

5-15-2020

Model and Simulation of Interactive Dissemination of Multiple Public Opinion Information under Government Intervention

Zhiying Wang

School of Management Science & Engineering, Anhui University of Technology, Ma'anshan 243032, China;

Weikang Wang

School of Management Science & Engineering, Anhui University of Technology, Ma'anshan 243032, China;

Chaolong Yue

School of Management Science & Engineering, Anhui University of Technology, Ma'anshan 243032, 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.

Model and Simulation of Interactive Dissemination of Multiple Public Opinion Information under Government Intervention

Abstract

Abstract: In order to identify the interactive dissemination rules of the multiple public opinion information (POI) in major emergencies and make the intervention decisions more pertinently, an intervention model of interactive dissemination is proposed. The *model integrates the characteristics of the unequal competition of multiple POI, expands the existing intervention model of the single POI dissemination, and could analyze the intervention measures from the global perspective of the interactive dissemination.* Case analysis and simulation results show that the proposed model could well simulate the evolution of the interactive transmission of the multiple POI. Although the strong POI is more harmful than the weak POI, the intervention decision-making still needs to pay attention to them and their interaction.

Keywords

emergencies, government intervention, public opinion information (POI), interactive dissemination, intervention decision-making

Recommended Citation

Wang Zhiying, Wang Weikang, Yue Chaolong. Model and Simulation of Interactive Dissemination of Multiple Public Opinion Information under Government Intervention[J]. Journal of System Simulation, 2020, 32(5): 956-966.

政府干预下多种舆情信息交互传播模型与仿真

王治莹, 王伟康, 岳朝龙

(安徽工业大学管理科学与工程学院, 安徽 马鞍山 243032)

摘要: 为识别重大突发事件中多种舆情信息的交互传播规律和更有针对性地制定干预决策, 提出了一种交互传播干预模型。该模型融入了多种舆情信息不平等竞争的特点, 扩展了现有的单一舆情信息传播干预模型, 并可从交互传播整体视角分析干预措施的作用。案例分析与仿真结果表明: 该模型可较好地模拟多种舆情信息交互传播的演化趋势; 虽然强势舆情信息比弱势舆情信息的潜在危害大, 但是干预决策仍需综合关注强势和弱势舆情信息及其间的交互关系。

关键词: 突发事件; 政府干预; 舆情信息; 交互传播; 干预决策

中图分类号: TP391.9

文献标识码: A

文章编号: 1004-731X (2020) 05-0956-11

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.18-0626

Model and Simulation of Interactive Dissemination of Multiple Public Opinion Information under Government Intervention

Wang Zhiying, Wang Weikang, Yue Chaolong

(School of Management Science & Engineering, Anhui University of Technology, Ma'anshan 243032, China)

Abstract: In order to identify the interactive dissemination rules of the multiple public opinion information (POI) in major emergencies and make the intervention decisions more pertinently, an intervention model of interactive dissemination is proposed. The model integrates the characteristics of the unequal competition of multiple POI, expands the existing intervention model of the single POI dissemination, and could analyze the intervention measures from the global perspective of the interactive dissemination. Case analysis and simulation results show that the proposed model could well simulate the evolution of the interactive transmission of the multiple POI. Although the strong POI is more harmful than the weak POI, the intervention decision-making still needs to pay attention to them and their interaction.

Keywords: emergencies; government intervention; public opinion information (POI); interactive dissemination; intervention decision-making

引言

由于重大突发事件频繁发生, 如 2008 年汶川

地震、2009 年甲型 H1N1 流感、2011 年日本核泄漏事件、2015 年天津滨海新区爆炸事件和 2017 年红黄蓝幼儿园虐童事件, 这些重大突发事件本身又错综复杂, 事件发生后往往引发多种舆情信息, 促使干预决策的制定通常不能完全针对单一信息。例如, 2015 年天津滨海新区爆炸事故发生后, 引发了“政企腐败”和“环境污染”两种代表性的舆情信息, 虽然与“环境污染”相比, “政企腐败”的敏感性



收稿日期: 2018-09-18 修回日期: 2018-11-21;
基金项目: 国家自然科学基金(71704001, 71601002),
安徽省自然科学基金(1808085QG224, 1708085MG
168);

作者简介: 王治莹(1987-), 男, 山东济南, 博士, 副教授, 硕导, 研究方向为突发事件应急管理; 王伟康(1991-), 男, 山东青岛, 硕士生, 研究方向为突发事件应急管理。

<http://www.china-simulation.com>

• 956 •

更高, 并受到了民众更为广泛的关注, 但是随着最高检和环保部门的介入, 针对二者及其关系的干预措施迅速颁布和执行。由此可见, 当舆论生态系统中存在多种具有不同传播地位的舆情信息时, 明晰其具有何种交互传播规律, 并识别干预措施对交互传播轨迹的影响, 对决策优化具有重要意义。

学术研究方面, 多种舆情信息的传播和干预问题已经受到学者们关注, 相关文献可大致划分为 2 类: 一是研究多种舆情信息的竞争或交互作用。Vosoughi 等^[1]基于 Twitter 平台研究了真实与虚假信息的竞争传播, 发现虚假比真实信息的传播范围更广及速度更快; 姜景等^[2]基于 Lotka-Volterra 竞争模型研究了微博中谣言与辟谣信息的竞争机理, 发现竞争系数与增长率影响竞争结果; Zhang 等^[3]也借助 Lotka-Volterra 模型研究了两种网上信息间的交互传播规律, 指出不同信息间既有竞争又有合作; 任建超和韩青^[4]建立了食品安全信息扩散的修正 Bass 模型, 发现正面与负面信息的相互渗透影响消费者对食品的信任程度; Xie^[5]研究了 2 种竞争性舆情信息传播对不同产品支持率的影响, 发现传播强度与产品支持率正相关; Liu 等^[6]在 SIR 模型中增加了犹豫者, 研究了 2 种竞争性舆情信息的传播动力学, 发现竞争结果受各自传播概率影响; Zhang 和 Zhu^[7]通过建立 I2S2R 模型研究了 2 种带有次生关系谣言的传播动态, 得出次生谣言的传播强度取决于初始谣言的传播强度; Trpevski 等^[8]分析了具有不同接受概率的两种谣言传播规律; Huo 和 Song^[9]研究了谣言与科学信息间的交互作用, 发现谣言与科学信息可在一定传播概率下共存; Jie 等^[10]基于 SIR 模型建立了两种谣言的交互作用模型, 发现群体行为受交互作用构成因素的影响; Zan^[11]考虑了 2 种谣言具有不同发布时间的 DSIR 模型, 指出后出现的谣言存在最佳发布时机; Huo 等^[12]更是提出了具有两种媒体传播的谣言模型, 发现媒体知名度和媒体间未知者转化会影响谣言传播规模。上述研究集中探讨 2 种舆情信息的演化规律, Wang 等^[13]

