

李吉虎, 潘旭伟. 融合主题的社交媒体舆情 SEIR 传播模型构建与仿真研究[J]. 智能计算机与应用, 2024, 14(4): 34-44.
DOI:10.20169/j.issn.2095-2163.240405

融合主题的社交媒体舆情 SEIR 传播模型构建与仿真研究

李吉虎, 潘旭伟

(浙江理工大学 经济管理学院, 杭州 310018)

摘要: 社交媒体改变了当下舆情事件应对治理方式, 本文旨在融合主题因素探究在舆情传播过程中各因素对传播演化的影响, 揭示社交媒体平台上舆情传播的特点, 在舆情治理领域为相关职能部门提供参考借鉴。为抓住社交媒体舆情传播演化的关键, 本文融合主题因素, 基于传播演化 SEIR 模型, 引入主题热度和用户兴趣度构建改进型 SEIR 模型并进行仿真研究, 探查各个参数变量对传播的影响。仿真实验刻画了主题热度和用户兴趣度等因素对舆情传播的影响, 体现了主题热度和用户兴趣度在监测、预警舆情传播演化中的重要价值, 进而为政府和相关部门治理舆情提供参考和借鉴。

关键词: 社交媒体舆情; SEIR 模型仿真; 主题热度; 用户兴趣度

中图分类号: G206; C912.63

文献标志码: A

文章编号: 2095-2163(2024)04-0034-11

Construction and simulation of a SEIR propagation model for social media opinion with converging topics

LI Jihu, PAN Xuwei

(School of Economics and Management, Zhejiang Sci-Tech University, Hangzhou 310018, China)

Abstract: Social media has revolutionized the way public opinion responds and is governed. The aim of this paper is to explore the impact of various factors on the evolution of communication during the process of public opinion communication by incorporating thematic factors. It seeks to uncover the characteristics of public opinion communication on social media platforms and offer guidance to relevant functional departments in the field of public opinion governance. In order to capture the essence of the evolution of social media opinion dissemination, this paper integrates thematic factors and improves the SEIR model of dissemination evolution by introducing topic hotness and user interest. A simulation study is conducted to investigate the influence of each parameter variable on dissemination. The simulation experiments highlight the influence of factors such as topic hotness and user interest on the spread of public opinion, which demonstrates the vital importance of monitoring and warning the evolution of public opinion spread through topic hotness and user interest. Therefore, it provides valuable references for the government and relevant departments to manage public opinion.

Key words: social media public opinion; SEIR propagation model simulation; topic popularity; user interest

0 引言

随着 Web2.0 时代的不断推进, 社交媒体成为数字内容生成、获取与传播的重要载体和渠道, 在突发事件中对提升态势感知、加速信息传播以及监测行动和人员的协同等方面有独特优势^[1], 推动事件应对治理范式的改变。同时, 社交媒体舆情是社会舆情的一种表现形式, 是在互联网环境中网民对现实生活中的某些热门事件言论和观点的集合, 其对

社会秩序的稳定和国家的治理有着双重作用^[2-3]。以 2019 年突发的新冠疫情为例, 在疫情爆发期间, 网络虚假、无效信息爆炸式的增长并快速扩散^[4], 公众自身对于事件的负面情绪使得网络舆情容易发酵升级, 最终爆发网络舆情事件, 在一定程度上加大了政府部门处理紧急突发公共卫生事件的难度。新网络环境带来了许多需要迫切解决的实际问题^[5], 网络舆情的传播效力可以帮助政府部门不断根据实际情况, 出台相应措施以及修订完善相关政策^[6]。

基金项目: 国家社科基金(20BTQ082)。

作者简介: 李吉虎(1998-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向: 社交媒体与社会网络, 信息知识与传播; 潘旭伟(1977-), 男, 博士, 教授, 主要研究方向: 社交媒体与社会网络, 个性化推荐与情境感知, 信息知识与传播。Email: Panxw@zstu.edu.cn

收稿日期: 2023-03-23

哈尔滨工业大学主办 ◆ 学术研究与应用

因此,如何有效监测、预警舆情传播成为亟需治理的难题。

现有社交媒体舆情传播研究方法主要划分为两类:基于复杂网络传播模型的研究和基于舆情文本内容的研究。基于复杂网络的舆情传播模型,多探查网络结构和主题民众的特征指标对舆情演化的影响。因实证研究刻画网络舆情演化的难度较大,仿真研究成为主要的实验方法^[7]。众多学者将传染病模型应用到在线社交网络中^[8],充分考虑多意见竞争^[9]、网民情绪^[10]和虚假信息^[11]等因素对演化模型和演化结果的影响。另一方面,从舆情文本内容来看,主题能够迅速准确抓住舆情热点和主要问题^[12],始终是舆情研究的重点。王也等^[13]基于主题视角,从主题流行程度和用户对主题的关注度两个维度展开研究,精确挖掘用户兴趣主题。江长斌等^[14]通过主题划分次生舆情与原生舆情,并探究前者对后者演化的影响。基于机器学习的文本挖掘^[15]、情感分析^[16]等方法成为舆情监测的关键技术。

然而,鲜有学者利用舆情传播模型从网络舆情产生的本源突发事件的主题内容层面,研究主题对演化活动过程所造成的影响。为此,本文结合社会复杂网络理论和舆情本源内容,基于演化理论引入主题热度和用户兴趣度,建立了考虑舆情主题的易感-暴露-感染-免疫(Susceptible-Exposed-Infectious-Recovered, SEIR)改进模型,并开展仿真实验,探究融合主题热度和用户兴趣度的各影响因素对舆情传播演化的影响,而为公共舆情治理提供参考依据。

1 主题视角下舆情 SEIR 模型构建

1.1 复杂网络

由于舆论与病毒在传播规律上的相似性,学者们通常将舆论类比于病毒,并根据舆论传播特点将传染病模型应用在舆论传播研究中。在社交媒体中,用户可以发布新消息,或接收、分享、转发、评论社交平台上的热点问题和用户感兴趣的问题。因此,可以将具有复杂网络普遍特性的社交网络看作典型的复杂网络^[17],以此展开研究。

在复杂网络中,度是指某节点的临边数,反应了节点的重要程度。网络的度分布 $p(k)$,是网络中度为 k 的节点在整个网络中所占的比例。在复杂网络模型中,通常将网络的度分布分为两类:泊松分布和幂律分布。当网络度分布近似于泊松分布时,该网

络为均匀网络;当网络度分布近似于幂律分布时,该网络为无标度网络。在舆情传播过程中,无标度网络更符合舆情在社交媒体中传播的特性。以新浪微博为例,大V用户被大量粉丝关注,但这类大V用户的数量很小;普通用户粉丝数量极少,但用户整体规模庞大。少数的节点用户往往拥有大量的连接节点粉丝,而大部分节点却很少,节点度分布近似幂律分布,具有无标度特性。因此,本文选取无标度网络作为网络结构模型构建传播用户网络模型。

