

舆情信息竞争式跨网络传播及干预策略研究

侯艳辉,张 昊,王家坤

(山东科技大学 经济管理学院,山东 青岛 266590)

摘要:新媒体环境下,舆情信息竞争式跨网络传播及干预策略研究,对政府、社交平台等监管主体引导网络舆论、营造清朗网络空间具有重要意义。结合复杂网络与平均场理论,提出舆情信息竞争式跨网络传播模型,并借助仿真实验探究两类舆情信息的演化规律,识别舆情引导的关键方向;随后针对两类社交网络中网络舆情传播的引导,深入讨论网络舆情传播干预过程中的时、度、效及优化问题。研究表明,舆情信息竞争式跨网络传播主要依赖开放式在线社交网络中的用户行为;相较于干预强度,舆情信息的演化过程对于干预时机的变化更加敏感;在成本约束条件下,面对不同类型网络中的网络舆情传播,监管主体应采取异质化的干预策略。

关键词:舆情信息;跨网络传播;干预策略;在线社交网络

中图分类号:G206.3

文献标识码:A

文章编号:1008-7699(2023)06-0089-14

一、引言

据第 50 次《中国互联网络发展状况统计报告》显示,截至 2022 年 6 月,我国网民规模达 10.51 亿,互联网普及率达 74.4%;即时通信用户规模达 10.27 亿,短视频用户规模达 9.62 亿。^[1]伴随通讯技术的快速发展,在十亿网民构成的我国数字社会众生群像下,以喜马拉雅、抖音、小红书等为代表的音、视频平台,逐渐成为网民重要的互动和社交渠道,也为网络舆情的传播与扩散提供了平台。自 1994 年我国接通国际互联网以来,舆情逐渐演化成为一种外在于统治权力的制衡力量,而互联网、人工智能、移动终端的快速发展进一步放大了这一效应,引起了各级政府部门的高度重视。党的二十大报告指出:牢牢掌握党对意识形态工作领导权,全面落实意识形态工作责任制;加强全媒体传播体系建设,塑造主流舆论新格局,健全网络综合治理体系,推动形成良好网络生态;强调赢得网络舆论引导主动权需要把握时、度、效,这对占领意识形态制高点具有重要意义。

考虑到网民在认知水平和信息获取等方面的差异,围绕某一社会热点话题,往往真实信息与理解偏差共存,进而形成不同的观点:符合客观事实的正面舆情信息和曲解客观事实的负面舆情信息,从产生到持续传播的过程中存在正、负面舆情信息竞争式传播的特征,试图争夺用户有限的关注度。在线社交网络中舆情信息竞争式的传播在为网民带来便利、促进社会发展的同时,也为负面、非理性声音的扩散创造了条件,进而威胁经济发展与社会稳定。另外,随着通信技术的快速发展,社交平台种类剧增,在线网民数量突破十亿大关。相较于之前微博、微信并立的场面,现在社交平台呈现出百家争鸣的局面,抖音、知乎、soul 等平台逐渐兴起,这些平台均可称为舆情信息传播平台或介质。社交平台种类繁多,随之而来网民可选择的传播渠道也日益增多,由于网民选择的传播介质不尽相同,仅研究某两个平台间

收稿时间:2022-10-03

基金项目:山东省自然科学基金项目(ZR2021QG035);山东省社会科学规划研究项目(22DGLJ27);山东省社会科学规划研究项目(20CGLJ21);青岛市哲学社会科学规划项目(QDSKL2201115)

作者简介:侯艳辉(1978—),男,山东潍坊人,山东科技大学经济管理学院副教授、硕士生导师,博士;王家坤(1993—),男,山东聊城人,山东科技大学经济管理学院副教授、硕士生导师,博士,本文通讯作者。

的舆情信息传播不具代表意义,研究舆情信息在多个平台中的传播势在必行。值得注意的是,尽管社交平台趋向多样化、传播渠道呈现多元化,但不同平台其网络拓扑结构亦不同;舆情信息在不同拓扑结构的平台间传播赋予了舆情信息跨网络传播的特点,也为舆情信息传播的监管与治理带来一定挑战。鉴于此,舆情信息竞争式跨网络传播及干预的系统研究,可为政府等监管主体积极引导舆情信息的扩散提供实践依据,可促进我国信息安全与应急管理提升,实现进一步净化网络空间的目标。

梳理相关文献发现,舆情信息的相关研究主要涉及舆情信息竞争式传播过程与干预策略两个方面。具体而言,考虑到舆情信息传播过程的不可复制性特征,分析舆情信息竞争式传播的载体网络与交互机制,进而构建舆情信息竞争式跨网络传播模型,是舆情信息竞争式传播过程研究的主要内容。一是网络拓扑结构对舆情信息传播的影响。在线社交网络作为舆情信息传播的载体,其拓扑结构决定了信息的传播路径。网络拓扑结构对舆情信息传播的影响主要体现在网络度异质性、^[2]社区结构、^[3]有向结构、权重分布、^[4]多层网络、^{[5]28, [6]471, [7]}时序网络^[8]等方面。二是舆情信息竞争式传播的交互机制。关于两种竞争信息共存、交互传播机制的研究有:在产品口碑层面,考虑到正负面口碑同时存在,Wang等提出社交网络中口碑传播离散模型,发现正负面口碑可以相互抵消^{[9]121};以食品安全信息为研究对象,任建超和韩青定义正负面信息分别具有不同的传播速度,并且假定两者之间具有相互渗透的竞争关系,可以一定概率实现相互转化;相较于正面信息而言,社交网络中的负面信息更能够引起网民的关注,^{[10]2833} Yan和Jiang发现任一类舆情信息均无法在竞争传播中持续保持主导地位^[11]。三是舆情信息传播模型。经梳理发现,学者们对舆情信息传播模型的构建主要从微观与宏观两个视角进行。微观视角重点关注用户之间的交互机制对舆情信息传播过程的影响,代表性的模型有以Ising模型扩展的一系列观点动力学模型、^[12]线性阈值模型^[13]等。如在Ising模型的基础上,Lorenz引入了信任阈值的概念,重新定义了群组观点交互的规则;^[14]宏观视角,重点从整体层面关注各类人群的变化并分析舆情信息的传播规律,代表性的模型为传染病传播模型、^[15]谣言传播模型^[16,17]以及基于复杂网络的系列信息传播模型^[18]。

针对舆情信息的传播,设计有效的干预机制是国内外学者关注的另一重点问题。对于正面舆情信息,尽可能最大化其传播范围;但对于负面舆情信息,希望最大程度地降低其社会影响。前者被称为影响力最大化问题,后者被称为污染最小化问题。一是影响力最大化问题。在假设个体属性不变的情况下,影响力最大化问题的核心在于,识别网络中最具有影响力的节点集合,使信息的传播范围最大化。学者们提出诸多判别方法,如节点度、介数、^[19]中心度、^[20]效率中心性、K-shell值、^[21]节点组^[22]等来解决该问题。二是污染最小化问题。该问题的核心在于,度量节点或连边删除后对网络连通的破坏程度,以此来反映网络中节点或连边的重要性。对于该问题的解决,学者们主要从传播阈值、节点层面、连边层面三个角度提出解决方案。^[23,24]如在节点层面,与影响力最大化问题类似,识别网络中对信息传播最具影响力的用户集合,加以删除或免疫进而抑制舆情信息的传播。为了提升管理策略的可操作性,在无标度网络中,删除连接大度节点间的连边能够有效控制复杂网络中的疾病传播,即连边层面的管理策略。

