_u < t_j} e_{uv} P_{uv}(t_j) \prod_{\rho: t_\rho < t_j} \exp\left(-e_{\rho v} \int_{t_\rho}^{t_j} P_{\rho v}(t_s) dt_s\right) \right), \quad (10)$$

其中 $f(t_j|s(t_{j-1}))$ 可解释为 t_j 时刻, 易感染节点被激活的概率, V_{N_2} 表示 t_j 时刻网络中易感节点集合, $s(t_{j-1})$ 是 t_{j-1} 时刻网络节点的状态.

2.5 Ising 模型

在 OSN 中, 个体的谣言传播行为不仅受到谣言对个体的吸引力以及谣言激活概率等内在因素的影响, 其也在一定程度上受到谣言传播演化过程中所形成的“整体氛围”的影响. 因此, 有必要建立一个结合个体传播倾向和谣言整体流行度的谣言传播模型, 从而更为真实地描述 OSN 中的谣言传播演化过程.

Ising 模型是一个广泛适用于物理学领域的研究模型, 其对物理学中铁磁性概念进行了简单地理论描述. 具体而言, Ising 模型描述了一种物理学现象, 即当原子自旋阵列以与它们相关的磁矩全部指向相同方向的方式对齐时, 它会创建一个宏观磁矩^[25]. Ising 模型包含微观和宏观部分: 微观部分表示每个原子的自旋对齐, 即局部或个体行为; 宏观部分代表外部磁矩, 即全局或集体行为. 基于其内在属性, Ising 模型可以推广到其它类似的场景.

基于以上分析, 本文利用 Ising 模型来模拟 OSN 中的谣言传播过程, 即个体有基于个体倾向的谣言传播概率, OSN 中也会形成谣言扩散的整体氛围和倾向, 从而影响个体决定. 因此, 利用 Ising 模型, 可将个体对谣言的传播倾向概率与 OSN 中的谣言整体流行度(即谣言流行氛围)结合起来, 从而确定谣言在节点对 u 和 v 间的成功传播概率以及痊愈概率.

2.6 动态谣言传播模型构建

由前文分析可知, 在谣言传播过程中, 随时间不断增加, 谣言的流行度与吸引力会有很大变化, 谣言传播概率也会随之改变, 而且根据以往研究可知, OSN 属于典型的异质网络^[26]. 在异质网络中, 每个节点具有不同的个体倾向, 即个体的差异性, 使得其对同一谣言的反应不同, 进而状态转变的概率也不相同. 因此, 本文认为邻居节点之间的谣言成功传播包括两个方面: 首先, I 态节点 u 被谣言所吸引, 才会将谣言传播给其邻居节点; 其次, I 态节点 u 的一个 S 态邻居 v 接受谣言. 可见, 发生在一对邻居节点 (u, v) 间的谣言传播过程,

包括以下两个步骤.

1) 在任意时间 t_j , u 是 t_{j-1} 中处于 I 态的节点之一. 由分析可知, 随着时间推移, 谣言吸引力逐渐消退, 使得节点转发谣言的概率也随之减小. 因此根据式(1), 本文定义 t 时刻节点 u 将谣言发送给邻居节点的概率为

$$P_{\text{send}}^u(t) = \frac{P_0}{\lg(10 + (t - t_{\text{act}}))}, \quad (11)$$

其中 P_0 表示节点 u 的谣言初始发送概率; t_{act} 表示 S 态节点 u 转变为感染状态 I 的时刻, 即被感染时刻; 而 $t - t_{\text{act}}$, 即当前时刻 t 与其被感染时刻 t_{act} 的时间间隔, 该时间间隔越长, 节点 u 转发谣言的概率就越小.

2) 对于任意时间 t_j , v 是 t_{j-1} 中处于 S 态的节点之一. 节点 v 接受谣言的概率取决于节点 v 的入度, 且与节点的入度成倒数关系, 即 S 态节点接受谣言的概率, 随着节点接收信息数量的增加而减少. 由此得到节点 v 的谣言接受概率

$$P_{\text{acc}}^v = \frac{1}{\text{Din}_v}, \quad (12)$$

其中 Din_v 是节点 v 的入度. 该公式可以解释为, 如果一个节点的入度非常高, 相比其它入度值低的节点, 它可接收更多的信息. 在这种情况下, 该节点收到的每一条信息, 都会以很低的可能性被节点吸收. 例如, 如果 OSN 中节点收到的信息过多, 很有可能导致信息过载, 从而使得谣言信息传播受阻.

基于以上分析, 可以得到 t 时刻 I 态节点 u 向 S 态节点 v 发送谣言, 且节点 v 接受该谣言的概率, 即节点 (u, v) 之间谣言的个体传播倾向概率为

$$P_{\text{ind}}(t) = P_{\text{send}}^u P_{\text{acc}}^v = \frac{P_0}{\text{Din}_v \lg(10 + (t - t_{\text{act}}))}. \quad (13)$$

如前文所述, 谣言整体流行度也随时间发生变化, 且其传播过程均经历潜伏期、爆发期以及衰退期三个阶段. 为此, 利用卡方分布来模拟谣言在宏观层面上的传播过程, 即整体流行度^[21]. 根据卡方分布规律, 可得谣言整体流行度为

$$P_{\text{glb}}(t, k) = \frac{2^{1-k/2} t^{k-1} \exp(-t^2/2)}{\Gamma(k/2)}, \quad (14)$$

其中 $k > 0$ 为自由度, $\Gamma(\cdot)$ 表示伽马函数.

当谣言在网络中传播一段时间后, 网络中会产生一种整体的“谣言流行氛围”, 影响用户的判断或决策. 为此, 利用 Ising 模型来将谣言的个体倾向概率 P_{ind} 与谣言整体流行度 P_{glb} 结合起来, 从而确定节点 (u, v) 间的谣言成功传播概率

$$P_{uv}(t) = (1 + \exp(-(\beta_1 P_{\text{ind}}(t) + \beta_2 P_{\text{glb}}(t, k))))^{-1}, \quad (15)$$

其中平衡系数 $\beta_1, \beta_2 \in (0, 1)$, 且 $\beta_1 + \beta_2 = 1$.