1.2 SEIR 演化模型

为了进行舆情传播演化探究,本节首先对 SIR、SEIR 等传染病模型进行介绍,并提出引入主题热度和用户主题兴趣度的优化 SEIR 模型。

1.2.1 SIR 模型

传统的 SIR 模型是传染病模型中受到广泛应用的模型。早期的舆论传播研究大多是围绕 SIR 模型展开,当未听过舆论的人接触到舆论传播者,会以一定概率成为舆论传播者,在舆论传播者遇到其他舆论传播者或免疫者时,以一定概率转化为免疫者。经典 SIR 传染病模型中未知者以 P_{si} 的概率转化为传播者,传播者以 P_{ir} 的概率转化为免疫者。SIR 模型示意如图 1 所示。

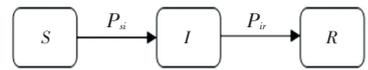


图 1 SIR 示意图

Fig. 1 Schematic of SIR model

1.2.2 SEIR 模型

SEIR 模型在 SIR 模型的基础上增加了一个潜伏期,在潜伏期时,个体知晓该舆情,但不传播,未知者以 P_{se} 的概率转化为已知状态,然后再以一定概率 P_{ei} 转化为传播状态。SEIR 模型示意如图 2 所示。

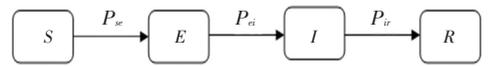


图 2 SEIR 示意图

Fig. 2 Schematic of SEIR model

1.3 改进型 SEIR 模型

在舆情实际传播过程当中,舆情的主题是除了社交媒体自身网络结构之外最大影响因素。本文从主题出发,分别从主题自身的流行程度和用户对该主题的兴趣程度,定义主题热度和用户兴趣度,并引入这两个变量,在现有 SEIR 模型上提出突发公共事件下,社交媒体舆情演化改进型 SEIR 模型。在

基于传染病 SEIR 模型的基础上,结合现有研究设置了具体的影响变量:

(1)未知态个体 (S) 在通过舆情传播网络接触到某类话题后,开始知晓该类事件,并以 P_{se} 的概率转化为已知状态 (E),过程中受到变量主题热度 ϑ_i 影响;

(2)已知态个体 (E) 在接触到更多该类事件舆情后,一部分选择转发传播此类舆论,转化为传播态个体 (I), 概率为 P_{ei} , 过程中受到变量主题热度 ϑ_i 和用户主题兴趣度 ω_i 影响,另一部分选择不转发不传播,成为免疫态个体 (R), 概率为 P_{er} , 过程中受到变量主题热度 ϑ_i 和用户主题兴趣度 ω_i 影响。舆情演化模型节点转移如图 3 所示。

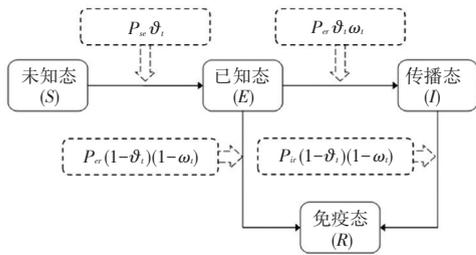


图3 主题视角下 SEIR 舆情演化图

Fig. 3 Schematic of SIR model from the perspective of topic

模型假设如下:

(1) $S(t)$ 、 $E(t)$ 、 $I(t)$ 和 $R(t)$ 分别表示 t 时刻网络中未知节点、已知节点、传播节点和免疫节点的密度, $S(t) + E(t) + I(t) + R(t) = 1$ 。

(2) 设变量主题热度 ϑ_i 和用户主题兴趣度 ω_i 定义范围为 $(0,1)$ 。当 ϑ_i 、 ω_i 均为 0.5 时,分别表示主题热度、用户兴趣度对传播暂无影响;当 ϑ_i 、 ω_i 分别趋近 1 时,分别表示主题热度、用户兴趣度极高;当 ϑ_i 、 ω_i 分别趋近 0 时,分别表示主题热度、用户兴趣极低。

本文所提基于无标度网络改进型 SEIR 模型的方程可以表示为:

$$\frac{ds(t)}{dt} = -P_{se} \vartheta_i k \theta(t) I(k, t) S(k, t) \quad (1)$$

$$\frac{de(t)}{dt} = P_{se} k \theta(t) I(k, t) S(k, t) - P_{ei} \vartheta_i \omega_i E(k, t) - P_{er} (1 - \vartheta_i) (1 - \omega_i) E(k, t) \quad (2)$$

$$\frac{di(t)}{dt} = P_{ei} \vartheta_i \omega_i E(k, t) - P_{ir} (1 - \vartheta_i) (1 - \omega_i) I(k, t) \quad (3)$$

$$\frac{dr(t)}{dt} = P_{er} (1 - \vartheta_i) (1 - \omega_i) E(k, t) + P_{ir} (1 - \vartheta_i) (1 - \omega_i) I(k, t) \quad (4)$$

$$\omega_i) I(k, t) \quad (4)$$

其中,公式(1)~公式(4)分别表示易感人群变化率、潜伏人群变化率、传播人群变化率、免疫人群的变化率; $\theta(t)$ 表示 t 时刻社会网络中任意一条随机边与传播节点相连的概率; $p(k)$ 是无标度网络中的度分布函数; $\langle k \rangle$ 为网络中的节点平均度。

无标度网络中任何节点的度与其相邻节点的度彼此独立,如公式(5)所示:

$$\theta(t) = \frac{\sum_k k p(k) I(k, t)}{\langle k \rangle} \quad (5)$$

本研究中,网络舆情的传播演化过程可以用 $I(t)$ 和 $Q(t)$ 来刻画。指标 $I(t)$ 密度随时间的变化,可以刻画出传播态人群在整个人群中所占的比例;设 $Q(t)$ 为舆情信息总传播比,即接收到网络舆情信息者所占的比例,可知 $Q(t) = E(t) + I(t) + R(t) = 1 - S(t)$ 。

2 仿真实验与结果分析

2.1 网络类型及主要参数确定

传播网络类型及其结构,对于理清复杂系统中信息传播的过程和模式十分重要^[18]。在分析社交媒体上的舆情传播时,更合适的网络结构可以帮助理解影响舆情传播的因素以及如何更好地控制或管理舆情。现有研究中,无标度网络和随机网络常被用来描述网络结构^[19],二者各具优势。

随机网络是一种相对简单的模型,其中节点具有相同的度数,信息在该类型网络中传播的速度和方式相对均匀。相对于现实中的复杂社交网络,随机网络的简单性可以更好地抓住一些基本的传播规律。此外,通过将随机网络与其他网络模型进行比较,可以更好地理解其他网络模型的优点和缺点,以及不同网络结构对于信息传播的影响,这对于深入理解社交网络结构和舆情传播机理具有重要作用。

无标度网络中节点的度数,遵循幂律分布。许多真实的社交网络,例如 Facebook 和 Twitter 等,其节点度数分布具有幂律分布的特征,这表明其可能是无标度网络。选择无标度网络作为社会舆情研究的网络模型,可以更好地模拟真实社交网络的结构特征。此外,无标度网络具有良好的可扩展性,可以处理大规模网络中的节点和链接,从而更好地模拟真实社交网络中的大规模交互和信息传播过程。

由此可见,从随机网络和无标度网络类型开展仿真参数对舆情传播的影响研究,可以通过对比两

个网络结构下的实验结果,更全面深入地理解舆情传播的规律和过程,并为有效地控制舆情提供更有效的理论和实践支持。

仿真参数变量取值是仿真实验最关键的环节。就随机网络而言,平均度的取值需要根据具体应用场景和研究目的而定,通常取值在 0~5 之间。然而,在涉及互联网社交媒体网络结构等情况下,平均度的取值可以更高^[20]。因此,参考 Campos 等^[21]研究,本文在涉及随机网络的仿真实验时取主要参数平均度为 10。

