



研究与开发

融入内容与社团的超级意见领袖网络舆论模型

魏建良¹, 纪浩², 田腾艳³, 周胜利⁴

(1. 浙江工商大学, 浙江 杭州 310018; 2. 浙江农林大学, 浙江 杭州 311300;

3. 中国联合网络通信有限公司浙江省分公司, 浙江 杭州 310006;

4. 浙江警察学院, 浙江 杭州 310053)

摘要: 针对当前社交网络中频发的意见偏差和扭曲问题, 借鉴 Deffuant-Weisbuch (DW) 模型, 结合用户关系、节点身份和信息噪音等因素, 设计了融合内容与社团结构的超级意见领袖舆论模型, 并通过仿真实验模拟舆论偏差产生过程。研究发现: 超级意见领袖会导致网络舆论发生偏差性传播效果; 内容争议性影响意见波动与收敛, 但对最终演化结果影响不显著; 强、弱社团对舆论演化的影响作用存在差异, 通过提高社团内部强度和外部影响力能够与超级意见领袖进行意见对抗, 进而改变舆论传播偏向。

关键词: 网络舆论; 偏差; 社团结构; 争议性内容; 超级意见领袖

中图分类号: N941

文献标识码: A

doi: 10.11959/j.issn.1000-0801.2020152

Public opinion model based on super-influencer integrating network community and content

WEI Jianliang¹, JI Hao², TIAN Tengyan³, ZHOU Shengli⁴

1. Zhejiang Gongshang University, Hangzhou 310018, China

2. Zhejiang A&F University, Hangzhou 311300, China

3. Zhejiang Branch of China United Network Communications Co., Ltd., Hangzhou 310006, China

4. Zhejiang Police College, Hangzhou 310053, China

Abstract: Aiming at the abnormal deviation and distortion of online public opinion, a public opinion model based on super-influencer integrating network community and content was designed. Deffuant-Weisbuch (DW) model was adopted, and factors such as user relationship, node identity and information noise were incorporated into the model, and the generation of public opinion deviation was simulated through simulation experiments. The results indicate that super-influencer leads to irreversible deviation of network public opinion, controversial content causes opinion fluctuation and convergence, but not the final opinion as a whole. There are differences in the interference effect between strong and weak communities, and by increasing the internal strength and external influence of the community, it can conduct public opinion confrontation with super-influencer, thus reversing the direction of public opinion deviation.

Key words: online opinion, deviation, community structure, controversial content, super-influencer

收稿日期: 2019-09-18; 修回日期: 2020-04-20

通信作者: 周胜利, 76933768@qq.com

基金项目: 国家社会科学基金资助项目 (No.18BTQ050)

Foundation Item: The National Social Science Foundation (No.18BTQ050)



1 引言

当前,随着 Web 2.0 与移动互联网的深入发展,以 WhatsApp、Facebook、微信(WeChat)、Twitter 等为代表的社交平台全面兴起。据统计,截至 2019 年年底,WhatsApp 用户数超过 20 亿,Facebook 更是拥有 25 亿活跃用户,在线社交平台已成为承载网络舆论与意见传播的重大载体。网络舆论是现实社会的镜像,网络舆论传播的本质是社会公众注意力资源分配的结果^[1]。目前由于社交平台庞大的用户基础、复杂的网络结构、丰富的数据类型、实时的传播速度,网络舆论传播呈现出高度不确定化、瞬时交互化、社会运动化、非常规安全化等趋势^[2-3]。

作为一种覆盖面极广的复杂网络,在线社交平台上的观点交互与舆论传播表现出非常复杂的特征。一是由于社交网络的无标度特性,节点之间的连接呈现幂律分布^[4],部分连接数较高的用户对舆论传播起关键作用,个别意见领袖容易演化变成更为强大的超级意见领袖,明显影响意见交互;二是由于复杂网络中存在数量和密度不定的社团结构^[5],而社团结构具有“圈内”连接紧密、“圈间”连接稀疏的特性,且其稀疏性质能够推动(阻碍)甚至左右观点的传播方向,导致舆论偏差^[6];三是复杂网络具有信息级联效应,即后续个体会仅观察先前个体的行为而不做思考的直接加以延续,通过转发、回复、评论和提及,使大量个体的集体注意力同步,最终在社交媒体上产生群体极化,造成不可控的广泛影响^[7]。