考虑到节点 v 在 t_j 时刻被感染的概率, 会受到周围邻居节点的累积影响, 因此给出节点 v 由 S 态转变为 I 态的概率

$$\Pr\{s_v(t_j) = 1\} = 1 - \prod_{u \in \text{Ne}_v, s_u(t_{j-1})=1} (1 - e_{uv} P_{uv}(t_j)), \quad (16)$$

其中 $\Pr\{s_v(t_j) = 1\}$ 为节点 v 在 t_j 时刻处于 I 态的概率; Ne_v 表示节点 v 的邻居节点集合; $s_u(t_{j-1})$ 为节点 u 在 t_{j-1} 时刻所处的状态, 如果节点 u 处于 I 态, 则 $s_u(t_{j-1}) = 1$; 处于 S 态, 则 $s_u(t_{j-1}) = 0$; 处于 R 态, 则 $s_u(t_{j-1}) = 2$.

式(16)描述了节点由 S 态转变为 I 态的动态过程. 然而分析可知, 在 S 态节点刚被感染时, 其向他人表达自己的观点的意愿(即传播谣言的意愿)最强, 此时可以看作节点具有的“能量”最强; 而随着时间推移, 用户很容易被其它“新鲜事”所吸引, 出现注意力转移, 则其转发谣言的意愿将逐渐降低, 并最终不再参与谣言

传播. 此外, 随着 I 态用户获取的与谣言相关的信息量不断增加, 其谣言的辨识能力也在不断提升, 并最终意识到其传播的谣言信息并不属实, 从而停止转发进入 R 态; 另一方面, 如果用户在网络中拥有更多的关注者(即“粉丝”), 则其具有更大的影响力和网络地位, 也意味着该用户在进行信息分享时更为谨慎, 即不愿意转发一些未经证实的信息. 基于以上分析, 定义 t 时刻 I 态节点的个体痊愈概率, 即其由 I 态转变为 R 态的个体转变倾向概率

$$R_{\text{ind}}^u(t) = C_u \text{Dout}_u (1 - \text{At}_u(t)), \quad (17)$$

其中 $\text{At}_u(t)$ 为 t 时刻谣言对节点 u 产生的吸引力, 而 $1 - \text{At}_u(t)$ 则表示节点 u 不再被谣言所吸引, 即对谣言失去兴趣的程度; C_u 表示节点 u 对谣言的辨识能力; Dout_u 表示节点 u 的出度, 该值越大, 表明该节点 u 在 OSN 中的影响力越大, 其对转发谣言的态度更加谨慎.

将式(1)代入式(17), 可得

$$R_{\text{ind}}^u(t) = C_u \text{Dout}_u \frac{\lg(10 + (t - t_{\text{act}})) - P_0}{\lg(10 + (t - t_{\text{act}}))}, \quad (18)$$

进一步地, 利用 Ising 模型, 将 t 时刻节点 u 对谣言的个体痊愈概率 $R_{\text{ind}}^u(t)$ 与谣言整体流行度 P_{glb} 结合起来, 确定节点 u 在个体倾向和网络整体氛围共同作用下, 在 t 时刻其由 I 态转变成成为 R 态的痊愈概率

$$R_u(t) = (1 + \exp(-(\beta_3 R_{\text{ind}}^u(t) + \beta_4 P_{\text{glb}}(t, k))))^{-1}, \quad (19)$$

其中平衡系数 $\beta_3, \beta_4 \in (0, 1)$, 且 $\beta_3 + \beta_4 = 1$.

3 阻断算法设计

3.1 用户体验模型

如前文所述, 对于用户而言, OSN 平台最大的功能是有利于其进行快速便捷的信息交互. 因此, 如何提升用户在信息分享时的个体体验, 是 OSN 平台管理者主要考虑的一个问题. 谣言阻断策略通过删除或者屏蔽 OSN 中相关链接或节点, 来限制谣言传播范围, 会使得用户在一段时间内无法正常接收到信息, 导致用户对平台功能的体验下降, 进而降低了用户的满意度. 一般而言, 随着用户被阻断的时间越长, 用户对 OSN 平台的体验就越差, 一旦低于用户体验的容忍阈值, 很有可能导致用户退出 OSN 平台, 从而造成 OSN 平台用户的流失. 因此, 需要在谣言阻断策略设计时, 引入用户体验作为约束条件.

程岩^[27]在研究电子商务中的延迟购买行为时, 使用双曲折扣效应模型来表征延迟购买行为对消费者满意度的影响. 考虑到对 OSN 中用户的阻断, 同样会降低用户对 OSN 平台的体验, 且阻断时间越长, 用户体验越差. 基于文献[28]提出的双曲折扣效应函数, 构建节点阻断过程中的用户体验模型

$$\text{PU}(i, t_{\text{block}}) = \frac{u(i)}{1 + k_h(i)t_{\text{block}}}, \quad (20)$$

其中 $\text{PU}(i, t_{\text{block}})$ 表示节点 i 在阻断持续时间 t_{block} 后的体验值; t_{block} 表示阻断时间, 即节点接收信息的时间延迟, 阻断时间越长, 用户满意度越低; $k_h(i)$ 表示节点 i 的体验折扣系数, 即节点 i 在延迟 t_{block} 时间后, 才能接收到信息的个体体验的折扣率; $u(i)$ 表示节点 i 未阻断时的初始个体体验.

假设节点 i 的体验折扣系数 $k_h(i)$ 与节点 i 的活跃度 Au 、兴趣度 Mk 以及影响力成正比, 其中节点的影响力大小, 可以用该节点的出度 Dout 来衡量. 用户体验的折扣系数 $k_h(i)$ 越大, 阻断的实施对用户体验的影响就越大. 节点 i 的折扣系数为

$$k_h(i) = \gamma_1 \text{Au}_i + \gamma_2 \text{Mk}_i + \gamma_3 \text{Dout}_i, \quad (21)$$

其中系数 $\gamma_1, \gamma_2, \gamma_3 \in (0, 1)$, 且 $\gamma_1 + \gamma_2 + \gamma_3 = 1$.

3.2 目标函数

如前文所述,为了不牺牲用户的满意度,建立了用户体验模型作为谣言阻断算法的约束.该算法以最小化被感染节点的数量作为目标,式(20)给出的用户体验模型作为约束条件.本文提出的 OSN 中谣言阻断算法的目标函数为

$$E \left[\sum_{s_v(T)=1} s_v(T) \right], \quad (22)$$

其中式(22)表示在观测时间窗口 T 中,被感染节点数量总和的数学期望值.

本文中谣言阻断算法设计的目标即是在 $PU \geq U_{th}$ 约束下,最小化该数学期望值.约束条件 $PU \geq U_{th}$ 表示在实施谣言阻断算法的过程中,被阻断节点的体验值 PU 应不低于其容忍阈值 U_{th} .