与本文研究框架最为相关, 通过考虑一种谣言比另一种谣言更具有吸引力, 建立了 2SI2R 传播模型, 但也是强调分析 2 种舆情信息的演化规律, 未从政府角度研究干预措施对 2 种舆情信息演化的作用。此外, Liu 等^[14]、Zhang 等^[15]和 Meng 等^[16]研究了 2 种疾病的感染过程, 也可为本文研究提供参考。二是研究舆情信息传播的干预策略。武澎等^[17]提出了舆情信息传播的超网络模型, 通过枢纽节点对传播进行干预; Fajardo^[18]提出利用移动的临时延迟网络来收集和传输突发事件发生后的关键信息; Shibata 和 Uchida^[19]为了解决信息传播不畅问题, 建立了灾害信息传输的延迟网络 (DTN); 邓青等^[20]考虑了用户的个体特征, 采用元胞自动机模型研究干预时机和措施对舆情传播动态的影响。值得一提的是, 以上研究干预策略的文献均集中于网络结构角度, 且仅考虑了一种舆情信息。王治莹和李勇建^[21]针对突发事件下单一舆情信息传播的情况, 建立了政府干预下舆情信息传播模型, 从群体状态转移角度给出了应急方案的制定策略, 可为本文研究多种具有不同传播地位舆情信息交互传播的干预决策提供参考。

总结以上, 本文创新之处在于: (1) 考虑到多种舆情信息本身性质的差异会导致不平等竞争的现状, 界定了强势与弱势舆情信息的概念; (2) 将单一舆情信息传播的干预系统扩展为强势与弱势舆情信息交互传播的干预系统; (3) 借助情景仿真, 从多种舆情信息交互传播的整体视角而非单一舆情信息传播的视角分析干预措施的影响。

1 问题描述

1.1 概念界定

当前对于多种舆情信息间关系的研究, 大多集中在竞争或交互关系层面, 未能更深入地考虑多种舆情信息本身的性质对竞争或交互关系的影响。在实际重大突发事件下的舆情传播过程中, 不同性质的舆情信息往往会导致其具有不同的吸引力, 从而会导致多种舆情信息体现出不平等竞争或交互关

系。例如, 2015 年天津滨海新区爆炸事故中的“政企腐败(如企业负责人是副市长之子等)”和“环境污染(如爆炸物致海河出现死鱼等)”2 种代表性的舆情信息, 在博取公众眼球方面存在显著差异。基于此, 给出强势与弱势舆情信息的概念: 强势舆情信息, 即内容敏感性高、危害性强及与民众利益切身相关, 易引发民众普遍关注; 弱势舆情信息, 即虽然具有危害性, 但是内容敏感性较弱或不直接关系民众利益, 民众关注相对较少。具体地, 若强势与弱势舆情信息 A 和 B 同时涌现, 设二者在 t 时刻($t \in [0, T]$, 0 为 A 和 B 的涌现时刻, T 为事件平息及 A 和 B 传播消亡时刻)的关注量分别为 $f_A(t)$ 和 $f_B(t)$, 累积关注量分别为 $N_A(t)$ 和 $N_B(t)$, 则 $N_A(t) = \int_0^t f_A(t) dt$, $N_B(t) = \int_0^t f_B(t) dt$, $N_A(t) > N_B(t)$ 。此外, 若设 $N(t)$ 为 A 和 B 在 t 时刻的关注总量, 则 $N_A(t) = N_A(t) + N_B(t)$, 根据信息熵理论^[22], 社会系统中民众关注量的信息熵 H 为: $H = -\sum_{i=1}^2 p_i \log p_i$, 其中 $p_1 = N_A(t)/N(t)$, $p_2 = N_B(t)/N(t)$ 。信息熵 H 的大小可反映社会系统中民众关注量的均衡程度, 即 H 越大, 则 $N_A(t)$ 和 $N_B(t)$ 越接近, 说明 A 和 B 的吸引力差别越小, 反之, 则差别越大。

1.2 群体类型与群体间关系分析

重大突发事件发生后, 关于事件的舆情信息迅速引发民众关注, 民众的反应表现为未知态(未听说过)、传播态(相信且传播)、免疫态(听说过但失去传播兴趣)^[21]。相比之下, 在强势与弱势舆情信息交互传播过程中, 群体状态可进一步细分为: 未知态(未听说过强势与弱势舆情信息)、传播态 1(相信且传播弱势舆情信息)、传播态 2(相信且传播强势舆情信息)、免疫态 1(对弱势舆情信息失去传播兴趣)和免疫态 2(对强势舆情信息失去传播兴趣)。强势与弱势舆情信息交互传播的实质是获取民众的关注和支持, 表现在群体面对不同信息时的行为状态转移, 即: (1)未知态向传播态 1 或传播态 2 转化; (2)传播态 1 向传播态 2 转化; (3)免疫态 1 向传播态 2 转化。具体如图 1 所示。

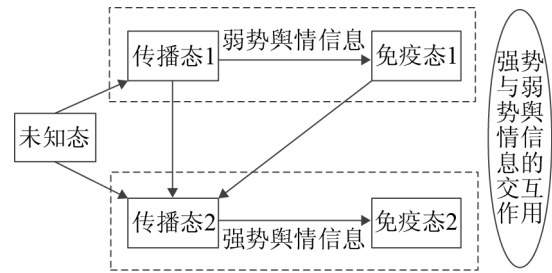


图 1 不同群体间的状态转移关系

Fig. 1 Transition relationships among different types of masses

1.3 政府干预作用分析

重大突发事件的突出特点是其导致的舆情危机爆发后, 由于舆情信息内容的敏感性, 易受民众关注, 并易引发次生事件。在此情境下, 政府干预行为显得尤为重要。政府干预行为指政府对各类群众间行为状态转移的影响, 文献^[21]根据单一舆情信息下的群体类型划分, 提炼了政府干预作用。本文借鉴该思路, 提炼强势与弱势舆情信息交互传播下的政府干预作用, 其影响包括: 未知态向传播态 1 转化、未知态向传播态 2 转化、传播态 1 向免疫态 1 转化、传播态 2 向免疫态 2 转化、传播态 1 向传播态 2 转化及免疫态 1 向传播态 2 转化。