综上所述,围绕舆情信息竞争式传播及干预,学者们已经取得了较为丰富的研究成果,但该领域也存在进一步的研究空间:一方面,目前舆情信息竞争式传播多基于单层网络,双层网络中的动力学过程研究多基于单类舆情信息,鲜有学者讨论双层社交网络中舆情信息竞争式的演化过程。另一方面,针对舆情信息传播过程的管理与干预,当前的干预策略多从宏观角度出发,侧重于“事后补救”,缺少“未雨绸缪”,指导管理实践的能力有待进一步提升。而作为社会精细化治理过程中的重要一环,舆情信息传播干预时效度及优化研究可增强舆情信息干预策略的针对性与时效性,具有重要的管理实践意义。基于此,在复杂网络理论与平均场理论的基础上,本文建立舆情信息竞争式跨网络传播模型,并通过仿真实验分析诸多因素对舆情信息竞争式跨网络传播过程的影响;随后,基于提出的模型,重点讨论两类舆情信息传播治理的关键方向;最后,针对不同拓扑结构的社交网络,提出干预策略并进行优化,为社交平台、政府等监管主体开展舆情信息的管理决策提供实践依据。

二、舆情信息竞争式跨网络传播模型

(一) 双层在线社交网络概念模型

伴随通讯技术的不断发展,互联网作为最大的信息集散地,俨然成为公众舆论的“第二战场”。以微信、微博、抖音等为代表的各类社交平台已成为舆情信息扩散的主要载体。尽管社交平台趋向多样化、传播渠道呈现多元化,但不同平台及传播渠道的网络拓扑结构大致可分为开放式在线社交网络(Open Online Social Networks, Open OSN)和封闭式在线社交网络(Closed Online Social Networks, Closed OSN)两类,故本文旨在建立双层在线社交网络模型,研究两类拓扑结构间舆情信息竞争式跨网络传播规律。

在线社交网络作为一类社会结构,由社会中个体与网络中用户之间的关联关系共同构成。换言之,社交网络即关系网络,从复杂网络视角来看,复杂系统中的节点可以代表组织、虚拟用户、实体等,节点之间的边或链接代表不同实体之间的某种联系,如合作关系、朋友关系、师生关系等。基于这些关系,各类信息在个体与群体之间相互传递,信息不断传递、迭代的过程就是信息在在线社交网络中的传播过程。

值得注意的是,伴随信息传播平台的多样化,不同平台中用户间的关系强度呈现出一定差异性。如微博、抖音、知乎、小红书、Twitter类的社交平台,其特征为泛传播、浅社交、弱关系,用户关系的建立多取决于个体的兴趣;而微信、QQ、Facebook类的社交平台,其传播大多为“点对点”强关系下的转发分享,用户关系的建立多取决于个体的社会关系,结合团队前期研究成果以及新浪、Facebook、Twitter等社交网络的部分结构实际数据,本文将在线社交网络(Online Social Networks, OSN)平台划分为以下两类。

开放式在线社交网络(以下简称“开放式 OSN”):用户之间社交关系的建立具备单向认证与实时访问的特点,即用户 B 关注用户 A 后,便可随时获取用户 A 发布的信息与内容,即使用户之间并不熟悉甚至并不认识,该网络类型中的用户好友涵盖范围较广,但彼此之间的关系强度较弱。在该类网络中,用户关注的对象存在个体偏好选择,如用户往往倾向于关注自身感兴趣的“大 V”“网红”“明星”等用户。另外,结合爱丁堡大学 2019 年发布的 Facebook 的部分网络结构数据与相关研究,发现该类网络的度基本符合幂率分布的特征,如新浪微博网络、抖音网络等。

封闭式在线社交网络(以下简称“封闭式 OSN”):用户之间社交关系的建立具备双向认证与非实时访问的特点,即用户 B 与用户 A 需要相互验证方可建立联系,进行信息交互。根据在线社交网络用户之间的关系特征,用户的好友涵盖范围相对较窄,彼此之间表现出较强的社会关系。在该类网络中,用户好友的添加多来自熟人圈层,用户之间互为好友的概率较高,小世界特性显著,如微信网络、QQ 网络等。

如图 1 所示,在双层在线社交网络概念模型中,开放式 OSN 与封闭式 OSN 分别代表两类舆情信息的传播平台,每一层社交网络内部的节点代表该类网络平台的用户,连边则代表平台用户之间的关注或好友关系;而双层在线社交网络之间的垂直连边代表节点一一对应,即某用户可能同时拥有一个微博账号和一个微信账号,但账号的背后代表同一用户。

(二) 用户状态定义

结合实际舆情信息竞争式传播特征,考虑到舆情信息传播与疾病扩散的动力学特征相似,在传染病、谣言传播模型及相关研究的基础上,^[25]将舆情信息竞争式传播过程中用户状态定义为:

未知者:在开放式 OSN 与封闭式 OSN 中均尚未接触到舆情信息的用户,记为 SS 。

免疫者:在开放式 OSN 与封闭式 OSN 中均处于免疫状态的用户,包括接触到舆情信息未进行传播的用户,以及在传播舆情信息后退出舆情信息传播的用户,记为 RR 。

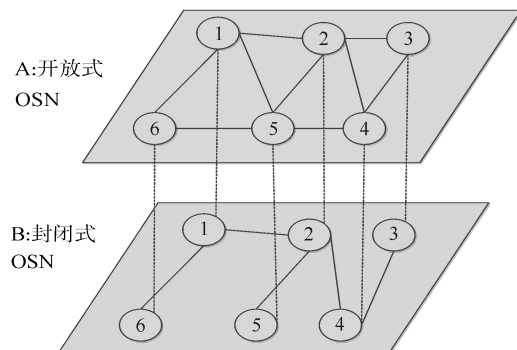


图 1 双层在线社交网络概念模型

传播者:已经接触到某类舆情信息,且正在社交网络中传播舆情信息的用户。其中,根据舆情信息传播的渠道及种类,将传播者进一步细化为:单层网络传播者与双层网络传播者分别用上角标 A 或 B、AB 加以表示。正面舆情信息传播者与负面舆情信息传播者,分别用下角标 P、N 加以表示,具体划分如表 1 所示。

(三)跨网络传播规则

基于上述状态定义并结合实际案例中舆情信息的传播过程,定义舆情信息竞争式跨网络传播规则如下。

1. 当未知者接触到正面舆情信息时,部分未知者会根据自身的社交偏好分别以概率 α_1 与 α_3 选择在开放式 OSN 或封闭式 OSN 中传播正面舆情信息;当未知者接触到负面舆情信息时,部分未知者会根据自身的社交偏好分别以概率 α_2 与 α_4 选择在开放式 OSN 或封闭式 OSN 中传播负面舆情信息。考虑到部分网民对所传播的舆情信息不感兴趣,定义其以概率 η 成为免疫者。

2. 对于 K_P^A 、 K_N^A 、 K_P^B 、 K_N^B 四类单层网络传播者,一方面,会以概率 γ_1 、 γ_2 、 γ_3 、 γ_4 在另一层社交网络中继续传播舆情信息,成为双层网络传播者;另一方面,则由于失去兴趣,分别以概率 ϵ_1 、 ϵ_2 、 ϵ_3 、 ϵ_4 退出传播过程,成为免疫者。

3. 随着舆情信息传播过程的进行,双层网络传播者(I_P^{AB} 与 I_N^{AB})分别以概率 β_1 和 β_2 退出传播过程,进入免疫状态。此外,免疫者作为舆情信息传播过程中的最终状态,其状态不再发生变化。基于上述传播规则,舆情信息竞争式跨网络传播状态转换关系见图 2。

定义 t 时刻,网络中处于 8 种状态用户的比例分别为 $S(t)$ 、 $K_P^A(t)$ 、 $K_N^A(t)$ 、 $K_P^B(t)$ 、 $K_N^B(t)$ 、 $I_P^{AB}(t)$ 、 $I_N^{AB}(t)$ 、 $R(t)$, 并满足 $S(t) + K_P^A(t) + K_N^A(t) + K_P^B(t) + K_N^B(t) + I_P^{AB}(t) + I_N^{AB}(t) + R(t) = 1$ 。开放式 OSN 和封闭式 OSN 的用户规模均为 N ,假设各状态用户数量连续可微。因此,基于平均场理论,确定各参数对应的约束条件为:

表 1 传播者状态定义

用户状态	状态定义	
单层网络传播者	K_P^A	该主体仅在开放式 OSN 中传播正面舆情信息,而在封闭式 OSN 中暂不传播舆情信息
	K_N^A	该主体仅在开放式 OSN 中传播负面舆情信息,而在封闭式 OSN 中暂不传播舆情信息
	K_P^B	该主体仅在封闭式 OSN 中传播正面舆情信息,而在开放式 OSN 中暂不传播舆情信息
	K_N^B	该主体仅在封闭式 OSN 中传播负面舆情信息,而在开放式 OSN 中暂不传播舆情信息
双层网络传播者	I_P^{AB}	该主体同时在封闭式 OSN 和开放式 OSN 中传播正面舆情信息
	I_N^{AB}	该主体同时在封闭式 OSN 和开放式 OSN 中传播负面舆情信息

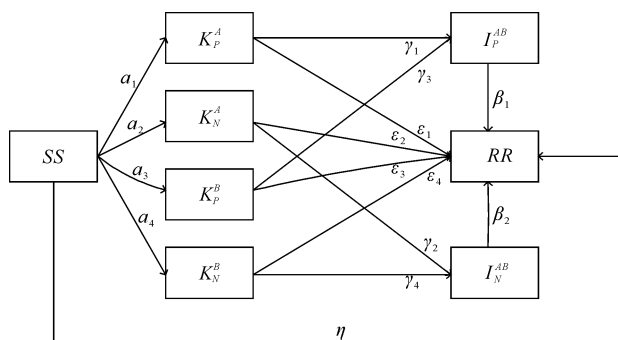


图 2 舆情信息竞争式跨网络传播状态转换图

$$\begin{cases} \alpha_1, \alpha_2, \alpha_3, \alpha_4 > 0 \\ \gamma_1, \gamma_2, \gamma_3, \gamma_4 > 0 \\ \epsilon_1, \epsilon_2, \epsilon_3, \epsilon_4 > 0 \\ \alpha_1 + \alpha_2 + \alpha_3 + \alpha_4 = 1 \\ \gamma_1 + \gamma_2 + \gamma_3 + \gamma_4 = 1 \\ \epsilon_1 + \epsilon_2 + \epsilon_3 + \epsilon_4 = 1 \end{cases},$$

各类主体数量随时间变化的动力学方程为:

$$\begin{cases}
\frac{dS(t)}{dt} = -\eta S(t)[Z_1(t) + Z_2(t)] - \alpha_1 S(t)Z_1(t) - \alpha_2 S(t)Z_2(t) - \alpha_3 S(t)Z_3(t) - \alpha_4 S(t)Z_4(t) \\
\frac{dK_P^A(t)}{dt} = \alpha_1 S(t)Z_1(t) - \gamma_1 K_P^A(t)K_P^B(t) - \epsilon_1 K_P^A(t)[Z_1(t) + Z_2(t)] \\
\frac{dK_N^A(t)}{dt} = \alpha_2 S(t)Z_2(t) - \gamma_2 K_N^A(t)K_N^B(t) - \epsilon_2 K_N^A(t)[Z_1(t) + Z_2(t)] \\
\frac{dK_P^B(t)}{dt} = \alpha_3 S(t)Z_1(t) - \gamma_3 K_P^B(t)K_P^A(t) - \epsilon_3 K_P^B(t)[Z_1(t) + Z_2(t)] \\
\frac{dK_N^B(t)}{dt} = \alpha_4 S(t)Z_2(t) - \gamma_4 K_N^B(t)K_N^A(t) - \epsilon_4 K_N^B(t)[Z_1(t) + Z_2(t)] \\
\frac{dI_P^{AB}(t)}{dt} = \gamma_1 K_P^A(t)K_P^B(t) + \gamma_3 K_P^B(t)K_P^A(t) - \beta_1 I_P^{AB}(t) \\
\frac{dI_N^{AB}(t)}{dt} = \gamma_2 K_N^A(t)K_N^B(t) + \gamma_4 K_N^B(t)K_N^A(t) - \beta_2 I_N^{AB}(t) \\
\frac{dR(t)}{dt} = [\eta S(t) + \epsilon_1 K_P^A(t) + \epsilon_2 K_N^A(t) + \epsilon_3 K_P^B(t) + \epsilon_4 K_N^B(t)][Z_1(t) + Z_2(t)] + \beta_1 I_P^{AB}(t) + \beta_2 I_N^{AB}(t)
\end{cases} \quad (1)$$

其中, $Z_1(t) = K_P^A(t) + K_P^B(t) + I_P^{AB}(t)$, $Z_2(t) = K_N^A(t) + K_N^B(t) + I_N^{AB}(t)$ 。

(四) 传播参数分析

在线社交网络中舆情信息竞争式传播主要依赖于用户的信息转发行为,具有较强的随机性和不确定性,而用户的状态转移概率是描述该过程的重要参数。在以往研究中,大多将其定义为常数;^{[10]2836, [18]267}而在两类舆情信息实际传播过程中,尤其是在未知者向传播者的状态转移过程中,其状态转移往往会受到诸多因素的影响,如两类舆情信息传播者的相对数量、用户自身偏好等,故用户的状态转移概率应为上述因素的函数。

1. 未知者状态变化分析

由上述传播规则可知,未知者在接触到其不感兴趣的舆情信息时,以概率 η 进入免疫状态。另外,在互联网时代,受到从众心理的影响,“随大流”的言论与行为更加普遍,好友中传播者数量越多,网民越容易选择传播该类舆情信息。基于此,引入变量 ω 作为用户选择传播正负面舆情信息的判断依据,具体为:

$$\omega = \frac{m_p^A - m_n^A}{k^A(i)} + \frac{m_p^B - m_n^B}{k^B(j)}, \quad (2)$$

其中, $\omega > 0$ 表示节点 i 周围传播正面舆情信息的人数占优,节点 i 更可能传播正面舆情信息; $\omega < 0$ 表示节点 i 周围传播负面舆情信息的人数占优,节点 i 更可能传播负面舆情信息; $\omega = 0$ 表征节点 i 邻居节点中无传播者或正负面舆情传播者效应抵消,状态不发生变化; m_p^A 与 m_n^A 分别表示节点 i 在开放式 OSN 相邻节点中,传播正负面舆情信息的用户数量; m_p^B 与 m_n^B 分别表示节点 j 在封闭式 OSN 相邻节点中,传播正负面舆情信息的用户数量; $k^A(i)$ 为开放式 OSN 中节点 i 的度, $k^B(j)$ 表示为封闭式 OSN 中节点 j 的度。

考虑到两类舆情信息扩散渠道的多样性和个体社交偏好的差异性,用户在接触到某类舆情信息后,会根据自身的社交偏好选择在开放式 OSN 或封闭式 OSN 中传播。鉴于此,定义用户分别以概率 κ^A 与 κ^B 在开放式 OSN 与封闭式 OSN 中传播传播舆情信息,开放式 OSN 中的节点 i 与封闭式 OSN 中的节点 j 相互对应,均代表同一主体,即 $A_i \leftrightarrow B_j$ 。

综上所述,双层在线社交网络中,未知者转化为单层网络传播者的状态转移概率为:

$$\begin{cases}
\alpha_1 = (1 - \eta) * |\omega| * \kappa^A(m_p > m_n) \\
\alpha_2 = (1 - \eta) * |\omega| * \kappa^A(m_n > m_p) \\
\alpha_3 = (1 - \eta) * |\omega| * \kappa^B(m_p > m_n) \\
\alpha_4 = (1 - \eta) * |\omega| * \kappa^B(m_n > m_p)
\end{cases} \quad (3)$$

2. 传播者状态变化分析

考虑到舆情信息扩散的双重渠道,单层网络传播者有可能向另一层社交网络中继续传播舆情信息,成为双层网络传播者,假设状态 K_P^A 、 K_N^A 、 K_P^B 、 K_N^B 分别以概率 γ_1 、 γ_2 、 γ_3 、 γ_4 转化为状态 I_P^{AB} 与 I_N^{AB} , 并假定各参数服从正态分布,即 $\gamma_i \sim N(\overline{\gamma_i}, \nu^2) (i = 1, 2, 3, 4)$ 。