就无标度网络而言,度分布指数、网络连接概率等是仿真实验中相关的影响参数。参考 Wang 等^[22]和 Kabir 等^[23]的研究取值,本文在涉及无标度网络的仿真实验中,取主要参数度分布指数 2.4、网络连接概率为 0.04。

在重大突发公共事件背景下,舆情爆发涉及面广,短时间内就会产生大量相关报道及讨论并持续一段时间。在社交媒体上公众接触到相关舆情信息的机会较多,舆情接触率和转发率都较高,且对舆情完全免疫的概率极低。因此,结合舆情实际与本文模型,如无特别说明,后续仿真实验参数设定见表 1。

表 1 主要参数取值

Table 1 Values for the main parameters

参数	取值
接触率 P_{se}	0.8
转发率 P_{ei}	0.7
无感率 P_{er}	0.1
免疫率 P_{ir}	0.1
主题热度 θ_i	0.5
用户主题兴趣度 ω_i	0.5

2.2 单一参数变化对传播的影响

2.2.1 传播网络中舆情接触率对舆情演化的影响

本次实验主要考察舆情接触率 P_{se} 对传播过程和结果的影响。保持其他参数不变,分别设舆情接触率 P_{se} 为 0.2、0.4、0.6、0.8 进行 10 次仿真实验并取平均值,得到舆情接触率 P_{se} 对传播比和总传播比的影响。

1) 随机网络下传播

舆情接触率 P_{se} 反映了该主题下未知态人群转变为已知态人群的概率。在本次实验中,舆情接触率越高,则相关主题的微博贴文更容易被用户接触到,更多人会了解到该主题相关的舆情信息;舆情接触率越小,相关主题更不容易被用户接触到,少有人

会了解到该主题相关的舆情信息。在随机网络仿真中, P_{se} 变化不会影响传播比和总传播比变化。实验结果如图 4、5 及表 2 所示。

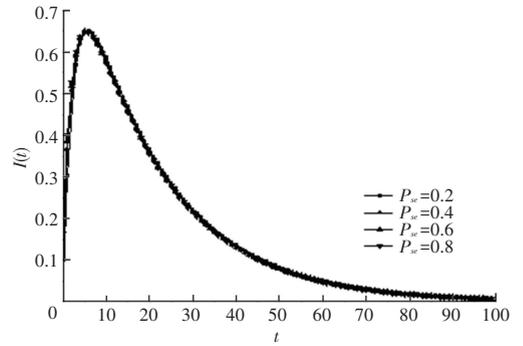


图 4 随机网络下舆情接触率 P_{se} 对传播比的影响图
Fig. 4 Effect of P_{se} on $I(t)$ under random networks

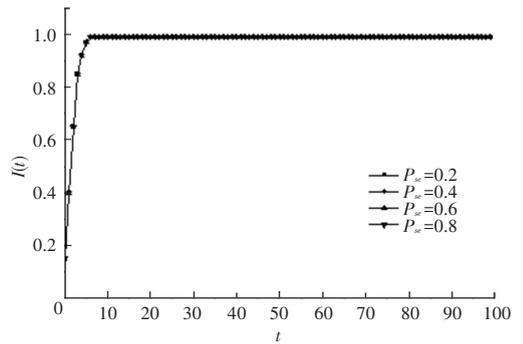


图 5 随机网络下舆情接触率 P_{se} 对总传播比的影响
Fig. 5 Effect of P_{se} on $Q(t)$ under random networks

表 2 随机网络下舆情接触率 P_{se} 影响传播比、总传播比峰值及峰值时刻情况

Table 2 Peak and peak moment of $I(t)$, $Q(t)$ with the influence of P_{se} under random networks

参数取值	传播比		总传播比	
	峰值时刻	峰值/%	峰值时刻	峰值/%
0.2	7	64.9	6	99
0.4	7	64.9	6	99
0.6	7	65.0	6	99
0.8	7	65.0	6	99

2) 无标度网络下传播

在无标度网络中,舆情接触率 P_{se} 越大,传播比越大,且随着舆情接触率 P_{se} 的减小,舆情接触率对传播比的影响程度越大。当 $P_{se} = 0.4、0.2$ 时,传播比的减弱程度远比 $P_{se} = 0.6、0.8$ 时的减弱程度大, P_{se} 的强弱与 P_{se} 对总传播比的影响程度呈负相关。从总传播比到达稳定的时间来看, P_{se} 越小舆情接触率对总传播比稳定的时间影响越大,仿真结果如图

6、7以及表3所示。

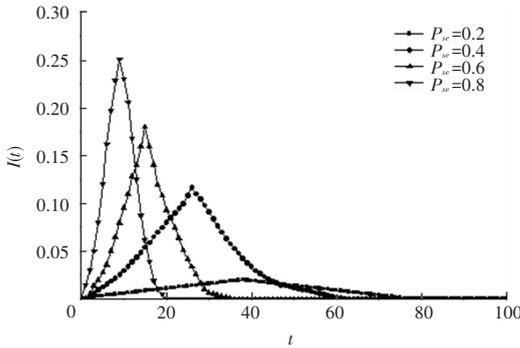


图6 无标度网络下舆情接触率 P_{se} 对传播比的影响
Fig. 6 Effect of P_{se} on $I(t)$ under scale-free networks

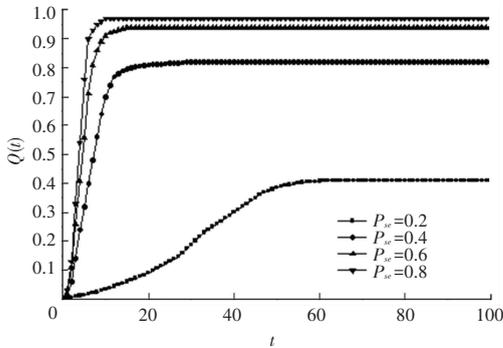


图7 无标度网络下舆情接触率 P_{se} 对总传播比的影响
Fig. 7 Effect of P_{se} on $Q(t)$ under scale-free networks

表3 无标度网络下舆情接触率 P_{se} 影响传播比、总传播比峰值及峰值时刻情况

Table 3 Peak and peak moment of $I(t)$, $Q(t)$ under the influence of P_{se} under scale-free networks

参数取值	传播比		总传播比	
	峰值时刻	峰值/%	峰值时刻	峰值/%
0.2	39	2.2	62	41.2
0.4	26	11.7	31	82.7
0.6	16	18.0	17	94
0.8	11	25.1	12	97.3

2.2.2 舆情转发率对舆情演化的影响

本次实验主要考察舆情转发率 P_{ei} 对传播过程和结果的影响。保持其他参数不变,分别设舆情转发率 P_{ei} 为0.2、0.4、0.6、0.8进行10次仿真实验并取平均值,得到舆情转发率 P_{ei} 对传播比和总传播比的影响。