2 政府干预下的交互传播模型

2.1 模型构建

假设强势与弱势舆情信息的交互传播过程发生在开放的社会系统中, 并设 c 和 g 分别表示受出生、病变和死亡等因素所影响的民众迁入率和迁出率, $c, g \in [0, 1]$ 。考虑到现实中政府干预下的舆情信息传播周期通常不会过长, 因此不妨假设该周期内民众的迁入和迁出较为平稳(即该周期内不会出现重大生育政策调整或其它严重影响民众生命安全的伤亡事故), 从而社会系统总人数保持稳定, 即 $c = g$ ^[13]。在此基础上, 若运用各群体人数所占社会系统总人数比例的变化来刻画各群体人数的变化(即未知者、传播者 1、传播者 2、免疫者 1 和免疫者 2 在时刻 t 占社会系统总人数的比例分别为 $I(t)$ 、 $S_1(t)$ 、 $S_2(t)$ 、 $R_1(t)$ 和 $R_2(t)$, 简记为 I 、 S_1 、 S_2 、

R_1 和 R_2), 则 $I+S_1+S_2+R_1+R_2=1$ 。

群体间转移规则如下: 未知者与传播者 1(传播者 2)接触后, 以一定概率转化为传播者 1(传播者 2); 传播者 1(传播者 2)以一定遗忘概率转化为免疫者 1(免疫者 2); 传播者 1(传播者 2)与免疫者 1(免疫者 2)接触后, 以一定概率转化为免疫者 1(免疫者 2); 此外, 由于强势比弱势舆情信息更具吸引力, 因此传播者 1 与传播者 2 接触时, 以一定概率转变为传播者 2, 而免疫者 1 与传播者 2 接触后, 以一定概率转变为传播者 2。

因此, 根据上述群体类型、各群体间的状态转移关系和政府的干预作用, 通过借助 SIR 传染病模型的构造思路, 可得政府干预下的强势与弱势舆情信息交互传播系统, 如图 2 所示。

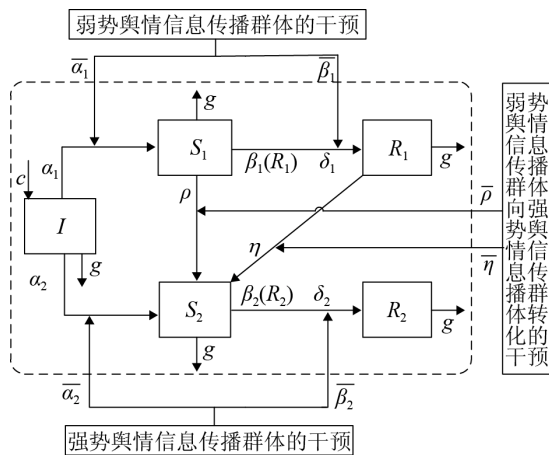


图 2 交互传播系统的运转流程

Fig. 2 Operation process of interactive dissemination system

进而根据动力学理论^[7, 13], 构建系统在考虑社会网络平均度条件下的微分方程组模型:

$$\begin{cases} \frac{dI}{dt} = c - (\alpha_1 - \bar{\alpha}_1)IS_1\bar{k} - (\alpha_2 - \bar{\alpha}_2)IS_2\bar{k} - gI \\ \frac{dS_1}{dt} = (\alpha_1 - \bar{\alpha}_1)IS_1\bar{k} - (\beta_1 - \bar{\beta}_1)S_1R_1\bar{k} - (\rho - \bar{\rho})S_1S_2\bar{k} - \delta_1S_1 - gS_1 \\ \frac{dS_2}{dt} = (\alpha_2 - \bar{\alpha}_2)IS_2\bar{k} - (\beta_2 - \bar{\beta}_2)S_2R_2\bar{k} - \delta_2S_2 + (\rho - \bar{\rho})S_1S_2\bar{k} + (\eta - \bar{\eta})S_2R_1\bar{k} - gS_2 \\ \frac{dR_1}{dt} = (\beta_1 - \bar{\beta}_1)S_1R_1\bar{k} - (\eta - \bar{\eta})S_2R_1\bar{k} + \delta_1S_1 - gR_1 \\ \frac{dR_2}{dt} = (\beta_2 - \bar{\beta}_2)S_2R_2\bar{k} + \delta_2S_2 - gR_2 \end{cases} \quad (1)$$

图 2 及式(1)中相关参数的含义如下: dI/dt 、 dS_1/dt 、 dS_2/dt 、 dR_1/dt 、 dR_2/dt 分别表示未知者、传播者 1、传播者 2、免疫者 1 和免疫者 2 的人数所占比例变化率; α_1 和 α_2 为未知者向传播者 1 和传播者 2 的转化率; ρ 为传播者 1 向传播者 2 的转化率; β_1 为传播者 1 与免疫者 1 接触时向免疫者 1 的转化率; β_2 为传播者 2 与免疫者 2 接触向免疫者 2 的转化率; δ_1 和 δ_2 分别为传播者 1 向免疫者 1 及传播者 2 向免疫者 2 转化的遗忘率; η 为免疫者 1 与传播者 2 接触时向传播者 2 的转化率; \bar{k} 表示社会网络的平均度; $\bar{\alpha}_1$ 、 $\bar{\alpha}_2$ 、 $\bar{\beta}_1$ 、 $\bar{\beta}_2$ 、 $\bar{\rho}$ 和 $\bar{\eta}$ 表示政府干预作用, 即政府对未知者向传播者 1 转化、未知者向传播者 2 转化、传播者 1 向免疫者 1 转化、传播者 2 向免疫者 2 转化、传播者 1 向传播者 2 转化及免疫者 1 向传播者 2 转化的干预系数。满足: α_1 、 α_2 、 β_1 、 β_2 、 ρ 、 η 、 δ_1 、 $\delta_2 \in [0, 1]$, $\bar{\alpha}_1$ 、 $\bar{\alpha}_2$ 、 $\bar{\beta}_1$ 、 $\bar{\beta}_2$ 、 $\bar{\rho}$ 、 $\bar{\eta} \in [-1, 1]$ 。