3.3 算法实现

为控制谣言传播影响范围,基于动态谣言传播模型,设计了 OSN 中考虑用户体验的谣言阻断算法.该算法通过选取特定的节点子集并加以阻断,来最大程度地减少 OSN 中谣言的扩散范围.此外,为了不牺牲用户的满意度,利用式(20)给出的用户体验模型,作为算法目标函数的约束条件,即阻断状态下,待选节点的体验值 PU ,必须不低于其容忍阈值 U_{th} ,才能成为被阻断节点.

由分析可知,谣言传播过程中存在一定的潜伏期,即在谣言被检测到之前,会在网络中传播一定的时间.假设谣言被检测到的时刻为 t_0 , $I(t)$ 表示在 t 时刻, I 态节点,即被谣言激活的节点,占整个网络节点数量的比例. N 表示整个网络节点的数量, N_1 表示感染状态的节点数量, N_2 表示易感状态节点的数量, $N_3 = N - N_1 - N_2$ 表示痊愈节点的数量. V_{N_1} 与 V_{N_2} 分别表示感染节点集合和易感节点集合, V_{N_3} 表示痊愈节点集合. G 表示普通节点以及微博大 V 的易感节点集合,本文设其为可阻断节点集合.因此,阻断过程可以描述为: N_2 个节点在网络中进行独立级联传播,从 G 中选择 K 个节点,并加以阻断,即切断节点所有关系连接,从而使谣言传播过程中感染状态的节点数量最小.因此,如何选择这些阻断节点,以及能阻断多长时间,是本文研究的一个重要问题.

设由网络中的关系集合 E 构成一个关系网络矩阵 $\mathbf{A}$,则 $e_{uv} = 1$ 时网络中节点 u, v 之间的边 (u, v) 是有向边.采用实施阻断所带来的网络中激活概率的变化,作为阻断节点选取的衡量指标. t_j 时刻,阻断节点 v 的效果等于正常传播的激活概率 f_1 与对节点 v 进行阻断所得激活概率 f_2 的差值 $\Delta f = f_1 - f_2$,其中 $f_1 = f(t_j | s(t_{j-1}), \mathbf{A}_{j-1})$, $f_2 = f(t_j | s(t_{j-1}), \mathbf{A}_{j-1} \setminus v)$. $\mathbf{A}_{j-1}$ 是 t_{j-1} 时刻的关系网络矩阵, f_1 为在正常关系网络矩阵 $\mathbf{A}_{j-1}$ 情况下,节点被谣言激活的概率; f_2 为在切断节点的关系连接所得的关系网络矩阵 $\mathbf{A}_{j-1} \setminus v$ 情况下,节点被谣言激活的概率.

对于阻断节点选择问题,局部最优策略能产生全局最优解,因此该问题适用贪心算法来进行阻断节点的选择.为此,基于贪心算法,在现有网络易感染节点中,选择集合 G 中的节点,逐个计算阻断每个节点的效果 Δf ,以式(20)给出的用户体验模型作为约束,选取待选节点中 Δf 最大的节点,将其作为阻断节点,其中每轮阻断节点选取不可重复,避免因选择了相同阻断节点,而额外增加了节点阻断持续时间,从而影响后续阻断节点选取数量与阻断持续时间对阻断效果的分析.因此,阻断节点选择模型为

$$\begin{cases} \max_G \Delta f \\ \text{s.t. } PU \geq U_{th}. \end{cases} \quad (23)$$

为了设计出更为有效的谣言阻断策略,在动态谣言传播模型基础上,分别实现了静态阻断算法和动态阻断算法.静态阻断算法是基于贪心算法的一种谣言影响最小化算法,其具体实现过程如下:

步骤 1 输入初始网络关系矩阵 $\mathbf{A}_0$ 、阻断持续时间 t_{block} 和观测结束时刻 T_{end} ;初始化阻断候选集合 G 和阻断节点集合 V_B , $G \leftarrow \emptyset$, $V_B \leftarrow \emptyset$;基于动态谣言传播模型, I 态节点在 $\mathbf{A}_0$ 中进行谣言传播,在 t_0 时刻,检测到谣言, $t \leftarrow t_0 + 1$.

步骤 2 判断节点 v 的 $PU(v, t_{block}) \geq U_{th}$ 是否成立,若成立,则 $G \leftarrow G \cup v$,判断下一节点;否则,直接

判断下一节点, 直至遍历网络中所有易感节点, 转至步骤 3.

步骤 3 根据式(23), 逐个计算 G 中所有节点的阻断效果, 从中选择 K 个阻断效果最大的节点, 构成阻断节点集合 V_B , 切断 V_B 中所有节点的关系连接, 更新关系矩阵为 $A_0 \setminus V_B$.

步骤 4 基于关系矩阵 $A_0 \setminus V_B$, I 态节点进行谣言传播, $t \leftarrow t + 1$.

步骤 5 判断 $t > t_0 + t_{\text{block}}$ 是否成立, 若成立, 则恢复 V_B 中所有节点的关系连接, 更新关系矩阵为 A_0 , 执行步骤 6; 否则, 转至步骤 4.

步骤 6 基于关系矩阵 A_0 , I 态节点进行谣言传播, $t \leftarrow t + 1$.

步骤 7 判断 $t > T_{\text{end}}$ 是否成立, 若成立, 则执行步骤 8; 否则, 转至步骤 6.

步骤 8 输出仿真结果, 仿真结束.

不同于静态阻断步骤算法一次性选择 K 个节点的策略, 动态阻断算法分为 n 轮进行阻断, 每一轮都选择 k_j 个节点进行阻断, 其中 $K = \sum_{j=1}^n k_j$. 其具体实现过程如下:

步骤 1 输入初始网络关系矩阵 A_0 、阻断持续时间 t_{block} 、观测结束时刻 T_{end} 和阻断节点选取的轮数 n , $j \leftarrow 1, i \leftarrow 0$; 初始化阻断候选集合 G 和阻断节点集合 V_B , $G \leftarrow \emptyset, V_B \leftarrow \emptyset$; 基于动态谣言传播模型, I 态节点在 A_0 中进行谣言传播, 在 t_0 时刻, 检测到谣言, $t \leftarrow t_0 + 1$.

步骤 2 判断节点 v 的 $\text{PU}(v, t_{\text{block}}) \geq U_{\text{th}}$ 是否成立, 若成立, 则更新 $G \leftarrow G \cup v$, 判断下一节点; 否则, 直接判断下一节点, 直至遍历网络中所有易感节点, 转至步骤 3.

步骤 3 根据式(23), 逐个计算 G 中所有节点的阻断效果, 从中选择 k_j 个阻断效果最大的节点, 构成本轮阻断节点子集 $V_b(j)$, 更新 $V_B \leftarrow V_B \cup V_b(j)$, $G \leftarrow G \setminus V_b(j)$, 切断 V_B 中所有节点的关系连接, 更新关系矩阵为 $A_0 \setminus V_B$.