1) 随机网络下传播情况

舆情转发率 P_{ei} 反映该主题下,已知态人群转变为传播态人群的概率。在本次实验中,舆情转发率越高,相关主题的话题微博贴文在微博更容易被用户转发传播,该用户的邻近节点用户会了解到该主

题相关的舆情信息;舆情接触率越小,相关主题的话题微博贴文在微博更不容易被邻近用户接触到,少有人会了解到该主题相关的舆情信息。

在随机网络中,随着 P_{ei} 增加,传播比和总传播比的峰值时刻更短,而传播比峰值更大,总传播比峰值一致,如图8、9及表4所示。

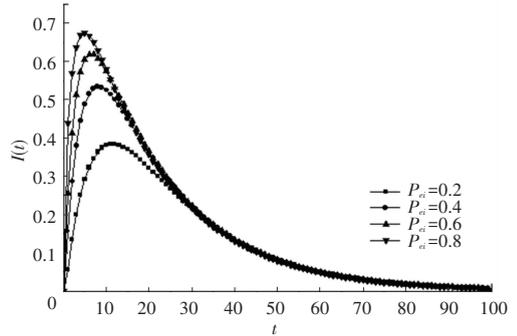


图8 随机网络下舆情转发率 P_{ei} 对传播比的影响
Fig. 8 Effect of P_{ei} on $I(t)$ under random networks

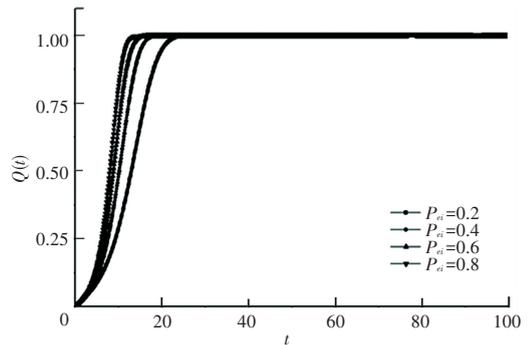


图9 随机网络下舆情转发率 P_{ei} 对总传播比的影响
Fig. 9 Effect of P_{ei} on $Q(t)$ under random networks

表4 随机网络下舆情转发率 P_{ei} 影响传播比、总传播比峰值及峰值时刻情况

Table 4 Peak and peak moment of $I(t)$, $Q(t)$ with the influence of P_{ei} under random networks

参数取值	传播比		总传播比	
	峰值时刻	峰值/%	峰值时刻	峰值/%
0.2	12	38.2	21	99.9
0.4	10	53.7	16	99.9
0.6	8	62.0	12	99.9
0.8	6	67.6	10	99.9

2) 无标度网络下传播情况

在无标度网络中,舆情转发率 P_{ei} 越高,传播态节点人群越多。当 P_{ei} 为0.8时,传播比峰值极高,达到39.4%,且到达峰值时刻极快,仅为7个单位时间。而当 P_{ei} 为0.2时,传播比和总传播比的演化速度极慢,如图10、11及表5所示。

从总传播比到达稳定的时间来看, P_{ei} 对总传播比稳定的时间影响不大。因为无论是已知态节点直接转变为免疫态节点, 还是已知态节点先转为传播态节点后再转变为免疫态节点, 这3种节点都可以划为非未知态, 而影响最终总传播比的都是非未知态人群总量的变化, 即传播比或3种非已知态的人群变化对总传播比影响不大。

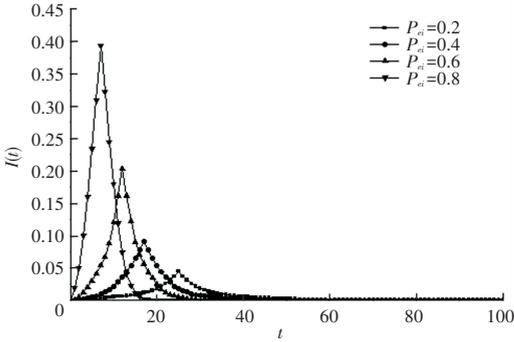


图 10 无标度网络下舆情转发率 P_{ei} 对传播比的影响

Fig. 10 Effect of P_{ei} on $I(t)$ under scale-free networks

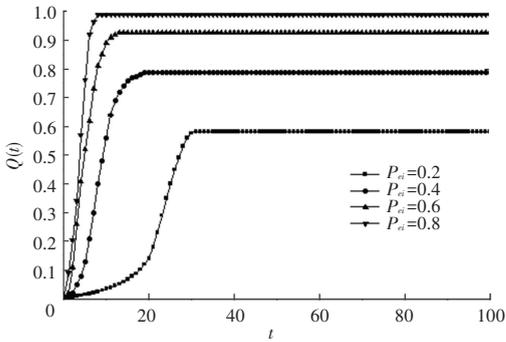


图 11 无标度网络下舆情转发率 P_{ei} 对总传播比的影响

Fig. 11 Effect of P_{ei} on $Q(t)$ under scale-free networks

表 5 无标度网络下舆情转发率 P_{ei} 影响传播比、总传播比峰值及峰值时刻情况

Table 5 Peak and peak moment of $I(t)$, $Q(t)$ with the influence of P_{ei} under scale-free networks

参数取值	传播比		总传播比	
	峰值时刻	峰值/%	峰值时刻	峰值/%
0.2	27	4.5	32	58.2
0.4	20	9.1	22	78.7
0.6	13	20.4	15	92.4
0.8	7	39.4	8	96.5

2.2.3 舆情无感率对舆情演化的影响

本次实验主要考察舆情无感率 P_{er} 对传播过程和结果的影响。保持其他参数不变, 分别设舆情无感率 P_{er} 为 0.2、0.4、0.6、0.8 进行 10 次仿真实验并取平均值, 得到舆情无感率 P_{er} 对传播比和总传播比的影响。

1) 随机网络下传播情况

舆情无感率 P_{er} 反映该主题下, 已知态人群转变为免疫态人群的概率。在本次实验中, 舆情无感率 P_{er} 越高, 相关主题的话题微博贴文被用户知晓后选择不转发的概率越高, 更多人会直接转为对该主题相关的舆情不传播且不感兴趣; 舆情无感率 P_{er} 越小, 相关主题的话题微博贴文在微博更容易被用户转发传播。

在随机网络中, P_{er} 越小传播比的峰值越高, 峰值时刻越长, 但 P_{er} 对总传播比不产生显著影响, 如图 12、13 及表 6 所示。

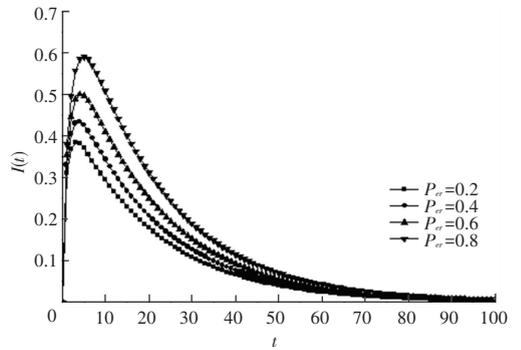


图 12 随机网络下舆情无感率 P_{er} 对传播比的影响

Fig. 12 Effect of P_{er} on $I(t)$ under random networks

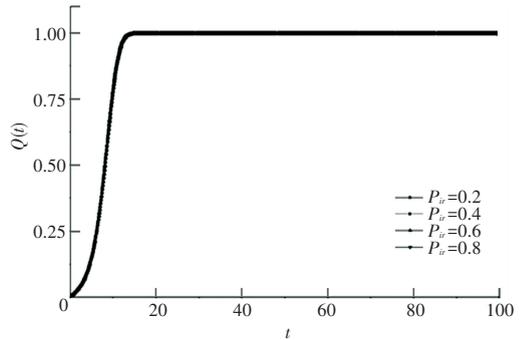


图 13 随机网络下舆情无感率 P_{er} 对总传播比的影响

Fig. 13 Effect of P_{er} on $Q(t)$ under random networks

表 6 随机网络下舆情无感率 P_{er} 影响传播比、总传播比峰值及峰值时刻情况

Table 6 Peak and peak moment of $I(t)$, $Q(t)$ with the influence of P_{er} under random networks