进一步, 若令 $\alpha_1^* = \alpha_1 - \bar{\alpha}_1$, $\alpha_2^* = \alpha_2 - \bar{\alpha}_2$, $\beta_1^* = \beta_1 - \bar{\beta}_1$, $\beta_2^* = \beta_2 - \bar{\beta}_2$, $\rho^* = \rho - \bar{\rho}$, $\eta^* = \eta - \bar{\eta}$, 则式(1)可转化为:

$$\begin{cases} \frac{dI}{dt} = c - \alpha_1^*IS_1\bar{k} - \alpha_2^*IS_2\bar{k} - gI \\ \frac{dS_1}{dt} = \alpha_1^*IS_1\bar{k} - \beta_1^*S_1R_1\bar{k} - \rho^*S_1S_2\bar{k} - \delta_1S_1 - gS_1 \\ \frac{dS_2}{dt} = \alpha_2^*IS_2\bar{k} - \beta_2^*S_2R_2\bar{k} - \delta_2S_2 + \rho^*S_1S_2\bar{k} + \eta^*S_2R_1\bar{k} - gS_2 \\ \frac{dR_1}{dt} = \beta_1^*S_1R_1\bar{k} - \eta^*S_2R_1\bar{k} + \delta_1S_1 - gR_1 \\ \frac{dR_2}{dt} = \beta_2^*S_2R_2\bar{k} + \delta_2S_2 - gR_2 \end{cases} \quad (2)$$

2.2 平衡点及其稳定性分析

定理 1 模型存在唯一的零传播平衡点 $E^0 = (I^0, S_1^0, S_2^0, R_1^0, R_2^0) = (1, 0, 0, 0, 0)$ 。

证明 令式(2)中各微分方程的右端均为零, 可得总存在 $E^0 = (1, 0, 0, 0, 0)$, 证毕。

定理 2 若 $R_0 \leq 1$, 则 E^0 是模型局部和全局渐进稳定点; 若 $R_0 > 1$, 则 E^0 是不稳定点。

是模型的全局渐进稳定点, 证毕。

定理 3 为了利于从源头上切断强势与弱势舆情信息交互传播的演化, 政府的干预强度 $\bar{\alpha}_1$ 和 $\bar{\alpha}_2$ 应当同时满足一定约束, 即: $\bar{\alpha}_1 \geq \alpha_1 - (\delta_1 + g)/\bar{k}$ 且 $\bar{\alpha}_2 \geq \alpha_2 - (\delta_2 + g)/\bar{k}$ 。

证明 由定理 1 和定理 2 可知, $E^0=(1,0,0,0,0)$ 为局部和全局渐进稳定点的充分条件为 $R_0 \leq 1$, 即 $\max\{\alpha_1^* \bar{k}/(\delta_1 + g), \alpha_2^* \bar{k}/(\delta_2 + g)\} \leq 1$ 。由此可得, $\alpha_1^* \bar{k}/(\delta_1 + g) \leq 1$ 且 $\alpha_2^* \bar{k}/(\delta_2 + g) \leq 1$, 即 $\alpha_1^* \leq (\delta_1 + g)/\bar{k}$ 且 $\alpha_2^* \leq (\delta_2 + g)/\bar{k}$ 。由于 $\alpha_1^* = \alpha_1 - \bar{\alpha}_1$ 且 $\alpha_2^* = \alpha_2 - \bar{\alpha}_2$, 因此整理即得: $\bar{\alpha}_1 \geq \alpha_1 - (\delta_1 + g)/\bar{k}$ 且 $\bar{\alpha}_2 \geq \alpha_2 - (\delta_2 + g)/\bar{k}$ 。证毕。

定理 4 政府在源头上对强势与弱势舆情信息交互传播演化的干预强度 $\bar{\alpha}_1$ 和 $\bar{\alpha}_2$ 显著影响这两种舆情信息交互传播的影响规模 $R(\infty)$, 并满足:

$$R(\infty) = 1 - e^{(\ln I(0) - \Delta)} \quad (7)$$

式中:

$$\Delta = \left\{ \max \left\{ \frac{(\alpha_1 - \bar{\alpha}_1) \bar{k}}{\delta_1 + g}, \frac{(\alpha_2 - \bar{\alpha}_2) \bar{k}}{\delta_2 + g} \right\} \right\} \frac{I(0) + R(\infty) - 1}{I(0)} + \frac{(\alpha_1 - \bar{\alpha}_1) \bar{k}}{\delta_1 + g} S_1(0) + \frac{(\alpha_2 - \bar{\alpha}_2) \bar{k}}{\delta_2 + g} S_2(0)。$$

证明 由于政府干预下强势与弱势舆情信息交互传播的演化过程是这两种舆情信息趋于消亡的过程, 即传播者 1 和传播者 2 最终会消失。从而系统在达到稳态时仅存在未知者、免疫者 1 和免疫者 2, 此时两种免疫者的总量为 $R(\infty) = R_1(\infty) + R_2(\infty)$, 可用于衡量这两种舆情信息的影响规模。事实上, 根据文献[13, 25], $R(\infty) = 1 - I(\infty)$, 涉及的参数包括基本再生数 R_0 和 $n \times n$ 的矩阵 V , V 的计算中只涉及 $S_1(t)$ 和 $S_2(t)$, 由此可得:

$$V = \begin{pmatrix} \delta_1 + g & 0 \\ 0 & \delta_2 + g \end{pmatrix}, V^{-1} = \begin{pmatrix} \frac{1}{\delta_1 + g} & 0 \\ 0 & \frac{1}{\delta_2 + g} \end{pmatrix} \quad (8)$$