步骤 4 基于关系矩阵 $A_0 \setminus V_B$, I 态节点进行谣言传播, $t \leftarrow t + 1$.

步骤 5 判断 $t - t_{\text{block}} > t_0$ 是否成立, 若成立, 则 $i \leftarrow t - t_0 - t_{\text{block}}$, $V_B \leftarrow V_B \setminus V_b(i)$, 并恢复 $V_b(i)$ 中所有阻断节点的关系连接, 更新关系矩阵为 $A_0 \setminus V_B$, 执行步骤 6; 否则, 直接转至步骤 6.

步骤 6 判断 $j \geq n$ 是否成立, 若成立, 则执行步骤 7; 否则, $j \leftarrow j + 1$, 并转至步骤 3.

步骤 7 判断 $i \geq n$ 是否成立, 若成立, 则执行步骤 8; 否则, 转至步骤 4.

步骤 8 基于关系矩阵 A_0 , I 态节点进行谣言传播, $t \leftarrow t + 1$.

步骤 9 判断 $t > T_{\text{end}}$ 是否成立, 若成立, 则执行步骤 10; 否则, 转至步骤 8.

步骤 10 输出仿真结果, 仿真结束.

4 仿真实验

4.1 实验数据集及参数设置

研究表明, OSN 网络结构特征具有“小世界网络”结构特征, 因此构建小世界网络作为谣言传播的关系网络, 并在算法实现过程中, 将其抽象为关系矩阵. 该网络的节点个数 N 为 100, 最近邻参数 m 为 2, 概率参数 p 为 0.1. 其中每个节点的入度 Din 和出度 Dout 可分别根据关系矩阵计算得到, 节点活跃度 Au 以及兴趣度 Mk 在 $[0, 1]$ 区间内随机分布. 网络初始状态设定如下: 5% 的用户作为传播谣言的感染节点子集, 5% 的用户作为免疫状态的节点子集, 90% 的用户作为易感状态节点子集.

本节分别对正常传播、静态阻断传播、动态阻断传播、随机阻断算法以及度阻断算法等几种阻断策略进行实验仿真及性能对比. 在实验过程中, 阻断节点比例 K 分别选取为 5%, 10%; 阻断起始时间 t_{start} 分别设定为 2 和 4; 阻断持续时间 t_{block} 分别设定为 2 和 4. 图中的 Y 轴为网络中感染节点所占网络节点总数的比例, X 轴为时间轴, 图中曲线表示感染节点比例随时间的变化趋势, 即网络感染率.

实验结果中, **origin** 代表未加阻断情况下的谣言传播曲线; **rand** 代表随机选取阻断节点时的谣言传播曲线; **degree** 代表以网络节点出度为指标, 选取阻断节点时的谣言传播曲线; **greedy** 代表实施静态阻断算法, 即

一次性选取阻断节点时的谣言传播曲线; **dynamic** 代表实施动态阻断算法时, 即多次选取阻断节点时的谣言传播曲线. 每个算法标识的下标依次代表阻断起始时间 t_{start} 、阻断持续时间 t_{block} 以及阻断节点比例 K , 例如, **greedy 2 2 5** 代表阻断起始时间 $t_{\text{start}} = 2$ 、阻断持续时间 $t_{\text{block}} = 2$ 、阻断节点比例 $K = 5\%$ 的静态阻断算法下, 网络中感染节点(即 I 态节点)的比例.

4.2 算法性能比较

图2给出了正常传播、静态阻断算法、动态阻断算法、随机阻断算法以及度阻断算法等五种策略的性能比较. 由图中可知, 本文提出的动态与静态阻断算法, 相较于随机选取阻断节点, 以及以节点出度为指标选取阻断节点的算法, 其谣言传播过程中感染节点比例更小, 阻断谣言性能更优, 同时也保证了网络中用户体验, 有效避免了用户产生抵触情绪.

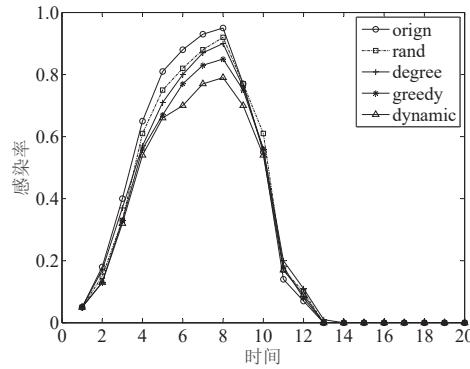


图2 五种阻断策略的性能比较

Fig. 2 The comparison of five strategies on blocking performance

图3给出了不同阻断起始时间 ($t_{\text{start}} = 2; t_{\text{start}} = 4$), 不同阻断持续时间 ($t_{\text{block}} = 2; t_{\text{block}} = 4$) 以及不同阻断比例 ($K = 5\%; K = 10\%$) 动态及静态两种阻断算法性能的比较.