一般情况下,网络中的多数个体意见在一段较短的时间内能够达成统一的观点,但由于复杂网络的无标度特征、社团结构属性以及某些特殊节点的存在,当网络传播具备争议性或偏激态度的内容时,舆论意见在传播时经常发生意想不到的“观点漂移”^[8],而这种结果的出现往往会造成难以把控的局面,如盲目跟风诱发的顺序投票

行为、谣言或伪信息传播造成的突发性群体事件等^[9]。因此,基于在线社会网络巨量数据规模和复杂的个体行为,如何更为真实地实现对网络用户群体行为模式的挖掘与建模、识别偏差性网络舆论的扩散形成原因和路径,已成为当前社会网络研究中亟待解决的问题。

2 研究进展

对舆论传播偏差性研究起源于社会科学领域的新闻与传播学,后来随着计算机技术的发展与复杂网络的兴起,基于动力学理论构建舆论传播动力学模型,并借助仿真技术定量分析舆论演化过程成为研究舆论传播偏差的重要方向^[10-11]。

目前,关于舆论动力学的研究主要分两个视角:一是基于矩阵论构建舆论演化的线性模型^[12],一般从图论、马尔可夫链理论、群体一致性理论、有限性理论、个体观点更新、信息分散机理等方面解释舆论随时间的波动情况;二是纳入更多影响因素的非线性动力学级联模型^[13],又可分为离散与连续两类研究离散型舆论动力学模型包括投票者模型、多数决定模型、伊辛模型和 Sznajd 模型等,离散型模型在描述同意或反对、正确或错误等简单决策时是合理的。连续型舆论动力学模型主要描述个体观点在所有可能观点区间内的连续变化,包括有界信任规则模型、信息级联模型等^[11,14]。近年来,运用连续型舆论动力学模型研究舆论传播偏差得到了多方面的修正和扩展,主要包括以下 3 个方面。

(1) 用户关系视角

Granovetter^[15]在《弱关系的力量》中指出,用户关系是研究舆论演化的基础,用户之间的互动时长、感情深浅、信赖程度以及互惠性对于意见交互和观点传播影响深刻,后续的大量研究设置用户间关系作为分析舆论传播偏差的个性化参数。Jafari 等^[10]使用“边”描述用户间关系,将边具体分为定向链、双向链、跟随者—后继者关系、

友谊状态 4 种属性,进一步解释舆论演化和观点偏差的原因。有些研究使用收敛系数量化用户间关系,但在传统的有界信任模型中,收敛系数通常被设定为固定值,此设定无法体现舆论传播过程中的个体差异。因此,Sreenivasan 等^[16]将收敛系数设置为随时间变化的函数,较好地模拟了舆论交互的现实性。Li 等^[17]认为用户间的非信任关系能够诱导舆论偏差现象的发生,并将非信任关系作为核心参数纳入舆论动力学模型中。与之类似,Wang 等^[18]建立多级观点(LT-MLA)舆论演化阈值模型剖析非信任关系引发的舆论偏差,将边权重的取值范围设定在 $[-1,1]$,并实时更新参数值,当边权重小于 0 时,链接两端的节点演化为非信任关系。Hosseinipozveh 等^[8]通过真实数据模拟发现非信任关系广泛存在于社交网络中,且观点能够通过非信任关系无阻碍传播,进而引发舆论偏差,但其并未对偏差的方向和范围做详细说明。

(2) 节点身份视角

经典级联理论认为造成舆论偏差的原因在于网络中具有同构性质的节点,并基于传染病的扩散理论给出推演^[19]。同样,Ising 模型也从节点的角度对舆论演化现象进行解释,其基本思想是由于部分特殊节点在微观上的多次迭代引起的网络中全部节点在宏观上表现出整体一致性^[20]。基于 Ising 模型,Li 等^[21]认为社交网络的异配性质为节点的交互创造了条件,即网络中低度值节点倾向于与高度值节点连接,并以高度节点为标尺加以参照和模仿,形成扭曲意见。Clauset 等^[9]发现无标度网络中的独立传播者和舆论偏差的出现密切相关,研究认为该类特殊节点不受邻居影响,能通过链路以外的其他途径传播消息,进而改变非邻居态度,造成舆论观点值的跨范围偏移。Ma 等^[22]在“易感—传染—恢复”的实验中引入独立传播者并模拟其消息传递行为,结果证实了此类节点并不需要跟踪焦点网络(focal network)的链接,能够直接通过底层网络(underlying network)传播