在此基础上, 可得未知者的最终规模为:

$$\ln \frac{I(0)}{I(\infty)} = R_0 \frac{I(0) - I(\infty)}{I(0)} + (\alpha_1^* \bar{k}, \alpha_2^* \bar{k}) \begin{pmatrix} \frac{1}{\delta_1 + g} & 0 \\ 0 & \frac{1}{\delta_2 + g} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} S_1(0) \\ S_2(0) \end{pmatrix} = R_0 \frac{I(0) - I(\infty)}{I(0)} + \frac{\alpha_1^* \bar{k}}{\delta_1 + g} S_1(0) + \frac{\alpha_2^* \bar{k}}{\delta_2 + g} S_2(0) \quad (9)$$

通过将 $R_0 = \max\{\alpha_1^* \bar{k}/(\delta_1 + g), \alpha_2^* \bar{k}/(\delta_2 + g)\}$ 、 $\alpha_1^* = \alpha_1 - \bar{\alpha}_1$ 、 $\alpha_2^* = \alpha_2 - \bar{\alpha}_2$ 及 $R(\infty) = 1 - I(\infty)$ 代入公式(9), 借助对数运算法则进行整理后即可得公式(7), 证毕。

3 案例验证与情景仿真

本节以 2011 年日本核泄漏事件中我国的强势与弱势舆情信息交互传播为例, 验证上述模型的有效性, 并通过情景仿真考查不同干预措施对其交互传播演化轨迹的影响。2011 年日本东北部太平洋海域爆发的里氏 9.0 级强烈地震, 导致福岛第一核电站发生核泄漏事件, “核泄漏污染海水” 和 “碘盐可预防核辐射” 两种代表性的舆情信息迅速传播, 并引发我国大范围的碘盐抢购风波。在该案例中, “海水污染” 舆情信息是民众产生恐慌情绪和关注动机的直接诱因, 而 “碘盐” 舆情信息可视为信息不对称环境下民众消除内心恐慌的解决方案, 结合抢购风波和群体极化的表现, 不妨将 “海水污染” 和 “碘盐” 分别记为弱势和强势舆情信息。

鉴于微博或论坛中案例数据的单一化及百度指数中案例数据的全面性和客观性^[26], 本文将百度指数作为数据来源。需要说明的是, 该案例实质是以 2011-03-1 日地震爆发为起点, 以 3 月 18 日舆情传播和碘盐抢购得以控制为终点, 即仅历时大约 8 天, 但为了更为直观地反映案例出现前后 “海水污染” 和 “碘盐” 舆情信息的发展态势, 将数据获取的初始时间点设为 3 月 6 日, 以日为时间步长, 将结束时间点设为 4 月 14 日, 共 40 天。基于此, 通过在百度指数平台中检索 “海水污染” 和 “碘盐” 关键词, 可得到上述时间段内每天的网民关注

度数据。此外，为了得到网民关注度所占的比例，需要对其进行标准化处理，但考虑到该时间段内上线的百度用户数 N 获取难度较大，而 N 的取值大小不影响各天网民关注度标准化后的结果间相对大小关系，因此不妨假设 $N=8$ 万，从而可分别得到 $S_1(t)$ 和 $S_2(t)$ 的数据，如表 1 所示。

同时，为了与模型仿真结果进行对比，需要给出模型中各群体数量比例的初始值和相关参数的取值。由于在重大突发事件发生后的强势与弱势舆情信息出现早期，社会系统中的大多数民众往往为未知者，而仅有少数消息灵通民众(如恶意造谣者、盲目传播者和网络推手等)知晓并对其进行传播，因此不妨假设： $I(0)=0.994$ ， $S_1(0)=0.003$ ， $S_2(0)=0.003$ ， $R_1(0)=0$ ， $R_2(0)=0$ ；其它参数的取值来源于文献[13]及其根据本文模型定义的约束进行调整，分别为： $\alpha_1=0.03$ ， $\alpha_2=0.04$ ， $\beta_1=\beta_2=0.02$ ，

$\rho=\eta=0.03$ ， $\delta_1=\delta_2=0.02$ ， $c=g=0.001$ ， $\bar{k}=20$ 。基于此，将不干预情形(即 $\bar{\alpha}_1=\bar{\alpha}_2=\bar{\beta}_1=\bar{\beta}_2=\bar{\rho}=\bar{\eta}=0$ ，此时本文模型弱化为文献[13]中的模型)记为基础情景，并设 3 种干预措施：措施 1—弱势舆情信息传播群体的干预，体现在阻碍未知者向传播者 1 转化和促进传播者 1 向免疫者 1 转化，即增大 $\bar{\alpha}_1$ 和减小 $\bar{\beta}_1$ ；措施 2—强势舆情信息传播群体的干预，体现在阻碍未知者向传播者 2 转化和促进传播者 2 向免疫者 2 转化，即增大 $\bar{\alpha}_2$ 和减小 $\bar{\beta}_2$ ；措施 3—弱势舆情信息传播群体向强势舆情信息传播群体转化的干预，体现在阻碍传播者 1 向传播者 2 转化和免疫者 1 向传播者 2 转化，即增大 $\bar{\rho}$ 和 $\bar{\eta}$ 。需要说明的是，为了更为清晰地体现干预力度的作用，在各措施下运用控制变量法分别设置两个不同干预强度的新情景，如措施 1 下情景 2 比情景 1 所代表的干预强度高，如表 2 所示。

表 1 “海水污染”和“碘盐”的百度指数
Tab. 1 Baidu index of “seawater pollution” and “iodized salt”