参数取值	传播比		总传播比	
	峰值时刻	峰值/%	峰值时刻	峰值/%
0.2	5	59.6	17	99.9
0.4	6	50.0	17	99.9
0.6	7	44.7	17	99.9
0.8	8	38.8	17	99.9

2) 无标度网络下传播情况

在无标度网络中, P_{er} 越高传播比越低, P_{er} 与传

播比呈负相关。当 P_{er} 为 0.2 时,即当已知态节点转为免疫态节点的概率较低时,会有更多的节点转变为传播态节点,峰值达到 29.3%。从传播比到达峰值的时间来看,峰值时间间隔相对均匀, P_{er} 的变化对峰值时间的影响较为规律。 P_{er} 对总传播比的影响同样呈负相关。从总传播比达到峰值的时间来看,当 P_{er} 为 0.8 时,总传播比增长缓慢,47 个单位时间达到峰值 39.7%,如图 14、15 及表 7 所示。

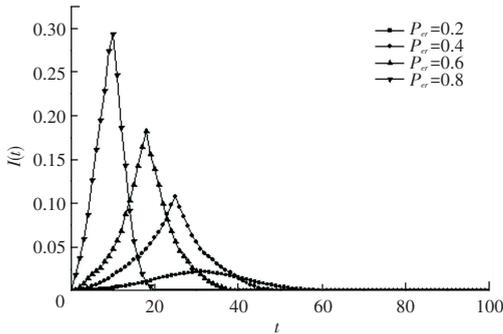


图 14 无标度网络下舆情无感率 P_{er} 对传播比的影响

Fig. 14 Effect of P_{er} on $I(t)$ under scale-free networks

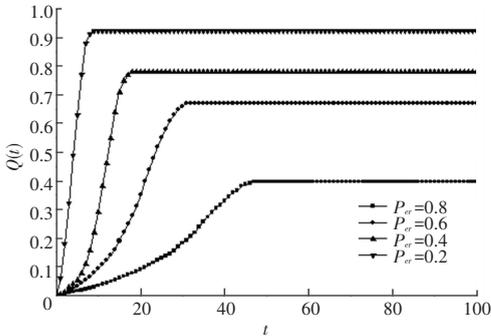


图 15 无标度网络下舆情无感率 P_{er} 对总传播比的影响

Fig. 15 Effect of P_{er} on $Q(t)$ under scale-free networks

表 7 无标度网络下舆情无感率 P_{er} 影响传播比、总传播比峰值及峰值时刻情况

Table 7 Peak and peak moment of $I(t)$, $Q(t)$ with the influence of P_{er} under scale-free networks

参数取值	传播比		总传播比	
	峰值时刻	峰值/%	峰值时刻	峰值/%
0.2	9	29.3	10	92.3
0.4	20	18.2	22	78.1
0.6	27	10.7	31	67.4
0.8	33	2.2	47	39.7

2.2.4 舆情免疫率对舆情演化的影响

本次实验中主要考察舆情免疫率 P_{ir} 对传播过程和结果的影响。保持其他参数不变,分别设舆情免疫率 P_{ir} 为 0.2、0.4、0.6、0.8 进行 10 次仿真实验并取平均值,得到舆情免疫率 P_{ir} 对传播比和总传播比的影响。

1) 随机网络下传播情况

舆情免疫率 P_{ir} 反映该主题下,传播态人群转变为免疫态人群的概率。在本次实验中,舆情免疫率 P_{ir} 越高,相关主题的话题微博贴文下用户转发后对该类舆情不再感兴趣的概率越高,更多人转发后会转为免疫态人群;舆情免疫率 P_{ir} 越小,转发后会立刻转为免疫态节点的用户越少。

在随机网络中, P_{ir} 传播比的峰值越小,峰值时刻越短,但总传播比并未明显变化,如图 16、17 及表 8 所示。

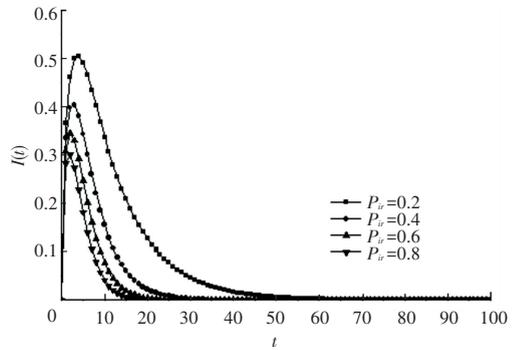


图 16 随机网络下舆情免疫率 P_{ir} 对传播比的影响

Fig. 16 Effect of P_{ir} on $I(t)$ under random networks

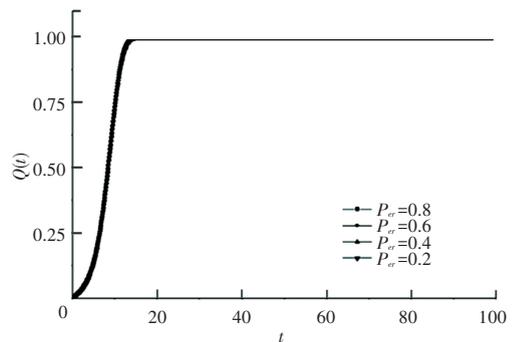


图 17 随机网络下舆情免疫率 P_{ir} 对总传播比的影响

Fig. 17 Effect of P_{ir} on $Q(t)$ under random networks

表 8 随机网络下舆情免疫率 P_{ir} 影响传播比、总传播比峰值及峰值时刻情况

Table 8 Peak and peak moment of $I(t)$, $Q(t)$ with the influence of P_{ir} under random networks

参数取值	传播比		总传播比	
	峰值时刻	峰值/%	峰值时刻	峰值/%
0.2	5	50.2	17	99.9
0.4	4	40.4	17	99.9
0.6	3	35.0	17	99.9
0.8	2	30.0	17	99.9

2) 无标度网络下传播情况

在无标度网络中, P_{ir} 越高传播比越低,舆情无

感率 P_{er} 与传播比呈负相关。但相较于接触率 P_{se} 、转发率 P_{ei} 、无感率 P_{er} 对传播比的影响程度, P_{ir} 对传播比的影响程度较小, 峰值差距不大且峰值时刻间隔相对规律。从总传播比达到峰值的时间来看, 与之前实验中 P_{se} 、 P_{ei} 、 P_{er} 不同的是, 当 P_{ir} 为 0.8 时, 虽然总传播峰值不高, 但是在单位时间 10-15 之间总传播比快速增加, 如图 18、19 及表 9 所示。