另外,在组织行为学中,心理上的满足或物质上的收益是用户决策行为的主要动力,而网民的舆情传播行为更多地源于其为用户带来的心理上的满足,如引起他人关注、情绪宣泄、满足社会归属感等,故传播者无法对舆情信息持续保持兴趣。本节假设单层网络传播者 K_P^A 、 K_N^A 、 K_P^B 、 K_N^B 分别以概率 ϵ_1 、 ϵ_2 、 ϵ_3 、 ϵ_4 转化为免疫者,而 I_P^{AB} 与 I_N^{AB} 分别以概率 β_1 和 β_2 退出传播过程,成为免疫者,假定各参数服从正态分布,即 $\beta_i \sim N(\overline{\beta_i}, \sigma^2) (i = 1, 2)$ 。

三、舆情信息竞争式跨网络传播的仿真实验及分析

为讨论舆情信息竞争式跨网络传播过程,探索其传播规律及分析诸多因素对舆情信息竞争式传播过程的影响机制,本节拟对构建的舆情信息竞争式传播模型进行仿真模拟。

(一) 实验环境设置

由上述讨论可知,封闭式 OSN 均匀质性特征较为显著,而开放式 OSN 具有较强的异质性特征,在线社交网络中存在少量用户(如“大 V”和“名人”等)拥有数量较多的关注者。在已有研究的基础上^[5],本文选择 NW 小世界网络模拟封闭式 OSN,选择 BA 无标度网络模拟开放式 OSN。两种网络的拓扑结构参数如表 2 所示;度分布见图 3(坐标为双对数坐标),其中 $p(k)$ 代表度值为 k 的概率, k 则代表每个节点的度值。

表 2 开放式 OSN 和封闭式 OSN 的结构参数

网络名称	节点个数	节点平均度	节点最大度值	聚类系数	平均最短路径
开放式 OSN	2 000	39.595	318	0.010 0	2.347 8
封闭式 OSN	2 000	40.05	56	0.160 3	1.932 3

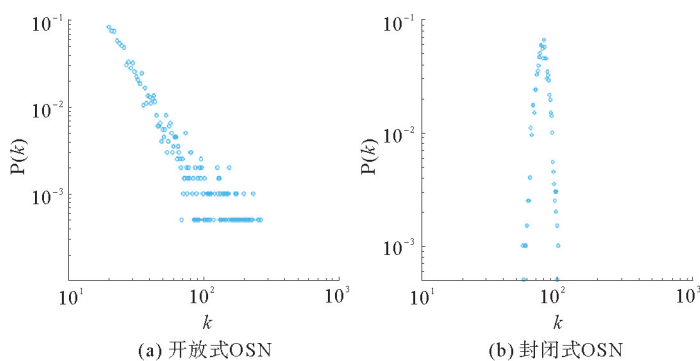


图 3 开放式 OSN(a)与封闭式 OSN(b)度分布

在舆情信息传播的初始阶段,网络中传播者的数量非常少,大部分用户均处于未知状态。因此,在初始时刻,分别在开放式 OSN 和封闭式 OSN 中随机选取 10 个节点传播正、负面舆情信息,其余节点均处于未知状态。而对于其余参数的定义,结合相关文献、^{[5]32, [10]2834, [18]267} 问卷调查以及实际舆情信息传播数据等渠道,设置实验参数: $N = 2\ 000$, $\eta = 0.1$, $\epsilon_1 = 0.1$, $\epsilon_2 = 0.1$, $\epsilon_3 = 0.1$, $\epsilon_4 = 0.1$, $\gamma_1 = 0.15$, $\gamma_2 = 0.15$, $\gamma_3 = 0.15$, $\gamma_4 = 0.15$, $\beta_1 = 0.1$, $\beta_2 = 0.1$ 。为了降低随机性带来的误差影响,将每次仿真实验独立进行 100 次,用 100 次实验结果的平均值作为最终结果进行分析。

由实验参数设置可知,在线社交网络中舆情信息竞争式传播主要与两个因素相关:一是网络的拓扑结构,体现了用户邻居节点的状态以及可能接触到的舆情信息路径的多寡;二是用户的状态转移概率,体现了用户主动传播意愿的大小。基于此,本节将重点观察上述两个因素对社交网络中两类舆情共演化过程的影响。

(二) 舆情信息竞争式跨网络传播过程分析

已有研究表明耦合的网络结构对单一类舆情信息扩散具有促进作用,^{[5]28, [6]479} 但对舆情信息竞争式传播的影响却未形成统一的研究结论。基于上述实验参数进行仿真实验,研究两类舆情信息在双层在线

社交网络中的传播机制。

为清晰展示实验结果,定义 ρ_P 与 ρ_N 分别为在线社交网络中正负面舆情信息传播者的密度。另外,根据正负面舆情信息出现的位置不同,将实验情境分为:(a)负面舆情信息率先出现在开放式 OSN 中,而正面舆情信息率先出现在封闭式 OSN 中;(b)正面舆情信息率先出现在开放式 OSN 中,而负面舆情信息率先出现在封闭式 OSN 中;(c)正负面舆情信息同时出现在开放式 OSN 中;(d)正负面舆情信息同时出现在封闭式 OSN 中。仿真结果如图 4 所示。

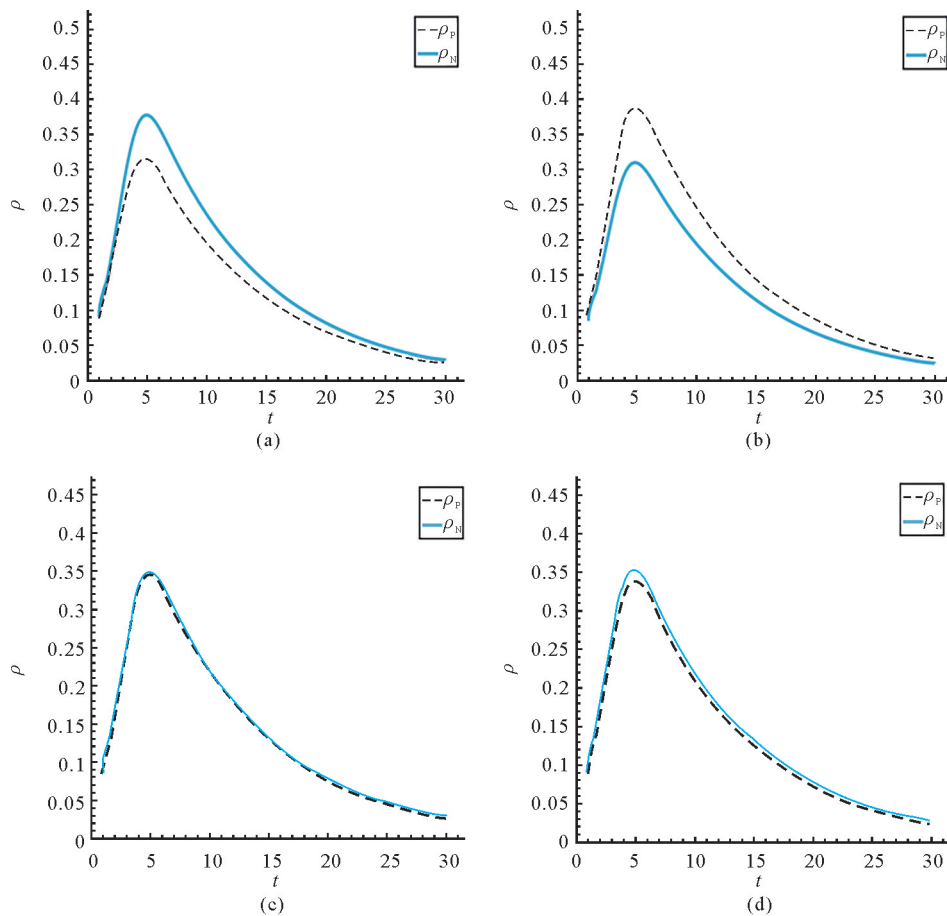


图 4 舆情信息竞争式跨网络传播过程

由实验结果可知,整体而言,不同情境下两类舆情信息的传播过程大致相似,但是也存在一定差异。由图 4(a)可知,在舆情信息竞争式跨网络传播过程中,正负面舆情信息在初始阶段的传播速度非常快,呈现出爆发式增长态势, ρ_P 与 ρ_N 在 $t=4$ 时刻即达到其峰值,且存在 $\rho_N > \rho_P$;随着时间的推移,负面舆情信息持续保持竞争优势。基于上述特征,本文给出以下猜想:在开放式 OSN 中率先传播的舆情信息在信息扩散过程中具有竞争优势。