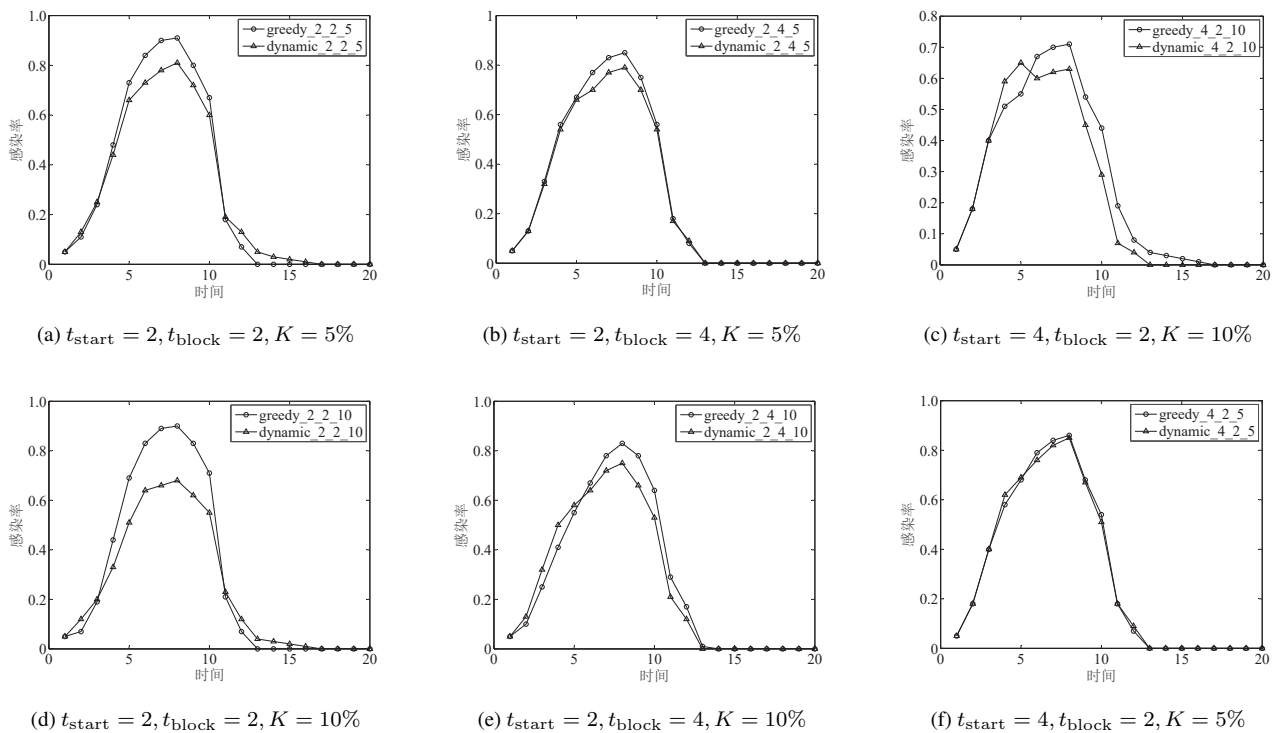


图3 动态和静态阻断算法的性能比较

Fig. 3 The comparison of dynamic algorithm and greedy algorithm on blocking performance

从图3中可以看出,在谣言传播过程中,分别实施静态和动态阻断算法,动态阻断算法中感染节点所占比例更小,即动态阻断算法阻断性能优于静态阻断算法。

4.3 算法性能分析

本节分析了影响阻断算法阻断效果的多种因素,即阻断起始时间 t_{start} 、阻断持续时间 t_{block} 以及阻断节点比例 K ,分别对静态及动态两种阻断算法性能产生的影响。

4.3.1 阻断起始时间分析

假设谣言在检测之前会传播一段时间,而一旦检测到谣言则立即进行阻断,因此有必要探究阻断起始时间对谣言阻断效果的影响。图4给出了在不同阻断持续时间 ($t_{\text{block}} = 2$; $t_{\text{block}} = 4$) 以及不同阻断比例 ($K = 5\%$; $K = 10\%$) 情况下,阻断起始时间 t_{start} 对阻断算法性能的影响。

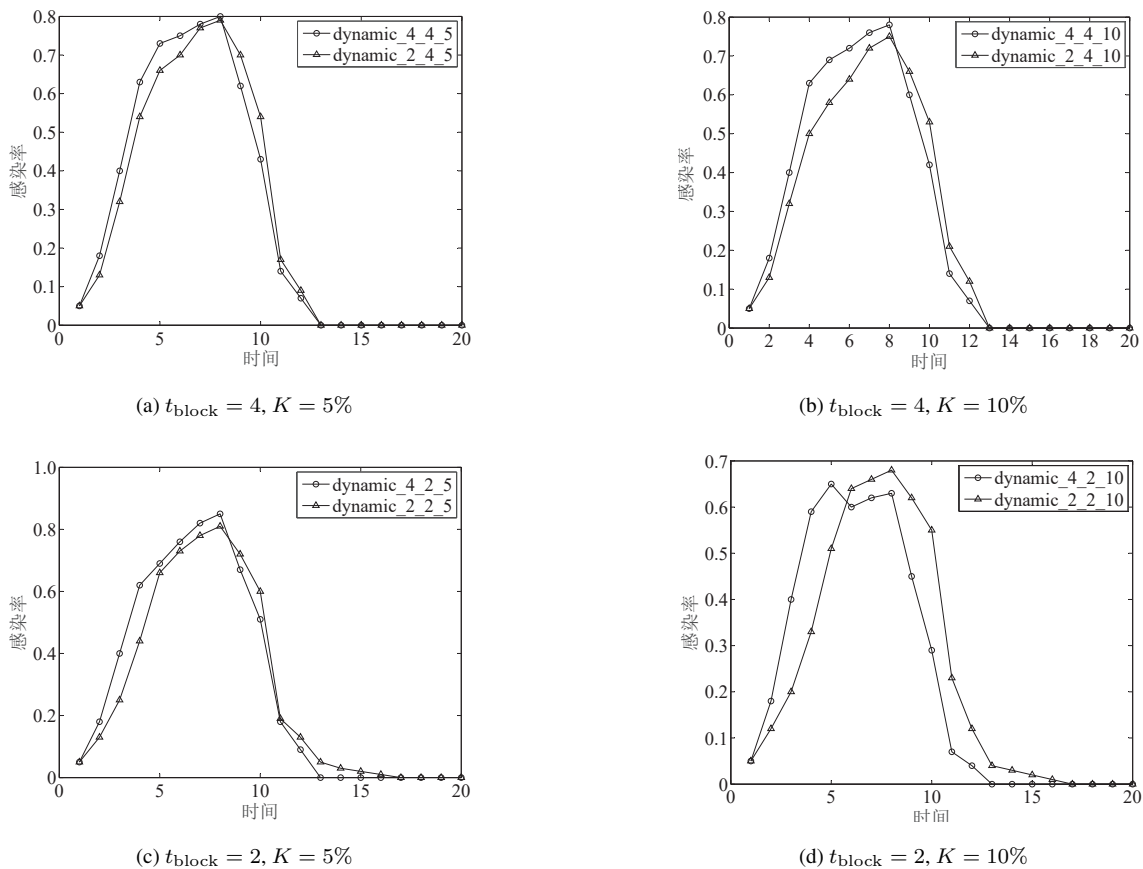


图4 阻断起始时间 t_{start} 对阻断算法性能的影响

Fig. 4 The influence of the rumor blocking time t_{start} on blocking algorithm performance

由图4可知,动态阻断算法下,其它条件不变,阻断起始时间 $t_{\text{start}} = 4$ 时的谣言感染率,高于阻断起始时间 $t_{\text{start}} = 2$ 时的谣言感染率。这说明动态阻断算法下,阻断初始时间越滞后,谣言阻断的效果越差。可见,由于谣言的突发性与迅速扩散性,尽快检测到谣言,则可以更早地实施阻断,从而将谣言扩散的范围限制在一个较低的水平,实现更好的谣言控制效果。因此,相关机构应当完善谣言监测机制,提高对谣言事件的反应时间,提前制定谣言控制策略,以便能及时地应对舆论危机。