日期	海水污染指数	碘盐指数	$S_1(t)$	$S_2(t)$	日期	海水污染指数	碘盐指数	$S_1(t)$	$S_2(t)$
03-06	61	160	0.000 8	0.002 0	03-26	80	541	0.001 0	0.006 8
03-07	0	186	0.000 0	0.002 3	03-27	131	640	0.001 6	0.008 0
03-08	0	163	0.000 0	0.002 0	03-28	162	503	0.002 0	0.006 3
03-09	63	200	0.000 8	0.002 5	03-29	168	484	0.002 1	0.006 1
03-10	70	211	0.000 9	0.002 6	03-30	85	396	0.001 1	0.005 0
03-11	64	199	0.000 8	0.002 5	03-31	133	315	0.001 7	0.003 9
03-12	66	228	0.000 8	0.002 9	04-01	64	348	0.000 8	0.004 4
03-13	140	291	0.001 8	0.003 6	04-02	143	278	0.001 8	0.003 5
03-14	74	330	0.000 9	0.004 1	04-03	151	251	0.001 9	0.003 1
03-15	165	512	0.002 1	0.006 4	04-04	160	286	0.002 0	0.003 6
03-16	1 178	7 676	0.014 7	0.096 0	04-05	202	312	0.002 5	0.003 9
03-17	4 635	63 162	0.057 9	0.789 5	04-06	179	254	0.002 2	0.003 2
03-18	489	8 468	0.006 1	0.105 9	04-07	162	343	0.002 0	0.004 3
03-19	278	2 425	0.003 5	0.030 3	04-08	80	290	0.001 0	0.003 6
03-20	220	1 425	0.002 8	0.017 8	04-09	176	269	0.002 2	0.003 4
03-21	104	1 170	0.001 3	0.014 6	04-10	150	299	0.001 9	0.003 7
03-22	220	888	0.002 8	0.011 1	04-11	169	255	0.002 1	0.003 2
03-23	258	705	0.003 2	0.008 8	04-12	85	298	0.001 1	0.003 7
03-24	142	516	0.001 8	0.006 5	04-13	101	256	0.001 3	0.003 2
03-25	93	474	0.001 2	0.005 9	04-14	148	269	0.001 9	0.003 4

表 2 各情景中的参数设置
Tab. 2 Parameter settings of different scenario

措施	情景	α_1	$\bar{\alpha}_1$	β_1	$\bar{\beta}_1$	α_2	$\bar{\alpha}_2$	β_2	$\bar{\beta}_2$	ρ	$\bar{\rho}$	η	$\bar{\eta}$
不干预	基础情景	0.03	0	0.02	0	0.04	0	0.02	0	0.03	0	0.03	0
措施 1	情景 1	0.03	0.01	0.02	-0.01	0.04	0	0.02	0	0.03	0	0.03	0
	情景 2	0.03	0.02	0.02	-0.02	0.04	0	0.02	0	0.03	0	0.03	0
措施 2	情景 3	0.03	0	0.02	0	0.04	0.01	0.02	-0.01	0.03	0	0.03	0
	情景 4	0.03	0	0.02	0	0.04	0.02	0.02	-0.02	0.03	0	0.03	0
措施 3	情景 5	0.03	0	0.02	0	0.04	0	0.02	0	0.03	0.01	0.03	0.01
	情景 6	0.03	0	0.02	0	0.04	0	0.02	0	0.03	0.02	0.03	0.02

基于表 1 和表 2 中的数据, 分别运用 Matlab (R2016a 版) 软件中的 ode45 函数和 plot 函数对微分方程组模型(2)进行求解和绘图, 可得传播者 1 和传播者 2 的数量演化, 如图 3~6 所示。可见, 模型中弱势与强势舆情信息传播者数量的仿真结果可较好模拟案例中“海水污染”和“碘盐”传播者数量的演化趋势。其中, 与带有干预行为的该案例(如广东和浙江等地方政府和国家发改委的干预)相比, 不干预措施下的仿真曲线峰值明显会更早到达, 而采取各干预措施尤其是措施 2 和 3 后, 仿真曲线峰值到达时间可更贴近于该案例趋势。核泄漏事件发生后, 由于事件模糊性和民众有限理性, 这两种舆情信息的传播者数量均会迅速增加, 随着事件逐渐透明和政府干预措施实施, 民众逐渐回归理性, 传播者数量迅速下降。

此外可见, 与不干预措施下的仿真结果(值得一提的, 此情形下的本文模型等同于文献[13]中的模型, 该仿真结果也与文献[13]中图 3~4 所示的仿真结果一致(只是由于各群体数量比例初始值和部分参数取值不等, 本文与文献[13]仿真图的峰值存在些许差异))相比, 干预措施 1 可以降低传播者 1(弱势舆情信息的传播者)的数量峰值, 但对传播者 2(强势舆情信息的传播者)的数量演化无明显影响; 干预措施 2 和 3 虽然可以明显降低传播者 2 的数量峰值及延迟其达到峰值的时间, 但是会提升传播者 1 的数量峰值。这说明当舆论生态系统中存在强势与弱势舆情信息时, 虽然前者的潜在危害更

大, 但是后者也不容忽视。因此, 干预决策的制定不能仅针对强势舆情信息, 以防止其传播者转向传播弱势舆情信息, 而应对强势和弱势舆情信息及其交互关系进行综合考虑。