为验证上述猜想,结合图 4(b)可知,当正负面舆情信息分别率先在开放式 OSN 与封闭式 OSN 中传播时,两类舆情信息的密度变化曲线依旧近乎垂直于水平线。在 $t=4$ 时,两类舆情信息传播者的密度均达到峰值,但存在 $\rho_P > \rho_N$;且纵观整个传播过程,正面舆情信息的传播始终占据优势,实验结果验证了上述猜想。究其原因,对于有限规模的无标度网络而言,当 $\gamma=2.5$ 时,其临界值约为匀质网络(如小世界网络)的 $1/10$,即 $\lambda_C^{BA} = \frac{1}{10} \times \lambda_C^{NW[26]}$ 。在开放式 OSN 中,只要传播率大于 0,舆情信息便可在社交网络中传播,表明开放式 OSN 抵制舆情信息扩散的能力较封闭式 OSN 更弱,故舆情信息在开放式 OSN 中更容易

传播。由此可得:开放式 OSN 决定了舆情信息的共演化结果。

另外,综合图 4(c)(d)可知,当正负面舆情信息同时出现在开放式 OSN 与封闭式 OSN 时,两类舆情信息的传播曲线近乎重叠,竞争演化结果无法分出胜负;且图 4(c)(d)中 ρ_N 的峰值显著低于图 4(a)中 ρ_P 的峰值,表明当正负面舆情信息同时在相同网络中爆发时,负面舆情信息传播被显著抑制,且传播规模有所减小。

上述两类在线社交网络,均以其独特的网络结构特征为舆情的监管带来一定困难。面对负面舆情信息在开放式 OSN 中的爆发与扩散,一方面,监管主体可利用政务微博、短视频的形式进行公开澄清和高效回应;另一方面,亦可通过资深评论者、微博大 V、抖音网红,向网民传递事件真相,引导网民客观、冷静地面对舆情危机。反观微信、QQ 等小世界特征显著的社交网络,由于封闭性较强,针对该类社交网络中舆情信息的管控,监管主体可建立社情民意反映制度,如微信留言板,增加用户表达诉求的途径,确保舆情信息持续健康的发展,建立起风清气正的网络空间。

(三)实验参数的敏感度分析

上文主要讨论了拓扑结构对舆情信息竞争式传播过程的影响,本节将重点探讨状态转移概率对舆情信息竞争式跨网络传播过程的影响。为清晰展示实验结果,定义测度指标 $M_P = Max(P(t))$ 、 $M_N = Max(N(t))$ 分别为社交网络中正负面舆情信息传播者数量的最大值, M_N 越大代表负面舆情信息传播范围越广。此外,在单层网络传播者向双层网络传播者发生状态转移的过程中,主要受到基础概率(γ_1 、 γ_2 、 γ_3 、 γ_4)的影响,为分析两类舆情信息传播者的数量对实验参数变化的敏感度,首先固定 $\gamma_2=0.15$ 、 $\gamma_4=0.15$,调整 γ_1 、 $\gamma_3 \in (0, 1]$,得到图 5(a);随后,固定 $\gamma_1=0.15$ 、 $\gamma_3=0.15$,调整 γ_2 、 $\gamma_4 \in (0, 1]$,得到图 5(b)。

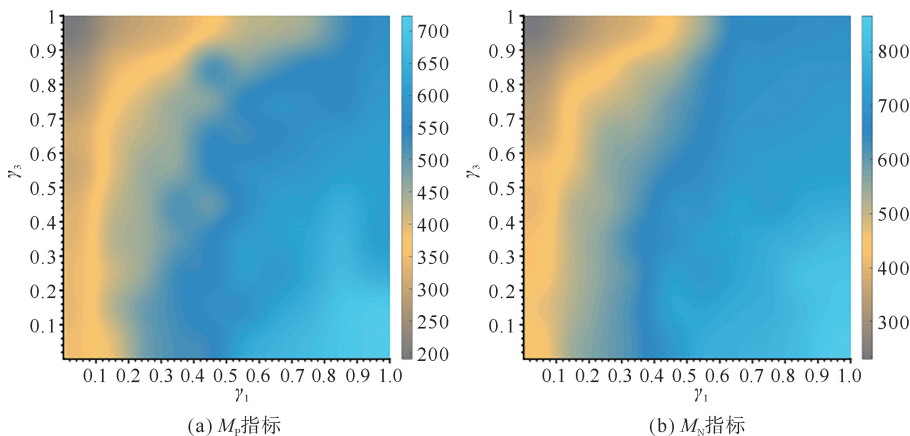


图 5 单层网络传播者状态转移概率对舆情信息竞争式传播过程的影响

由实验结果可知,单层网络传播者的状态转移概率均显著影响两类舆情信息的演化过程,且两类舆情信息呈现出类似的变化过程。具体而言,随着单层网络传播者状态转移概率 γ_1 、 γ_3 的增加,在线社交网络中正面舆情信息的传播逐渐占据优势(如图 5(a)所示),压缩了负面舆情信息的传播空间;而随着单层网络传播者的状态转移概率 γ_2 、 γ_4 的增加,在线社交网络中负面舆情传播者的数量不断增加(如图 5(b)所示),正面舆情信息的扩散空间遭到挤压,实验结果符合预期。

值得注意的是,对比两种情境下两类舆情信息的演化过程可知,正负面舆情信息传播者的密度变化沿着 γ_1 与 γ_2 的方向层次分明,而沿着 γ_3 与 γ_4 的方向无显著变化。如图 5(b)中,当 $\gamma_2 \rightarrow 0$ 时,随着 γ_4 的增加,负面舆情信息的传播始终占据主导优势,舆情信息的传播环境进一步恶化。另外,图 5(a)也呈现出类似的变化。结合上述实验结果可知,在线社交网络中舆情信息竞争式传播对 γ_1 与 γ_2 呈现出较强的敏感度,即主要依赖于开放式 OSN 中用户的传播行为。

便捷的信息传递方式赋予了在线社交网络中舆情信息传播速度快、传播范围广的特征,上述研究结

果对舆情信息的实践管理具有一定启发:面对社交网络中社会热点话题引发相关负面舆情信息的传播,一方面,监管主体应充分利用抖音、微博等社交平台,及时披露真实信息,刊发有说服力的文章,使主流信息、正面信息占领网络阵地;另一方面,可以利用如微博超话、抖音直播间等新型模式,拓宽网民反映诉求的渠道、建立开放透明的舆情回应制度,对舆情信息实时监测,实现监管主体对舆情信息的主动处置。

四、舆情信息竞争式跨网络传播的干预策略研究

(一) 干预策略精细化定义

由上述分析可知,若任由负面舆情信息在在线社交网络中传播,而不施加任何干预,可能会混淆视听,引发政府信任危机乃至社会动荡。因此,政府、社交平台等监管主体需要采取相关措施遏制负面舆情信息的传播。在管理实践中,考虑到网络环境的复杂性,监管主体可能无法约束网络中全部传播者的行为;此外,监管主体对负面舆情信息传播的干预时机与干预强度也是需要讨论的重点议题。基于上述问题,引入三个重要参数 $\tau \in [0, 20]$ 、 $\mu \in (0, 1]$ 和 C : τ 代表监管主体对舆情信息传播介入的时机, μ 代表监管主体对负面舆情信息传播者干预的比例,而 C 代表监管主体干预负面舆情信息传播过程的成本。

由上述讨论可知,在监管主体对负面舆情信息传播的监管与治理过程中,存在诸多治理方向,如干预时机、干预强度等,鉴于此,识别关键的治理方向,有效抑制负面舆情信息的大范围扩散,对营造清朗的网络空间具有重要实践价值。