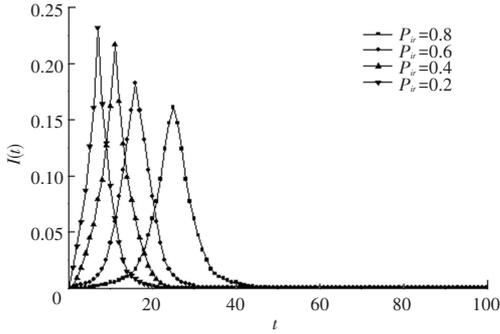


图 18 无标度网络下舆情免疫率 P_{ir} 对传播比的影响
Fig. 18 Effect of P_{ir} on $I(t)$ under scale-free networks

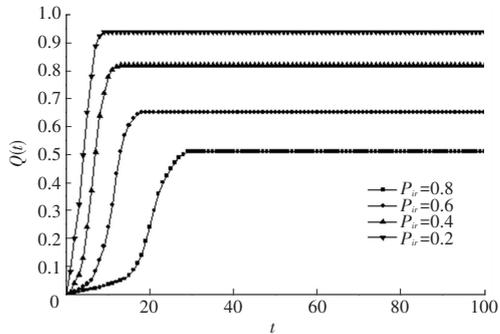


图 19 无标度网络下舆情免疫率 P_{ir} 对总传播比的影响
Fig. 19 Effect of P_{ir} on $Q(t)$ under scale-free networks

表 9 无标度网络下舆情免疫率 P_{ir} 影响传播比、总传播比峰值及峰值时刻情况

Table 9 Peak and peak moment of $I(t)$, $Q(t)$ with the influence of P_{ir} under scale-free networks

参数取值	传播比		总传播比	
	峰值时刻	峰值/%	峰值时刻	峰值/%
0.2	25	16.1	29	51.2
0.4	16	18.3	29	65.8
0.6	11	21.7	13	82.7
0.8	7	23.2	9	94.5

2.2.5 主题热度对舆情演化的影响

本次实验中主要考察主题热度 ϑ_i 对传播过程和结果的影响。保持其他参数不变, 分别设主题热度 ϑ_i 为 0.1、0.3、0.5、0.7、0.9 进行 10 次仿真实验并取平均值, 得到主题热度 ϑ_i 对传播比和总传播比的影响。

1) 随机网络下传播情况

主题热度 ϑ_i 反映该主题的话题在社交媒体网络中传播的速度和数量。在本次实验中, 主题热度越高, 相关主题的话题微博贴文在微博中数量越多, 该主题的贴文会以更大的概率出现在微博中; 主题热度越小, 该主题的贴文的出现概率越低。实验中, 参数 $\vartheta_i = 0.5$ 为对照组, 主题热度对于相关话题的舆情传播没有影响。

在随机网络中, ϑ_i 与传播比峰值呈反比, 与传播比峰值呈正比, 且与总传播比峰值时刻呈反比, 不影响总传播比峰值, 如图 20、21 及表 10 所示。

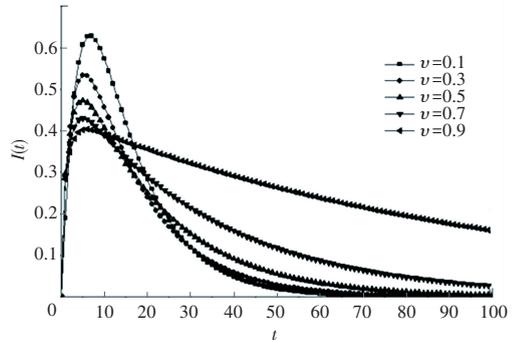


图 20 随机网络下主题热度对传播比的影响
Fig. 20 Effect of ϑ_i on $I(t)$ under random networks

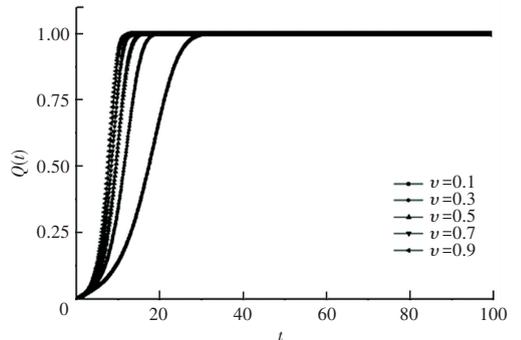


图 21 随机网络下主题热度对总传播比的影响
Fig. 21 Effect of ϑ_i on $Q(t)$ under random networks

表 10 随机网络下主题热度影响传播比、总传播比峰值及峰值时刻情况

Table 10 Peak and peak moment of $I(t)$, $Q(t)$ with the influence of ϑ_i under random networks

参数取值	传播比		总传播比	
	峰值时刻	峰值/%	峰值时刻	峰值/%
0.1	10	63.8	24	99.9
0.3	9	52.3	17	99.9
0.5	8	47.9	12	99.9
0.7	7	42.1	9	99.9
0.9	6	40.2	8	99.9

2) 无标度网络下传播情况

在无标度网络中, 主题热度 ϑ_i 对传播比有显著影响。随着主题热度 ϑ_i 的减小, 主题热度对传播比

的影响程度也越小,当 $\vartheta_i = 0.3、0.1$ 时,传播比的减弱程度远比 $\vartheta_i = 0.7、0.9$ 时的减弱程度小,主题热度的强弱与主题热度对总传播比的影响程度呈正相关。且无论主题热度 ϑ_i 大小,总传播比到达稳定的时间相对规律,主题热度 ϑ_i 对总传播比稳定的时间影响不大,如图 22、23 及表 11 所示。

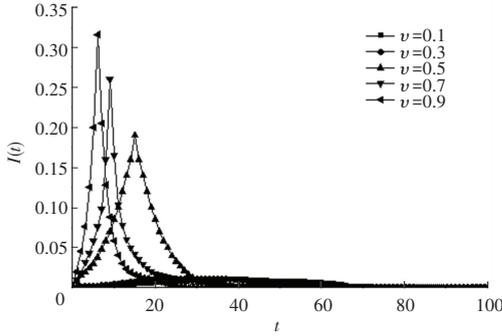


图 22 无标度网络下主题热度对传播比的影响

Fig. 22 Effect of ϑ_i on $I(t)$ under scale-free networks

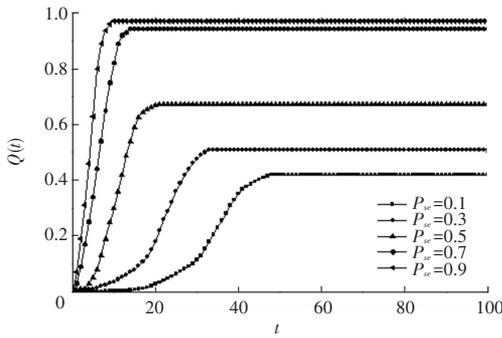


图 23 无标度网络下主题热度对总传播比的影响

Fig. 23 Effect of ϑ_i on $I(t)$ under scale-free networks

表 11 无标度网络下主题热度影响传播比、总传播比峰值及峰值时刻情况

Table 11 Peak and peak moment of $I(t), Q(t)$ with the influence of ϑ_i under scale-free networks