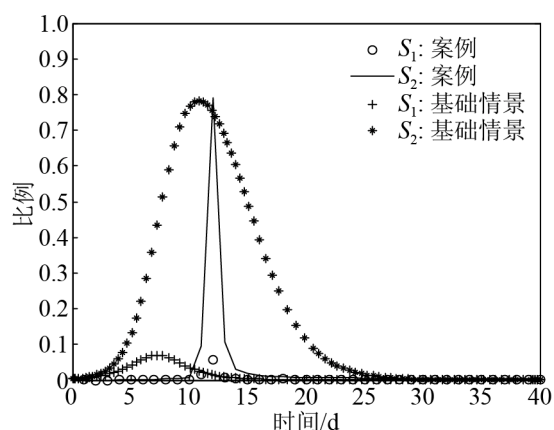


图 3 案例与不干预措施下的传播者数量演化

Fig. 3 Evolution of disseminators of cases and no measures

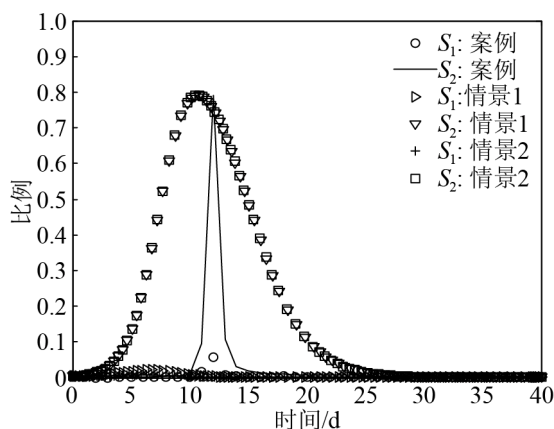


图 4 案例与干预措施 1 下的传播者数量演化

Fig. 4 Evolution of disseminators of cases and measure 1

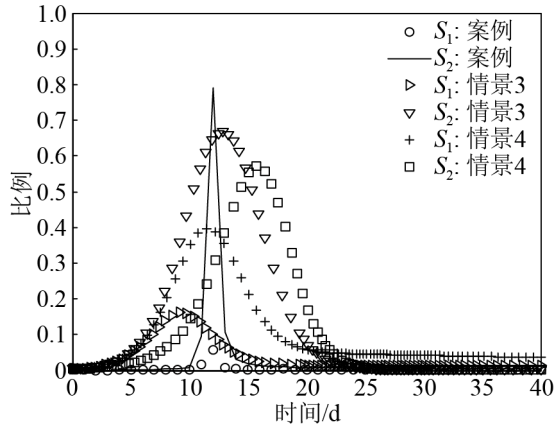


图5 案例与干预措施2下的传播者数量演化
Fig. 5 Evolution of disseminators of cases and measure 2

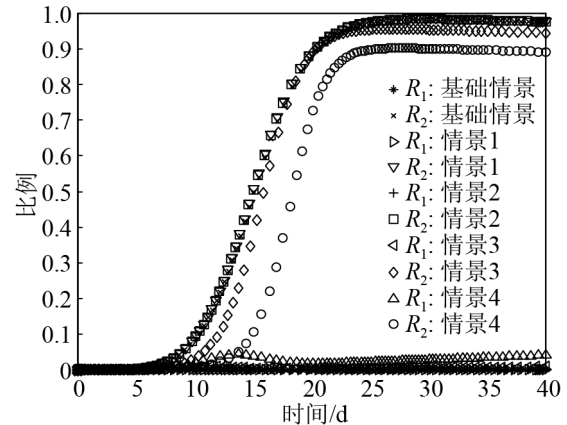


图7 不干预及干预措施1和2下的免疫者数量演化
Fig. 7 Evolution of immune of no measures, measure 1 and 2

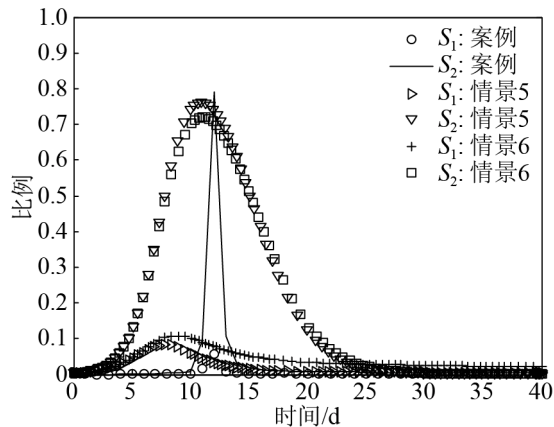


图6 案例与干预措施3下的传播者数量演化
Fig. 6 Evolution of disseminators of cases and measure 3

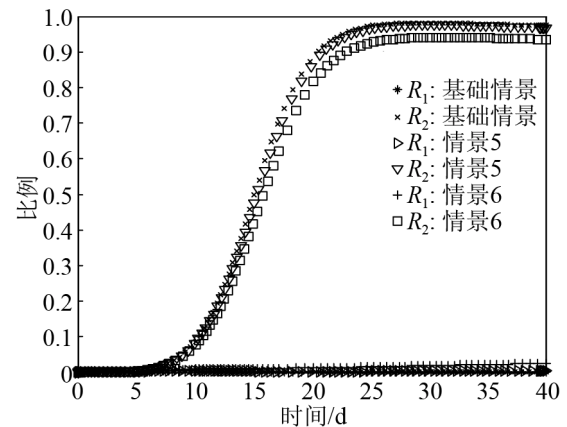


图8 不干预和干预措施3下的免疫者数量演化
Fig. 8 Evolution of immune of no measures and measure 3

进一步, 根据表2和微分方程组(2)可得免疫者数量的演化轨迹, 如图7~8所示。可见, 与不干预措施下的仿真结果(也与文献[13]中图5~6所示的仿真结果一致(同样只是受制于各群体数量比例初始值和部分参数取值的差别, 本文与文献[13]仿真图的形状存在些许差异, 但基本趋势相同))相比, 干预措施1对免疫者1(弱势舆情信息免疫者)与免疫者2(强势舆情信息免疫者)的数量演化无明显影响; 干预措施2和3虽然可降低免疫者2数量的演化结果, 但是会提升免疫者1数量的演化结果, 即其在缩小强势舆情信息影响规模的同时, 会扩大弱势舆情信息的影响规模。因此, 这也验证了上述结论, 即当强势与弱势舆情信息共存时, 干预决策的制定不能仅针对其中任意单一舆情信息, 而应当统筹考虑二者及其交互关系。

4 结论

针对政府干预下多种舆情信息交互传播机制和规律问题, 首先界定了强势与弱势舆情信息的概念, 分析了交互传播中的群体类型、群体间的状态转移和政府干预作用; 其次, 建立了强势与弱势舆情信息交互传播系统, 给出了微分方程组模型, 并得到了模型的平衡点和稳定性条件; 最后, 通过案例分析验证了模型的有效性, 并通过情景仿真考查了不同干预措施的影响, 旨在为干预决策的制定提供理论支撑。事实上, 重大突发事件的演化通常经历发生、发展、演变和恢复多个阶段, 如何根据各阶段的性质对当前模型进行改进, 并研究各阶段中多种舆情信息的交互传播规律和不同阶段间干预时机的差异问题, 亟待下一步深入解决。

参考文献:

- [1] Vosoughi S, Roy D, Aral S. The Spread of True and False News Online[J]. *Science* (S0036-8075), 2018, 359(6380): 1146-1151.
- [2] 姜景, 李丁, 刘怡君. 基于竞争模型的微博谣言信息与辟谣信息传播机理研究[J]. *数学的实践与认识*, 2015, 45(1): 182-191.
Jiang Jing, Li Ding, Liu Yijun. A Study on the Spread Mechanism of Microblog Rumors and Rumor-Refuting Information based on Competition Model[J]. *Mathematics in Practice and Theory*, 2015, 45(1): 182-191.
- [3] Zhang Y M, Tang C S, Li W G. Cooperative and Competitive Dynamics Model for Information Propagation in Online Social Networks[J]. *Journal of Applied Mathematics* (S1110-757X), 2014, 2014: 1-12.
- [4] 任建超, 韩青. 基于食品安全事件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): 2833-2843.
Ren Jianchao, Han Qing. The Diffusion Process of Food Safety Information based on Heterogeneity of Food Safety Incidents[J]. *Systems Engineering-Theory & Practice*, 2017, 37(11): 2833-2843.
- [5] Xie M S, Jia Z, Chen Y F, et al. Simulating the Spreading of Two Competing Public Opinion Information on Complex Network[J]. *Applied Mathematics* (S2152-7385), 2012, 3(9): 1074-1078.
- [6] Liu Y, Diao S M, Zhu Y X, et al. SHIR Competitive Information Diffusion Model for Online Social Media[J]. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications* (S0378-4371), 2016, 461: 543-553.
- [7] Zhang Y H, Zhu J J. Stability Analysis of I2S2R Rumor Spreading Model in Complex Networks[J]. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications* (S0378-4371), 2018, 503: 862-881.
- [8] Trpevski D, Tang W K S, Kocarev L. A Model for Rumor Spreading over Networks[J]. *Physical Review E: Statistical, Nonlinear & Soft Matter Physics* (S1539-3755), 2010, 81(5): 1-15.
- [9] Huo L A, Song N X. Dynamical Interplay between the Dissemination of Scientific Knowledge and Rumor Spreading in Emergency[J]. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications* (S0378-4371), 2016, 461: 73-84.
- [10] Jie R L, Qiao J, Xu G J, et al. A Study on the Interaction between Two Rumors in Homogeneous Complex Networks under Symmetric Conditions[J]. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications* (S0378-4371), 2016, 454: 129-142.
- [11] Zan Y L. DSIR Double-Rumors Spreading Model in Complex Networks[J]. *Chaos, Solitons & Fractals* (S0960-0779), 2018, 110: 191-202.
- [12] Huo L A, Wang L, Song G X. Global Stability of a Two-Mediums Rumor Spreading Model with Media Coverage[J]. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications* (S0378-4371), 2017, 482: 757-771.
- [13] Wang J J, Zhao L J, Huang R B. 2SI2R Rumor Spreading Model in Homogeneous Networks[J]. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications* (S0378-4371), 2014, 413: 153-161.
- [14] Liu Q, Jiang D Q, Shi N Z, et al. Dynamics of a Stochastic Delayed SIR Epidemic Model with Vaccination and Double Diseases Driven by Lévy Jumps[J]. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications* (S0378-4371), 2018, 492: 2010-2018.
- [15] Zhang X H, Jiang D Q, Hayat T, et al. Dynamics of a Stochastic SIS Model with Double Epidemic Diseases Driven by Lévy Jumps[J]. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications* (S0378-4371), 2017, 471: 767-777.
- [16] Meng X Z, Zhao S N, Feng T, et al. Dynamics of a Novel Nonlinear Stochastic SIS Epidemic Model with Double Epidemic Hypothesis[J]. *Journal of Mathematical Analysis and Applications* (S0022-247X), 2016, 433(1): 227-242.
- [17] 武澎, 王恒山, 李煜. 突发事件信息传播超网络中枢纽节点的判定研究[J]. *管理评论*, 2013, 25(6): 104-111.
Wu Peng, Wang Hengshan, Li Yu. Determination of the Hub Nodes in the Emergencies' Information Dissemination Supernetwork[J]. *Management Review*, 2013, 25(6): 104-111.
- [18] Fajardo J T B. Delay Tolerant Post-Disaster Information Collection Network for Communities (Internet Architecture)[J]. *IEICE technical report* (S0913-5685), 2015, 115(307): 11-16.
- [19] Shibata Y, Uchida N. Delay Tolerant Network for Disaster Information Transmission in Challenged Network Environment[J]. *IEICE Transactions on Communications* (S1745-1345), 2017, 100(1): 11-16.
- [20] 邓青, 刘艺, 马亚萍, 等. 基于元胞自动机的网络信息传播和舆情干预机制研究[J]. *管理评论*, 2016, 28(8): 106-114.
Deng Qing, Liu Yi, Ma Yaping, et al. Information Propagation and Intervention on Online Social Networks Using Cellular Automata[J]. *Management Review*, 2016, 28(8): 106-114.

- [21] 王治莹, 李勇建. 政府干预下突发事件舆情传播规律与控制决策[J]. 管理科学学报, 2017, 20(2): 43-52, 62.
Wang Zhiying, Li Yongjian. Propagation Law and Coping Strategies for Public Opinions in Emergency with the Consideration of the Government Intervention[J]. Journal of Management Sciences in China, 2017, 20(2): 43-52, 62.
- [22] 王辉, 钱勇生, 曾俊伟, 等. 基于信息熵的西部区域交通运输结构分析及其灰色预测[J]. 数学的实践与认识, 2017, 47(22): 208-215.
Wang Hui, Qian Yongsheng, Zeng Junwei, et al. Study on the Transportation Structure of Western Region based on Information Entropy and Gray Prediction[J]. Mathematics in Practice and Theory, 2017, 47(22): 208-215.
- [23] Samsuzzoha M, Singh M, Lucy D. Uncertainty and Sensitivity Analysis of the Basic Reproduction Number of a Vaccinated Epidemic Model of Influenza[J]. Applied Mathematical Modelling (S0307-904X), 2013, 37(3): 903-915.
- [24] Al-Azzawi S F. Stability and Bifurcation of Pan Chaotic System by Using Routh – Hurwitz and Gardan Methods[J]. Applied Mathematics and Computation (S0096-3003), 2012, 219(3): 1144-1152.
- [25] Arino J, Brauer F, Driessche P V D, et al. A Final Size Relation for Epidemic Models[J]. Mathematical Biosciences & Engineering: MBE (S1547-1063), 2007, 4(2): 159-175.
- [26] 魏德志, 陈福集, 林丽娜. 基于博弈论和 SIRS 的热点事件传播仿真研究[J]. 系统仿真学报, 2018, 30(6): 2050-2057.
Wei Dezhi, Chen Fuji, Lin Li'na. Simulation of Hot Event Propagation based on Game Theory and SIRS[J]. Journal of System Simulation, 2018, 30(6): 2050-2057.