根据上述研究发现,对在 OSN 中的谣言传播过程进行阻断,可以有效降低 OSN 中恶意谣言的影响。此外,在谣言传播过程中,加大谣言阻断节点比例的谣言控制效果,优于更早地实施谣言阻断的效果。阻断起始时间 t_{start} 及阻断节点比例 K 对动态阻断算法性能的影响如图5所示。

例如,在图5(a)中,相较于 $t_{\text{start}} = 4, t_{\text{block}} = 2, K = 5\%$ 的动态阻断策略(dynamic_4.2.5),提前进行谣言阻断的 $t_{\text{start}} = 2, t_{\text{block}} = 2, K = 5\%$ 的动态阻断策略(dynamic_2.2.5)与加大阻断节点比

例 $t_{\text{start}} = 4, t_{\text{block}} = 2, K = 10\%$ 的动态阻断(dynamic_4_2_10)策略均使得谣言传播过程中的感染率下降, 但后者的感染率比前者更低, 这说明后者谣言阻断策略效果更佳. 因此, 相对于更早地进行谣言阻断, 加大阻断节点比例, 对谣言的控制效果越好.

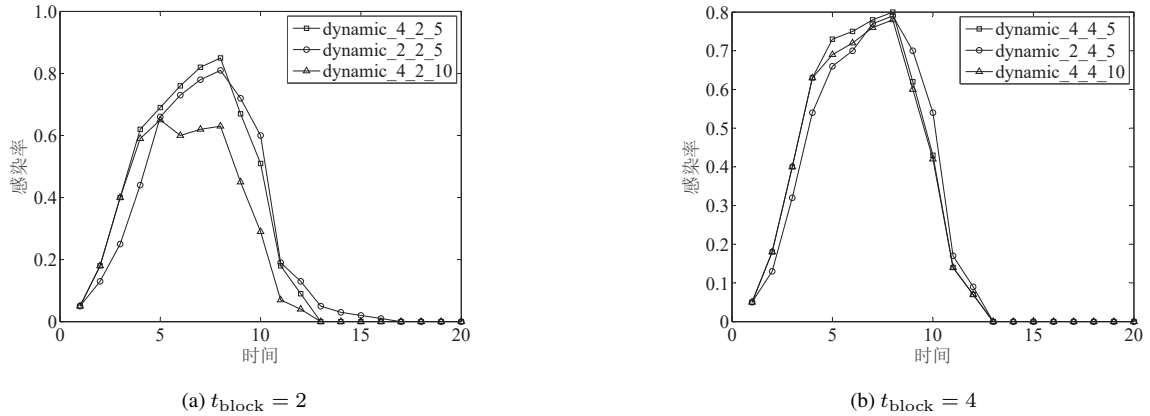


图5 阻断起始时间 t_{start} 及阻断节点比例 K 对动态阻断算法性能的影响

Fig. 5 The influence of the rumor blocking time t_{start} and the proportion of blocking nodes K on dynamic blocking algorithm performance

4.3.2 阻断节点比例分析

图6分别为不同阻断起始时间 ($t_{\text{start}} = 2; t_{\text{start}} = 4$) 以及不同阻断持续时间 ($t_{\text{block}} = 2; t_{\text{block}} = 4$) 情况下, 选取不同阻断比例 K 对动态及静态两种阻断算法性能的影响.

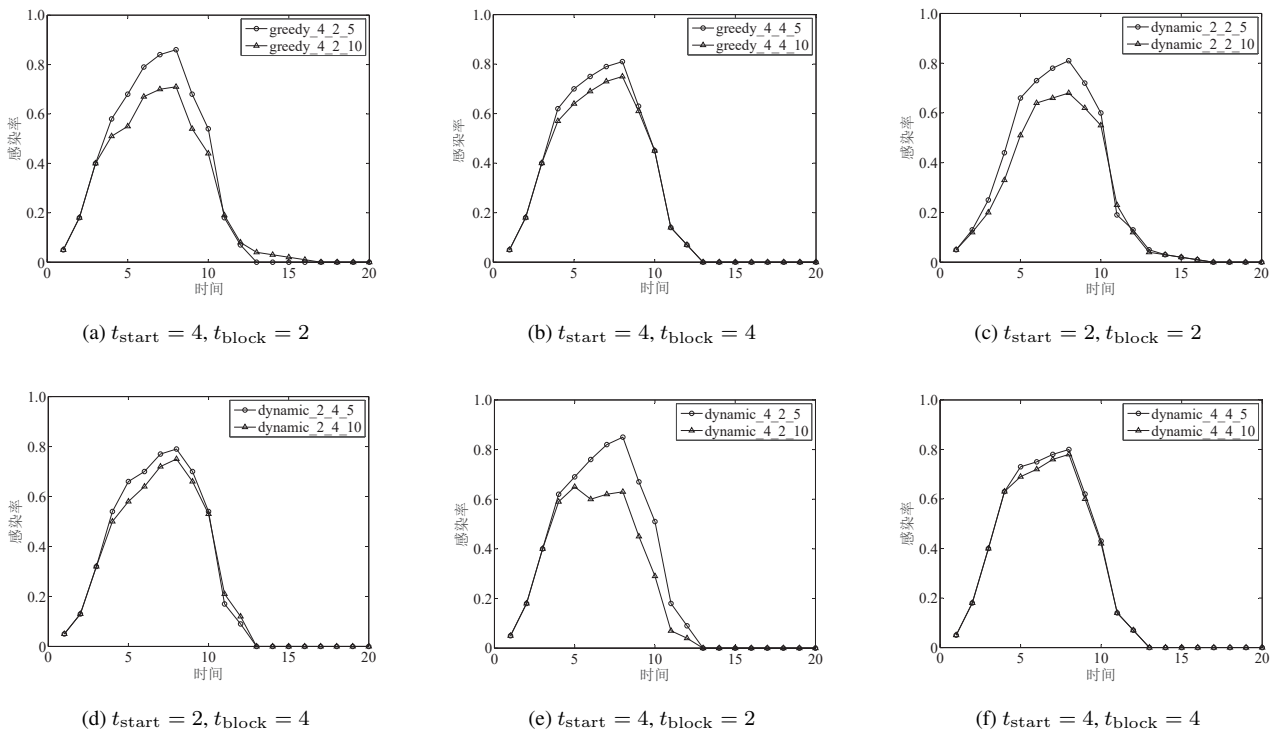


图6 阻断节点比例 K 对阻断算法性能的影响

Fig. 6 The influence of the proportion of blocking nodes K on blocking algorithm performance

由图6可知, 在其它参数条件不变的情况下, 阻断比例 $K = 5\%$ 时的谣言感染率, 高于阻断比例 $K = 10\%$ 时的感染率. 这说明阻断比例越高, 谣言阻断的效果越好.