(二) 干预时机与干预强度对舆情信息竞争式传播过程影响

在第三节(一)的参数设置基础上,固定 $\mu = 0.1$, 调整 $\tau \in [1, 20]$, 在 τ 时刻选择 10% 的负面舆情信息传播者进行干预, 讨论干预时机对舆情信息竞争式传播的影响。其中, $\rho_P|_{\tau=0}$ 、 $\rho_N|_{\tau=0}$ 表示监管主体未干预时正负面舆情信息传播者的密度, 实验结果如图 6(a) 所示。随后, 固定 $\tau = 4$, 随后调整干预强度 $\mu \in (0, 1]$, 在 $\tau = 4$ 时刻选择干预强度为 μ 的负面舆情信息传播者进行干预, 讨论干预强度对舆情信息竞争式传播的影响, 实验结果如图 6(b) 所示。

由实验结果可知, 干预时机和干预强度均显著影响两类舆情信息的扩散。整体而言, 在对负面舆情信息传播的干预过程中, 存在有效的干预时机区间 ($\tau \in [1, 7]$), 且舆情干预时机越早其干预效果越显著。如图 6(a) 所示, 在舆情传播初始阶段, 越早披露真实信息、回应虚假信息, 正面舆情信息的传播优势越显著; 若干预时机过晚 ($\tau > 7$), 负面舆情信息已经在社交网络中大规模扩散, 甚至已造成舆情失控的局面, 监管主体的干预策略无法起到预期的效果。另外, 随着干预强度逐渐提升, 负面舆情信息的传播空间被逐渐压缩。如图 6(b) 所示, 在监管主体干预负面舆情信息传播时, 随着 μ 的增加, ρ_N 逐渐降低, 而 ρ_P 的曲线变化较为平稳。

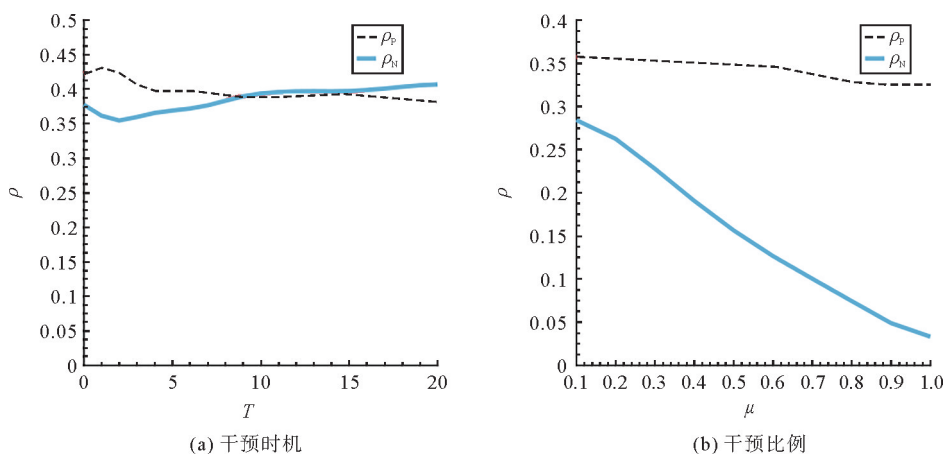


图 6 干预时机(τ)与干预强度(μ)对舆情信息竞争式传播过程的影响

综上可得,干预强度(μ)与干预时机(τ)均显著影响着舆情信息竞争式传播过程。接下来本节将借助光谱图,重点对比分析二者对舆情信息竞争式传播过程的影响程度。定义 $\tau \in [1, 20]$ 与 $\mu \in (0, 1]$,仿真结果如图 7 所示。

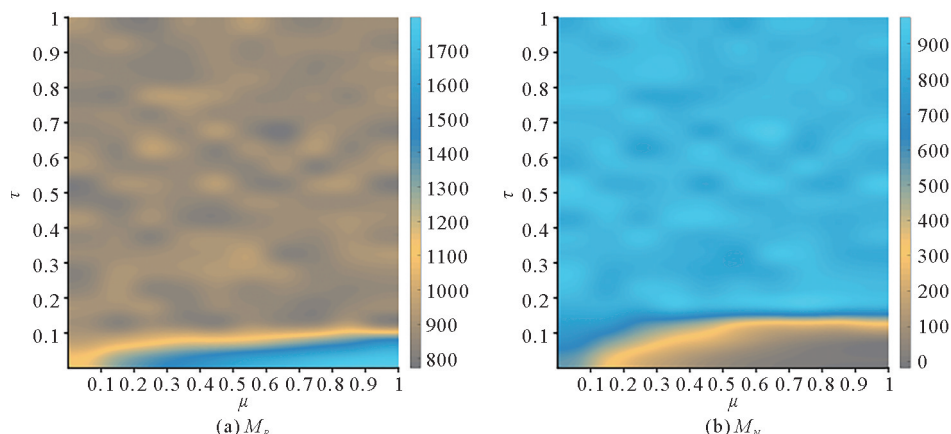


图 7 干预时机(τ)与干预强度(μ)对舆情信息竞争式传播的综合影响

由实验结果可知,干预时机与干预强度共同影响着两类舆情信息的演化过程。整体而言,随着干预时机的逐渐推迟($\tau \rightarrow 20$)及干预强度的逐渐减弱($\mu \rightarrow 0$),负面舆情信息传播者数量不断增加,而正面舆情信息的扩散则被显著抑制。另外,值得注意的是,干预时机与干预强度对两类舆情信息演化过程的影响也存在一定差异,如由图 7 可知,正负面舆情信息传播者的数量沿着干预时机的方向变化层次分明,而干预强度对舆情信息竞争式传播过程的影响非常小。具体而言,如在图 7 中,当 $\tau > 3$ 时,即使监管主体施加最大的干预强度($\mu \rightarrow 1$),仍无法保证正面舆情信息的传播占据优势,此时负面舆情信息仍在社交网络中大范围扩散;而当 $\tau < 3$ 时,即使监管主体选择较低的干预强度($\mu \rightarrow 0$),仍可以将负面舆情信息传播者的数量控制在较小范围。

结合上述实验结果可知,相较于干预强度,在线社交网络中舆情信息的扩散对监管主体干预时机的变化更加敏感。上述研究结果对舆情信息的监管与治理具有一定启发,面对互联网中的负面报道和爆料时,政府、社交平台等监管主体应重点把握好对负面舆情信息传播介入的时机,在了解事情原委的基础上,第一时间抢占舆论先机,快速回应虚假信息,及时反馈处置情况,将负面隐患消除在萌芽状态。

(三) 监管成本对舆情信息竞争式传播过程影响

1. 定义监管成本

一般而言,监管主体干预策略的成本正比于干预强度,即主要受到负面舆情信息传播者的网络地位及其数量的影响。在识别网络影响力的诸多方法中,有节点度、介数、中心度、K-shell 值等,而本文在舆情信息竞争式传播模型的构建过程中,重点考虑用户之间的好友数以及粉丝数,并以用户周围传播某类舆情信息人数的占比作为其是否传播舆情信息的依据,故选择用户的节点度作为其网络地位的直观体现。

将网络中负面舆情信息的传播节点根据度值进行降序排列,随机选取部分节点作为干预节点,定义该干预策略为 S_1 ;优先选取高度节点作为干预节点,将该策略定义为 S_2 ;优先选取低度节点作为干预节点,令该策略为 S_3 。此外,将干预强度划分为 4 个等级: $\mu_1 = 5\%$, $\mu_2 = 10\%$, $\mu_3 = 20\%$, $\mu_4 = 30\%$ 。定义 $Q_n (n = 1, 2, \dots, \text{Scale} * \mu_i)$ 为监管主体干预负面舆情信息传播者的数量,Scale 为负面舆情信息传播者的总人数。

结合上述分析以及在相关研究的基础上,^{[5]32,[9]124} 定义监管主体干预策略的成本函数为:

$$C(i, n) = C_{S_1}^{\mu_i} * Q_n \quad (i = 1, 2, 3, 4), \tag{4}$$

其中, $C_{S_1}^{\mu_1}$ 表示当干预强度为 μ_1 、执行 S_1 策略时, 选取节点度的平均值, 节点平均度的取值为 100 次实验结果的平均值。