参数取值	传播比		总传播比	
	峰值时刻	峰值/%	峰值时刻	峰值/%
0.1	39	9.8	48	42.1
0.3	29	11.2	33	50.9
0.5	17	19.1	21	67.3
0.7	9	26.2	14	94.3
0.9	6	31.9	10	97.1

2.2.6 用户主题兴趣度对舆情演化的影响

本次实验中主要考察用户主题兴趣度 ω_i 对传播过程和结果的影响。保持其他参数不变,分别设用户主题兴趣度 ω_i 为 0.1、0.3、0.5、0.7、0.9 进行 10 次仿真实验并取平均值,得到用户主题兴趣度 ω_i 对传播比和总传播比的影响。

1) 随机网络

用户主题兴趣度 ω_i 反映社交媒体用户对该主

题的话题感兴趣的程度,具体表现为对相关主题的贴文进行点赞、评论、转发、收藏等。用户主题兴趣度越高,微博用户对相关贴文的点赞、评论、转发收藏等次数越多;用户主题兴趣度越小,用户相关行为越少。实验中参数 $\omega_i = 0.5$ 为对照组,表示用户主题兴趣度 ω_i 对于相关话题的舆情在社交媒体中传播没有影响。

在随机网络中, ω_i 对传播比的峰值时刻几乎没有影响,只与传播比的峰值呈正比;用户主题兴趣度对总传播比的峰值时刻呈反比,且随着用户主题兴趣度的减小,总传播比的峰值时间间隔越来越大。用户主题兴趣度对总传播比的峰值无明显影响,如图 24、25 及表 12 所示。

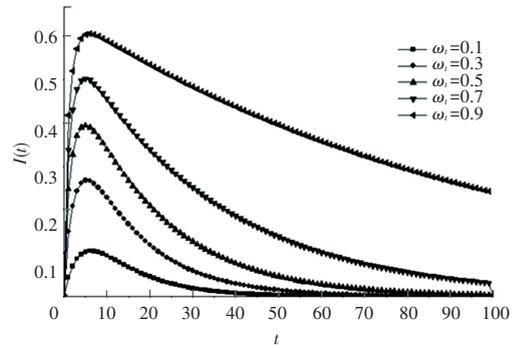


图 24 随机网络下用户主题兴趣度对传播比的影响

Fig. 24 Effect of ω_i on $I(t)$ under random networks

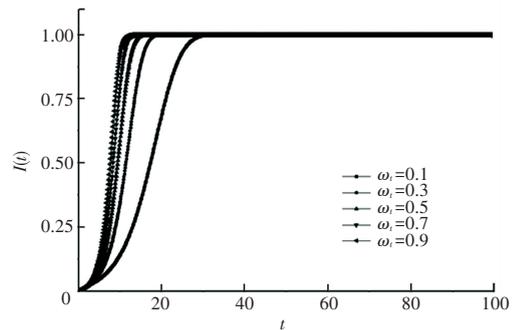


图 25 随机网络下用户主题兴趣度对总传播比的影响

Fig. 25 Effect of ω_i on $Q(t)$ under random networks

表 12 随机网络下用户主题兴趣度影响传播比、总传播比峰值及峰值时刻情况

Table 12 Peak and peak moment of $I(t), Q(t)$ with the influence of ω_i under random networks

参数取值	传播比		总传播比	
	峰值时刻	峰值/%	峰值时刻	峰值/%
0.1	6	11.6	24	99.9
0.3	6	27.8	19	99.9
0.5	6	40.0	15	99.9
0.7	6	50.2	12	99.9
0.9	6	60.4	10	99.9

2) 无标度网络

在无标度网络中, ω_i 对传播速度有显著影响, 用户主题兴趣度 ω_i 越大, 传播比升高越快; 且随着 ω_i 的减小, ω_i 对传播比速度的影响程度也越小。当 $\omega_i = 0.3, 0.1$ 时, 传播比的峰值远比 $\omega_i = 0.7, 0.9$ 时的峰值差距小。当 ω_i 处于较高水平时, 总传播比稳定后相差不大, 且当 ω_i 在 $(0, 0.5)$ 或 $(0.5, 1)$ 区间时, 总传播比稳定时间的差距相对稳定, 如图 26、27 及表 13 所示。

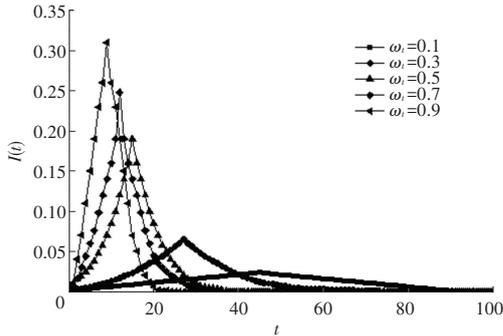


图 26 无标度网络下用户主题兴趣度对传播比的影响
Fig. 26 Effect of ω_i on $I(t)$ under scale-free networks

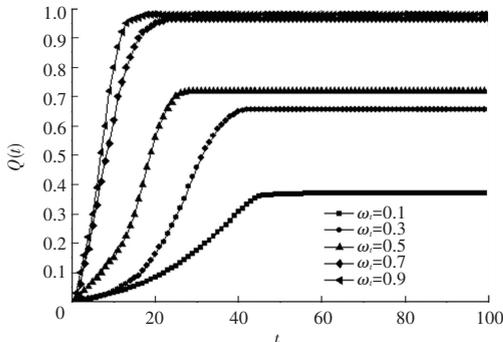


图 27 无标度网络下用户主题兴趣度对总传播比的影响
Fig. 27 Effect of ω_i on $Q(t)$ under scale-free networks

表 13 无标度网络下用户主题兴趣度影响传播比、总传播比峰值及峰值时刻情况

Table 13 Peak and peak moment of $I(t)$, $Q(t)$ with the influence of ω_i under scale-free networks

参数取值	传播比		总传播比	
	峰值时刻	峰值/%	峰值时刻	峰值/%
0.1	45	2.3	73	37.4
0.3	29	6.5	57	64.9
0.5	14	19.4	42	71.8
0.7	12	24.8	23	95.6
0.9	9	31.3	18	98.2

2.3 结果分析及对策建议

结合现实中社交媒体舆情传播来看, 通过对主题热度和用户兴趣度的定义, 改进的 SEIR 模型引

入了主题热度和用户兴趣度因素, 能够有效刻画除网络结构之外舆情网络传播的要素如何影响传播结果, 揭示真实舆情传播情况, 更加符合舆情传播情境。根据上述仿真实验结果, 本文提出下列对策及建议, 以期公共部门针对社交媒体舆情事件做出有效预警和治理提供参考依据。

(1) 持续监测舆情主题, 提高舆情治理效率。在社交媒体网络舆情传播演化过程中, 舆情相关的主题是除网络结构、集聚系数、平均路径等网络因素之外最大的影响因素。在本文仿真实验中, 与主题流行程度相关的主题热度以及与用户对主题感兴趣程度相关的用户兴趣度均对传播过程和演化结果产生了显著影响。因此, 在同一个舆情网络下, 主题是治理舆情最亟需管控的治理对象。利用自然语言处理等机器学习工具和其他网络信息技术能够迅速抓住舆情的关键, 动态监测舆情情况, 依据主题重要等级对网络舆情进行划分, 并根据划分结果将更多的治理资源投入到重要级更高、传播演化预警异常的主题舆情中去, 提高舆情治理效率。