4.3.3 阻断持续时间分析

图7给出了选取不同的阻断持续时间, 对动态及静态两种阻断算法性能的影响.

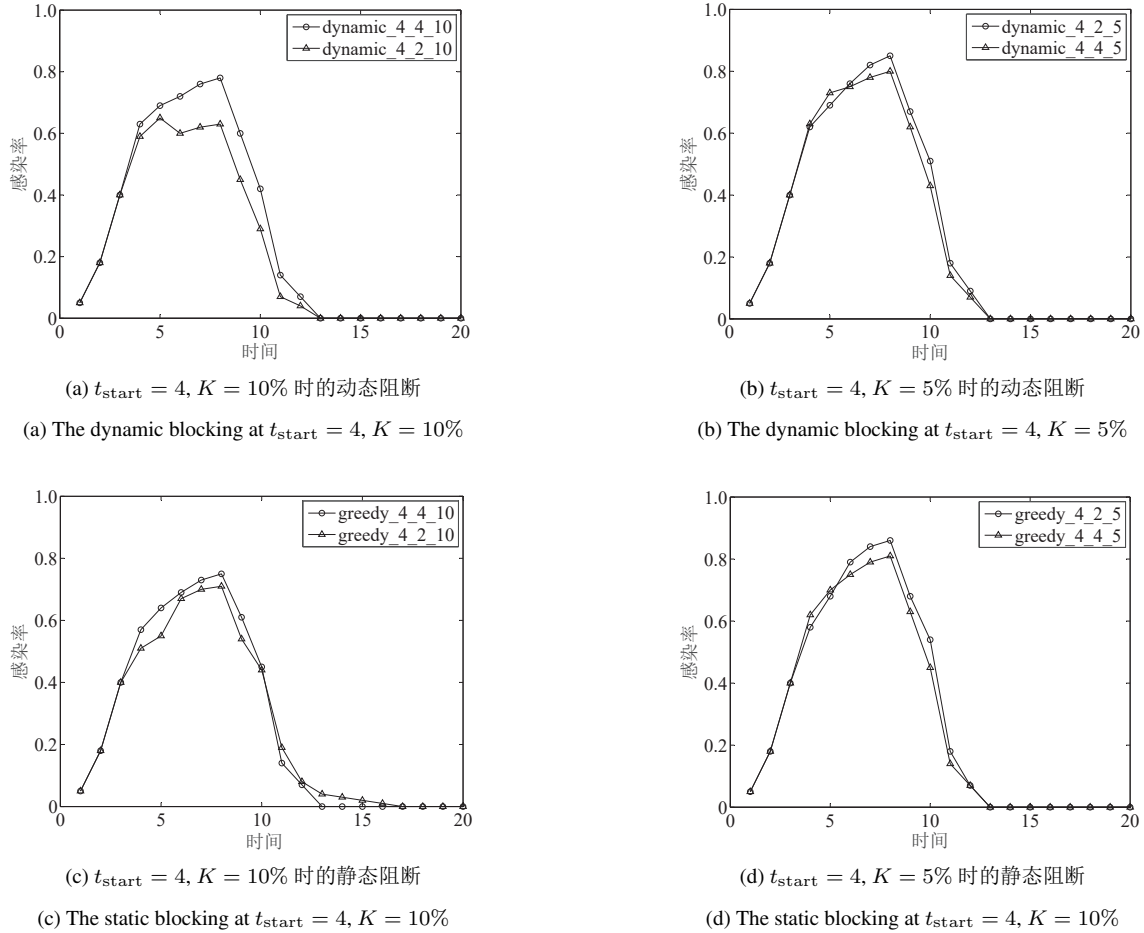


图7 阻断持续时间 t_{block} 对阻断算法性能的影响

Fig. 7 The influence of blocking duration time t_{block} on blocking algorithm performance

由图7(b)和图7(d)可知, 不管是动态阻断还是静态阻断, 在阻断比例 $K = 5\%$ 的情况下, 阻断持续时间 $t_{\text{block}} = 2$ 时的谣言感染率, 要高于阻断持续时间 $t_{\text{block}} = 4$ 时的感染率. 这说明在阻断节点比例较少的情况下, 增加谣言阻断持续时间, 会取得更好的阻断效果. 而由图7(a)和图7(c)可知, 当 $K = 10\%$ 时, 阻断持续时间 $t_{\text{block}} = 2$ 时的感染率, 要低于阻断持续时间 $t_{\text{block}} = 4$ 时的感染率. 这说明在阻断节点比例较大的情况下, 增加谣言阻断持续时间, 阻断效果则会变差. 分析出现上述现象的原因, 可能是由于阻断持续时间增长, 使符合用户体验约束的节点变少, 而阻断比例为 10% , 所需要阻断节点数量较多, 导致实验中阻断节点子集的质量(阻断效果)较差, 使得阻断持续时间 $t_{\text{block}} = 2$ 的感染率低于阻断持续时间 $t_{\text{block}} = 4$ 的感染率. 因此, 在阻断节点数量较多时, 应尽量缩短阻断节点持续时间, 以保证用户体验, 进而取得更好的阻断效果.

5 结束语

遏制 OSN 中的谣言扩散, 是近年来网络空间治理领域一个十分重要的研究问题. 为此, 在 SIR 模型的基础上, 建立了一个考虑谣言整体流行度和个体传播倾向的动态谣言传播模型, 并基于该模型给出了一个 OSN 中考虑用户体验的谣言阻断算法. 该算法通过选取特定的节点子集并加以阻断, 来最大程度地减

少 OSN 中谣言的影响范围. 此外, 为了不牺牲用户的满意度, 建立了基于双曲折扣效应的用户体验模型, 并将其作为谣言阻断算法的约束. 实验结果表明, 动态算法具有较好的阻断性能; 谣言阻断起始时间越早, 阻断节点比例越大, 谣言影响范围越小; 增加阻断节点比例的效果, 相对于提前进行谣言阻断的阻断效果更好; 但阻断节点比例较大时, 要选取适当的阻断持续时间, 以保证用户体验, 避免舆情发生进一步扩大与演变.

在未来的研究中, 可以考虑 OSN 中用户之间关系的亲密程度, 以及谣言传播演化过程中可能出现的多峰值波动情况对谣言传播过程的影响. 此外, 未来还将尝试探究不同 OSN 结构下, 谣言传播过程存在的差异, 从而设计出考虑不同网络结构的谣言阻断算法, 并不断优化现有的谣言阻断算法, 进一步减少算法的时间复杂度.