2. 干预策略

综上可得, 在开放式 OSN 中, 监管主体的干预策略集合为: $S = \{S_1^{\text{ope}}, S_2^{\text{ope}}, S_3^{\text{ope}}\}$; 在封闭式 OSN 中, 监管主体的干预策略集合为 $S = \{S_1^{\text{clo}}, S_2^{\text{clo}}, S_3^{\text{clo}}\}$ 。

在开放式 OSN 中, 选取 μ_1 等级的节点作为干预节点并执行 S_1^{ope} 策略, 令其为基础成本 $C_1^{S_1^{\text{ope}}}$, 在 $C_1^{S_1^{\text{ope}}}$ 的约束下执行 S_2^{ope} 和 S_3^{ope} , 随后, 比较 $C_1^{S_1^{\text{ope}}}$ 相同时, S_1^{ope} 、 S_2^{ope} 、 S_3^{ope} 三种策略的干预效果。同样地, 选取 μ_1 等级的节点作为干预节点并执行 S_1^{ope} 策略, 在 $C_1^{S_1^{\text{ope}}}$ 约束下执行 S_2^{ope} 和 S_3^{ope} , 比较成本为 $C_2^{S_1^{\text{ope}}}$ 时, S_1^{ope} 、 S_2^{ope} 、 S_3^{ope} 三种策略的干预效果。按照同样的方法, 分别检验 μ_1 在其他等级下两种策略的干预效果。

在封闭式 OSN 中, 在负面舆情信息传播者的节点中选取 μ_1 等级的节点作为干预节点, 执行 S_1^{clo} 策略, 定义其为基础成本 $C_1^{S_1^{\text{clo}}}$, 在基础成本的约束下执行 S_2^{clo} 和 S_3^{clo} , 并比较 S_1^{clo} 、 S_2^{clo} 、 S_3^{clo} 的干预效果。最后, 按照相同方法分别检验 μ_1 在其他等级下三种干预策略的干预效果。

另外, 为清晰展示干预效果是否显著, 定义参数 $\delta = \text{Max}(P(t))/\text{Max}(N(t))$ 作为观测变量, 令 $\delta = 1$ 作为检验干预效果的标准线。如果 $\delta > 1$, 说明正面舆情信息传播者的数量多于负面舆情信息传播者的数量, 干预措施取得预期的干预效果, 如果 $\delta < 1$, 则说明干预效果不显著。实验结果如图 8 所示。

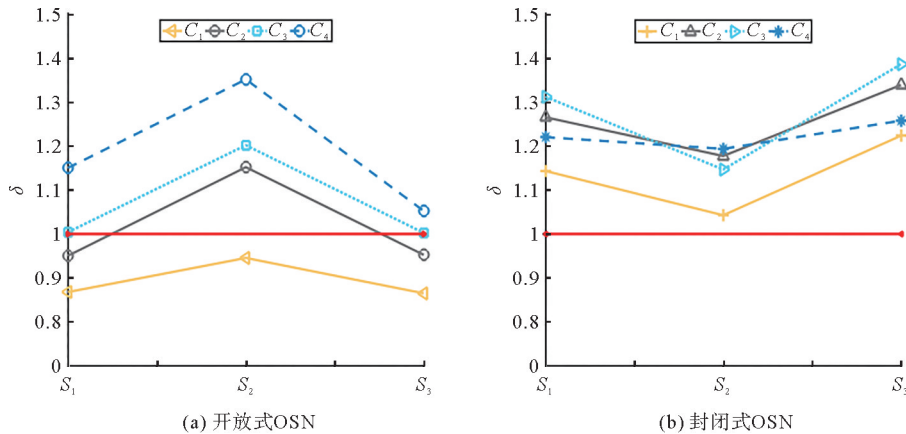


图 8 开放式 OSN (a) 与封闭式 OSN (b) 监管主体干预策略的效果

3. 仿真结果分析

由实验结果可知, 在监管主体不同的干预策略下, 两类 OSN 中的舆情信息传播呈现出不同的演化结果。整体而言, 封闭式 OSN 中的干预策略集合在 $C_1^{S_1^{\text{clo}}}$ 条件下即可保证正面舆情信息的传播占据优势 ($\delta > 1$), 监管主体付出较低的监管成本便可达到预期的干预效果; 而在开放式 OSN 干预策略集合中, 监管主体只有提升成本至 $C_2^{S_1^{\text{ope}}}$ 执行 S_2^{ope} 策略, 方能有效抑制负面舆情信息传播, 相较于封闭式 OSN, 监管成本更高。

此外, 对比两类 OSN 中监管主体的干预策略, 其治理效果存在一定差异。具体而言: 在开放式 OSN 中, 特定监管成本条件下, 不同干预策略下的治理效果存在较明显差异。当监管成本为 $C_1^{S_1^{\text{ope}}}$ 时, 三种策略均未达到预期的干预效果 ($\delta < 1$), 监管主体只能进一步提升成本。显然, 当监管成本提升至 $C_2^{S_1^{\text{ope}}}$ 、监管主体选择 S_2^{ope} 策略时, 正面舆情 $\delta > 1$ 信息的传播占据主导优势, 能够达到预期的干预效果。值得注意的

是,其余干预策略仅在成本为 $C_3^{S_1^{ope}}$ 时,对负面舆情信息传播的干预勉强实现预期效果。考虑到实际监管成本有限,当监管成本为 $C_2^{S_1^{ope}}$ 时, S_2^{ope} 策略为最优干预策略。在开放式 OSN 中,少量(约 10%)Hub 节点的存在赋予了开放式 OSN 异质性显著的特征,用户之间网络地位的差异性显著($k_{max}^{ope} = 318, k_{min}^{ope} = 24$),故选择少量权威节点作为干预节点可以显著影响两类舆情信息的演化结果。

而在封闭式 OSN 中,整体而言,随着干预节点数量的增加,治理效果呈现利好趋势,但 S_1^{clo} 与 S_3^{clo} 治理效果的差异并不显著。由图 8(b)可知,当监管成本为 $C_1^{S_1^{clo}}$ 时,三种策略均可保证正面舆情信息占据优势,但监管主体选择 S_3^{clo} 策略时,治理效果最好。值得注意的是,比较三种策略节点选取的特点,可以发现 S_2^{clo} 策略节点选取的度值较大、数量最少,治理效果最差, S_1^{clo} 策略次之, S_3^{clo} 策略节点选取的度值较小、数量最多,但治理效果最好。究其原因,匀质性较强这一特点导致了用户网络地位之间的差异性并不显著($k_{max}^{clo} = 56, k_{min}^{clo} = 30$),故在封闭式 OSN 中,干预节点数量的多寡在影响两类舆情信息的演化结果中起到了关键作用。

由上述研究结果可知,针对开放式 OSN 中负面舆情信息的传播,相较于普通网民,监管主体应该优先选择少量传播负面舆情信息的权威节点作为干预对象,可以显著影响两类舆情信息的演化结果。在面对网络舆论中的“伪民意”和各类不良信息、不良现象时,监管主体应有的放矢地予以制止和引导,着重对传播负面舆情信息的微博“大 V”或者“抖音网红”进行管控,如采取与信息发布者沟通删除、与平台管理部门沟通删除或者禁言等措施,消除谣言滋生的土壤,对维护网络良好生态具有重要的实践价值。而在封闭式 OSN 中,监管主体应以干预舆情信息传播者数量最大化为目标,一方面,选择大量的普通网民作为正面舆情初始传播者,如鼓励并支持微信朋友圈中用户转发正面舆情信息;另一方面,对突破法律底线的言论或谣言进行合理规范,压缩负面舆情信息生存的空间,对引导封闭式较强的在线社交网络中舆情信息传播有着显著效果。