(2) 有效利用主题热度, 引导舆情正向发展。针对重要级更高、传播演化预警异常的主题舆情, 主题热度是评价舆情传播现状关键。在实际传播过程中, 前期是舆情引导治理的最有效时期。当监测到舆情主题热度上升过快, 发出舆情预警, 可以迅速发现敏感舆情, 结合主题具体内容及时对治理方向进行研判; 另一方面, 当有关舆情主题下降之后, 政府及相关职能部门可继续发布主题贴文, 保持主题热度, 延长舆情传播时间, 扩大舆情传播范围, 或反之以达到期望目的。

(3) 密切关注用户兴趣, 挖掘舆情潜在风险。针对重要级更高、传播演化预警异常的主题舆情, 用户兴趣度是预测舆情演化过程的关键。在实际传播过程中, 若用户兴趣极高但主题热度较低的话题, 意味着该舆情话题受到用户密切关注, 主题热度很有可能升高, 该话题迅速蔓延并成为热点。因此, 在演化前期对该话题采取措施, 及时发布舆情真相信息, 解除用户疑惑不满, 将负面话题控制在尽可能小的范围内, 避免消极结果; 或积极发布相关内容满足用户兴趣, 推动正面话题迅速传播, 推动社交媒体舆情健康发展。

3 结束语

为从主题视角探究舆情在社交媒体网络中传播演化的特点, 本文构建了引入主题热度和用户兴趣

度的改进型 SEIR 传播模型,选取不同的网络类型对主题在网络舆情用户网络的传播进行研究,试图刻画不同参数对舆情传播演化的影响。首先,针对 SEIR 模型提出改进,充分考虑主题热度和用户兴趣度。其次,本文选取随机网络和无标度网络,并分别确定两种网络参数。最后根据构建的传播模型,控制其余变量,分别对主题热度和用户兴趣度取不同值进行仿真实验。实验结果表明,相比于随机网络,无标度网络能够更好地模拟真实社交媒体网络中的舆情信息传播过程;另一方面主题热度和用户兴趣度的强弱与主题热度对总传播比的影响程度均呈正相关。以上仿真结果结合社交媒体舆情传播实际情况,可大幅提升社交媒体舆情监测效率,便于政府和相关职能部门进行舆论监测、预警、治理,打造更加健康的网络环境。

然而,影响舆情传播演化的因素有很多,本文只探讨了主题热度和用户兴趣度对舆情传播演化的影响,未来可以结合更多研究方法,进一步探索主题热度和用户兴趣度在真实演化中的特征,并结合仿真实验,为舆情治理提供更切实有效的参考与借鉴。

参考文献

- [1] LUNA S, PENNOCK M J. Social media applications and emergency management: A literature review and research agenda [J]. *International Journal of Disaster Risk Reduction*, 2018,28: 565-577.
- [2] CHEN X, DUAN S, WANG L. Research on clustering analysis of internet public opinion [J]. *Cluster Computing*, 2019, 22 (S3): 5997-6007.
- [3] LIN Y, KANT S. Using social media for citizen participation: contexts, empowerment, and inclusion [J]. *Sustainability*, 2021, 13(12): 6635.
- [4] 方兴东, 谷潇, 徐忠良. “信疫”(Infodemic)的根源、规律及治理对策——新技术背景下国际信息传播秩序的失控与重建 [J]. *新闻与写作*, 2020(6): 35-44.
- [5] 杨雅, 赵文宇. 关涉儿童舆情事件:生成机制与网络热度——基于《中国社会舆情年度报告》的定性比较分析 [J]. *当代传播*, 2021(2): 68-71.
- [6] 王琳炜. 突发性公共事件微博舆情中热点网民关注偏好研究 [J]. *知识管理论坛*, 2020,5(5): 271-282.
- [7] 成全, 刘国威, 李艺全. 考虑用户主题兴趣度的网络舆情演化建模与仿真研究 [J]. *管理评论*, 2020,32(11): 128-139.
- [8] 徐涵, 张庆. 复杂网络上传播动力学模型研究综述 [J]. *情报科学*, 2020,38(10): 159-167.
- [9] 庄文英, 许英姿, 任俊玲, 等. 突发事件舆情演化与治理研究——基于拓展多意见竞争演化模型 [J]. *情报杂志*, 2021,40(12): 127-134.
- [10] 万立军, 郭爽, 侯日冉. 基于 SIRS 模型的微博社区舆情传播与预警研究 [J]. *情报科学*, 2021,39(2): 137-145.
- [11] 张帅, 阿比旦·艾尼瓦尔, 刘运梅. 社交媒体虚假疫情信息纠正效果评估的元分析 [J]. *现代情报*, 2021,41(8): 16-26.
- [12] 韩亚楠, 刘建伟, 罗雄麟. 概率主题模型综述 [J]. *计算机学报*, 2021,44(6): 1095-1139.
- [13] 王也, 潘旭伟. 快时尚背景下消费者兴趣服装设计主题发现 [J]. *中国集体经济*, 2020(21): 67-68.
- [14] 江长斌, 李汾紫, 张瑶源, 等. 次生舆情影响下的网络舆情传播研究 [J]. *武汉理工大学学报(信息与管理工程版)*, 2021,43(6): 580-587.
- [15] 迪路阳, 钟寒, 施水才. 网络舆情预警研究综述 [J]. *数据分析与知识发现*, 2023,7(8): 17-29.
- [16] 齐梦娜, 朱丽平, 李宁. 基于 ERNIE 和 CNN 的在线评论情感分析模型 [J]. *计算机应用*, 2022,42(S1): 7-11.
- [17] 李思佳, 张鹏, 夏一雪, 等. 基于信息吸引力和相关性的双网络舆情交互传播建模与仿真研究 [J]. *情报杂志*, 2023,42(5): 119-128.
- [18] YANG H, ZHANG Y, DING W. Multiple heterogeneous P-DCNNs ensemble with stacking algorithm: A novel recognition method of space target ISAR images under the condition of small sample set [J]. *IEEE Access*, 2020,8: 75543-75570.
- [19] BOCCALETTI S, BIANCONI G, CRIADO R, et al. The structure and dynamics of multilayer networks [J]. *Physics Reports*, 2014, 544(1): 1-122.
- [20] GRILO M, FADIGAS I S, MIRANDA J G V, et al. Robustness in semantic networks based on cliques [J]. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 2017,472: 94-102.
- [21] CAMPOS J, COSTA A D A, COPELLI M, et al. Correlations induced by depressing synapses in critically self-organized networks with quenched dynamics [J]. *Physical Review E*, 2017, 95(4-1): 42303.
- [22] WANG W, TANG M, ZHANG H F, et al. Epidemic spreading on complex networks with general degree and weight distributions [J]. *Physical Review E Statistical Nonlinear and Soft Matter Physics*, 2014,90(4): 42803.
- [23] KABIR K M A, TANIMOTO J. Analysis of epidemic outbreaks in two-layer networks with different structures for information spreading and disease diffusion [J]. *Communications in Nonlinear Science and Numerical Simulation*, 2019,72: 565-574.