参考文献:

- [1] Wu X, Wang X, Ma S, et al. The influence of social media on stock volatility. *Frontiers of Engineering Management*, 2017, 4(2): 201–211.
- [2] 刘业政, 李玲菲, 孙春华. 考虑社会选择作用的社交网络生成模型. *系统工程学报*, 2019, 34(5): 587–597.
Liu Y Z, Li L F, Sun C H. Social selection-aware social network generation model. *Journal of Systems Engineering*, 2019, 34(5): 587–597. (in Chinese)
- [3] 刘怡君, 蒋文静, 陈思佳. 中国网络舆情治理的主客体实证分析: 基于 1997—2016 年网络舆情治理政策. *管理评论*, 2017, 29(11): 227–239.
Liu Y J, Jiang W J, Chen S J. An empirical analysis of the subject and object of internet public opinion governance: Based on the policies from 1997 to 2016. *Management Review*, 2017, 29(11): 227–239. (in Chinese)
- [4] Fiegberman S. Facebook, google, twitter accused of enabling ISIS. <http://money.cnn.com/2016/12/20/technology/twitterfacebook-google-lawsuit-isis>, 2016–12–20/2019–09–09.
- [5] Facebook. Facebook community standards. <https://www.facebook.com/communitystandards>, 2018–05–24/2019–09–09.
- [6] Yang J, Leskovec J. Patterns of temporal variation in online media // *Proceedings of the 4th ACM International Conference on Web Search and Data Mining*. ACM, 2011: 177–186.
- [7] Crane R, Sornette D. Robust dynamic classes revealed by measuring the response function of a social system. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 2008, 105(41): 15649–15653.
- [8] 陈福集, 陈 婷. 基于SEIRS 传播模型的网络舆情衍生效应研究. *情报杂志*, 2014, 33(2): 108–113.
Chen F J, Chen T. Research on derivative effects of network public opinions based on SEIRS propagation model. *Journal of Intelligence*, 2014, 33(2): 108–113. (in Chinese)
- [9] 张彦超, 刘 云, 张海峰, 等. 基于在线社交网络的信息传播模型. *物理学报*, 2011, 60(5): 60–66.
Zhang Y C, Liu Y, Zhang H F, et al. The research of information dissemination model on online social network. *Acta Physica Sinica*, 2011, 60(5): 60–66. (in Chinese)
- [10] Tian Y, Ding X J. Rumor spreading model with considering debunking behavior in emergencies. *Applied Mathematics and Computation*, 2019, 363: 124599.
- [11] Daley D J, Kendall D G. Epidemics and rumours. *Nature*, 1964, 204(4963): 1118.
- [12] Albert R, Barabási A L. Statistical mechanics of complex networks. *Reviews of Modern Physics*, 2002, 74(1): 47–97.
- [13] He Z, Cai Z, Yu J, et al. Cost-efficient strategies for restraining rumor spreading in mobile social networks. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2017, 66(3): 2789–2800.
- [14] Liu Q, Li T, Sun M. The analysis of an SEIR rumor propagation model on heterogeneous network. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, 2017, 469: 372–380.
- [15] Vega-Oliveros D A, Luciano D F C, Rodrigues F A. Rumor propagation with heterogeneous transmission in social networks. *Journal of Statistical Mechanics: Theory and Experiment*, 2017, 2017(2): 023401.
- [16] Qiu X, Zhao L, Wang J, et al. Effects of time-dependent diffusion behaviors on the rumor spreading in social networks. *Physics Letters A*, 2016, 380(24): 2054–2063.
- [17] 黄 远, 刘怡君. 多层多属性舆情传播网络的仿真研究. *系统工程学报*, 2019, 34(6): 844–854.
Huang Y, Liu Y J. Simulation research on propagation network with multi-layer and multi-attribute public opinions. *Journal of Systems Engineering*, 2019, 34(6): 844–854. (in Chinese)

- [18] Sheng W, Mohammad S H, Chao C, et al. A sword with two edges: Propagation studies on both positive and negative information in online social networks. *IEEE Transactions on Computers*, 2015, 64(3): 640–653.
- [19] Basaras P, Katsaros D, Tassiulas L. Dynamically blocking contagions in complex networks by cutting vital connections // 2015 IEEE International Conference on Communications. IEEE, 2015: 1170–1175.
- [20] Kimura M, Saito K, Motoda H. Blocking links to minimize contamination spread in a social network. *ACM Transactions on Knowledge Discovery from Data*, 2009, 3(2): 1–23.
- [21] Wang B, Chen G, Fu L, et al. Drimux: Dynamic rumor influence minimization with user experience in social networks. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 2017, 29(10): 2168–2181.
- [22] Kirkpatrick S, Gelatt C D, Vecchi M P. Optimization by simulated annealing. *Science*, 1983, 220(4598): 671–680.
- [23] Han S, Zhuang F, He Q, et al. Energy model for rumor propagation on social networks. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, 2014, 394: 99–109.
- [24] Aalen O, Borgan O, Gjessing H. *Survival and Event History Analysis: A Process Point of View*. Berlin: Springer Science and Business Media, 2008.
- [25] 张志东. 伊辛模型的研究进展简介. *自然杂志*, 2008(2): 94–98.
Zhang Z D. Advances on the Ising model. *Chinese Journal of Nature*, 2008(2): 94–98. (in Chinese)
- [26] 黄琦炜, 张玉林. 动态消费者社交网络中产品扩散研究. *系统工程学报*, 2019, 34(4): 433–444.
Huang Q W, Zhang Y L. Product diffusion in dynamic consumer social networks. *Journal of Systems Engineering*, 2019, 34(4): 433–444. (in Chinese)
- [27] 程 岩. 电子商务中面向延迟购买行为的易逝品动态捆绑策略. *系统工程理论与实践*, 2011, 31(10): 1892–1902.
Cheng Y. Delay buying behavior-oriented perishable products dynamic bundling strategy in E-commerce setting. *Systems Engineering: Theory and Practice*, 2011, 31(10): 1892–1902. (in Chinese)
- [28] Azfar O. Rationalizing hyperbolic discounting. *Journal of Economic Behavior and Organization*, 1999, 38(2): 245–252.

作者简介:

丁学君(1978—), 女, 辽宁辽阳人, 副教授, 硕士生导师, 研究方向: 网络舆情, 社会计算, 物联网等, Email: dingxuejun@dufe.edu.cn;

李梦雨(1997—), 女, 安徽亳州人, 硕士生, 研究方向: 网络谣言, Email: 18340872347@163.com.