五、结束语

随着云计算、大数据、5G 等信息传播技术的迅猛发展,在线社交网络作为时代媒介正深刻改变着舆论生态。在线社交网络的广泛参与性、互动性、开放性平台的多元化等特征赋予了舆情信息新的特征,进一步增加了舆情引导的难度,受到学术界与管理实践的广泛关注。鉴于此,本文设计了舆情信息竞争式跨网络传播模型,探讨了两类舆情信息的传播规律;随后讨论了干预时机、干预强度对舆情信息竞争式传播过程的影响,识别舆情治理的关键方向;最后针对开放式 OSN 与封闭式 OSN,在成本约束条件下,分别提出干预策略并进行了优化。主要研究结论有:开放式 OSN 决定了两类舆情信息的演化结果;在线社交网络中舆情信息竞争式传播主要依赖于开放式 OSN 中用户的传播行为;在对负面舆情信息传播进行干预时,存在有效的干预时机区间;且相较于干预强度,干预时机对在线社交网络中两类舆情信息扩散影响更为显著;在成本约束条件下,在开放式 OSN 中,政府等监管主体选择干预对象时应以用户影响力为目标;而在封闭式 OSN 中,政府等监管主体选择干预对象时应以用户数量最大化为目标。基于实验结果与分析,对在线社交网络中舆情信息的传播与管理提出了针对性建议,对政府、社交平台等监管主体引导网络舆论、净化网络空间具有一定的理论价值与实践意义。

参考文献:

- [1] 中国互联网络信息中心. 第 50 次中国互联网络发展状况统计报告[R]. 北京:中国互联网络信息中心,2022.
- [2] MORONE F, MAKSE H A. Influence maximization in complex networks through optimal percolation[J]. Nature, 2015 (7563):65-68.
- [3] YANG J X, ZHANG Y. Epidemic spreading of evolving community structure[J]. Chaos, solitons and fractals, 2020, 140:110.

- [4] CICALESE F, CORDASCO G, GARGANO L, et al. Spread of influence in weighted networks under time and budget constraints[J]. *Theoretical computer science*, 2015, 586: 40-58.
- [5] 王家坤,王新华. 双层社交网络上的企业舆情传播模型及控制策略研究[J]. *管理科学*, 2019, 32(1).
- [6] GOMEZ S, DIAZ-GUILERA A, GOMEZ-GARDENES J, et al. Diffusion dynamics on multiplex networks[J]. *Physical review letters*, 2013, 110(2): 701.
- [7] 王新华,黄和,于灏,等. 新媒体视域下个体投资用户的信息获取行为研究[J]. *现代情报*, 2018, 38(9): 48-56.
- [8] YANG H, GU C G, TANG M, et al. Suppression of epidemic spreading in time-varying multiplex networks[J]. *Applied mathematical modelling*, 2019, 75: 806-818.
- [9] WANG J K, WANG X H, LI Y. A discrete electronic word-of-mouth propagation model and its application in online social networks[J]. *Physica A: Statistical mechanics and its applications*, 2019, 527: 121-142.
- [10] 任建超,韩青. 基于食品安全异质性的信息扩散过程研究[J]. *系统工程理论与实践*, 2017, 37(11).
- [11] YAN X B, JIANG P. Effect of the dynamics of human behavior on the competitive spreading of information[J]. *Computers in human behavior*, 2018, 89: 1-7.
- [12] ANDERSON B D O, YE M B. Recent advances in the modelling and analysis of opinion dynamics on influence networks[J]. *International journal of automation and computing*, 2019(2): 129-149.
- [13] LORENZ J. Heterogeneous bounds of confidence: Meet, discuss and find consensus[J]. *Complexity*, 2010(4): 43-52.
- [14] WATTS D J. A simple model of global cascades on random networks[J]. *Proceedings of the national academy of sciences*, 2002(9): 5766-5771.
- [15] CHAKRABARTI D, WANG Y, WANG C X, et al. Epidemic thresholds in real networks[J]. *ACM transactions on information and system security*, 2008(4): 1-26.
- [16] DALEY D J, KENDALL D G. Epidemics and rumours[J]. *Nature*, 1964, 204(4963): 1118.
- [17] 周姝怡,朱恒民,魏静. 网络谣言和正面信息交互过程建模与仿真[J]. *图书与情报*, 2016(6): 129-134.
- [18] 王治莹,梁敬. 突发事件中多种异质信息在出现时间差异情境下的竞争传播研究——两阶段竞争模型[J]. *管理评论*, 2019, 31(10).
- [19] MAJI G, MANDAL S, SEN S. A systematic survey on influential spreaders identification in complex networks with a focus on K-shell based techniques[J]. *Expert systems with applications*, 2020, 161: 1-18.
- [20] LIU X C, ZHU X Z, TIAN H, et al. Identifying localized influential spreaders of information spreading[J]. *Physica A: Statistical mechanics and its applications*, 2019, 519: 92-97.
- [21] MIORANDI D, PELLEGRINI F D. K-Shell decomposition for dynamic complex networks [EB/OL]. [2022-08-30]. <https://hal.inria.fr/inria-00492057/document>.
- [22] 刘慧,王炳珺,陆君安,等. 复杂网络牵制控制优化选点算法及节点组重要性排序[J]. *物理学报*, 2021, 70(5): 284-294.
- [23] LE L T, ELIASSI-RAD T, TONG H H. MET: A fast algorithm for minimizing propagation in large graphs with small Eigen-gaps [EB/OL]. [2022-08-30]. <https://epubs.siam.org/doi/pdf/10.1137/1.9781611974010.78>.
- [24] ZHANG H F, LI K Z, FU X C, et al. An efficient control strategy of epidemic spreading on scale-free networks[J]. *Chinese physics letters*, 2009(6): 298-301.
- [25] 李春发,刘凯,王晟镕. 基于 Multi-Agent 的政府干预下虚假舆情传播规律与控制决策[J]. *现代情报*, 2018, 38(5): 53-59.
- [26] 汪小帆,李翔,陈关荣. 复杂网络理论及其应用[M]. 北京:清华大学出版社, 2006: 26.

Competitive Cross-Network Dissemination and Intervention

Strategies of Public Opinion Information

HOU Yanhui, ZHANG Hao, WANG Jiakun

(College of Economics and Management, Shandong University of Science and Technology, Qingdao, Shandong 266590, China)

Abstract: Under the new media environment, research on the competitive cross-network dissemination and intervention strategies of public opinion information (also referred to as public opinion) is of great significance for the government, social platforms and other regulators to guide public opinion and create a clear cyberspace. Combined with the theory of complex networks and mean field, this paper proposes a model for competitive cross-network dissemination of public opinion, explores the evolution laws of two types of public opinion and identifies the key directions for public opinion guidance through simulation experiments. Then, the issues of intervention timing, intensity, effect and optimization in the intervening process are discussed in depth in two types of online social networks (OSN). The results show that the competitive cross-network dissemination of public opinion mainly depends on netizens' behaviors in open OSN; compared with intervention intensity, the evolution process of public opinion is more sensitive to the change of intervention timing; and the regulators should adopt heterogeneous intervention strategies facing public opinion in different types of OSN under the cost constraints.

Key words: public opinion information; cross-network dissemination; intervention strategies; online social networks

(责任编辑:魏 霄)

(上接第 88 页)

Pricing and Service Effort Decision of Dual-Channel Supply Chain:

A Perspective of the Showrooming Effect

DONG Xinglin, NIE Lejie

(College of Economics and Management, Shandong University of Science and Technology, Qingdao, Shandong 266590, China)

Abstract: For dual-channel supply chain consisting of manufacturers and retailers, the influence of the showrooming effect on pricing and service effort decision of supply chain members under three strategies, namely, no-service effort, ex-ante service effort and ex-post service effort, is discussed. The results show that: (1) From the perspective of the showrooming effect, manufacturers and retailers maximize profits under the ex-post service effort strategy. (2) Manufacturers provide retailers with the highest/lowest wholesale prices under the ex-ante/ex-post service effort strategies. In addition, the above three strategies are further discussed on the premise of the absence of the showrooming effect. The results show that the more intense the showrooming effect becomes, the more profits manufacturers and retailers will gain under the ex-post service effort strategy.

Key words: dual-channel supply chain; pricing decision; service effort; showrooming effect

(责任编辑:魏 霄)