消息,导致舆论偏差。不过,确定关键节点研究舆论传播偏差需要经过复杂计算,尤其在竞争级联存在的情况下,这一问题被认为是 NP-hard 的^[11]。

(3) 舆论内容视角

近年来,许多学者热衷于研究舆论本身的内容引起的舆论偏差。一般来讲,具备新颖性和争议性的消息能够引起大家的广泛关注,而明显带有感情色彩的言论更易煽动网民情绪。当普通群体在面对情节生动、内容充实、看似科学的言论时往往信以为真,改变其正确的价值观和内心的真实想法,造成舆论信息的偏差和扭曲。Lagnier 等^[23]在考虑信息内容的基础上融合用户传播意愿、社交压力要素扩展了线性阈值模型,进而建立基于离散时间的信息传播概率模型来预测舆论在网络中的传播态势。结果显示,信息内容能够显著诱发舆论偏差。Zhang 等^[7]通过追踪“网络俚语”出现的频率变化情况研究信息内容与舆论演化的关系。结果显示,由于主题不同,“网络俚语”的出现频率也相应呈现出高低不同的峰值。Lagnier 等^[11]提出用标准词库和余弦相似度来判断舆论传播和信息内容之间的关系,并将内容扩散、用户画像和信息传播意愿集成到一个简单的特征函数中,开发出概率传播模型。结果表明,相同的信息内容能够引发相同的信息级联,从而引起舆论朝同一方向的偏差。

此外,部分研究还探讨了网络拓扑性质与舆论传播偏差的关系。有研究者通过挖掘网络的底层结构设计 NetRate 模型,用以预测舆论走向^[24]。Sreenivasan 等^[16]将无标度网络抽象成具有相同度分布的二叉树,并将舆论的传播定义为一个动态的分支过程,从而研究信息的传播偏差。Krishnan 等^[25]则通过捕捉若干棵树之间的动态结构,预测舆论波及的范围。Jalili 等^[26]通过舆论传播仿真实验推断某些特定的拓扑结构非常有利于消息的扩散,相反,有些结构则会减缓甚至禁止信息的传播。

综上所述,基于用户关系、节点身份、舆论



内容构建舆论动力学模型解释舆论传播偏差问题是比较常用的方法,但其研究的主要缺陷是缺乏对动态变化的网络结构的考虑,尤其较少地涉及网络中社团结构对舆论偏差问题的影响。然而,最近的研究发现,社团普遍存在于复杂网络中,社团结构是复杂网络的固有属性,已有实证研究揭示了社团的存在能够干扰舆论传播,在特定情况下,社团的稀疏紧密程度更是决定着信息传播的速度和方向^[27-28]。本文在社团结构的基础上综合考虑用户关系、节点身份和舆论内容等要素,进而剖析导致舆论传播产生偏差的内在机理,挖掘更深层次的舆论演化规律,为政府及相关部门强化网络舆论管理提供理论参考。

3 模型与算法设计

DW 模型因能够基于定量建模的方法研究复杂网络中的节点交互,实现对意见值分布散乱的个体观点演化过程的完全模拟,真实还原网络中的舆论演化而受到广泛应用。以 DW 模型为基础,构建社团网络结构,同时将用户关系、节点身份、舆论内容纳入考虑范围,建立基于社团结构的舆论动力学传播模型。

3.1 DW 模型

设网络中的节点数量为 n ,且每个节点均拥有自己的观点值,本文将每个节点在 t 时刻的观点值记为 $o_x(t)$, $x=1,2,\dots,n$,且 $o_x(t) \in [0,1]$,并服从随机分布。在意见交互的过程中,每次随机从 n 个节点中选择两个节点 i 和 j ,其对应的观点分别为 $o_i(t)$ 和 $o_j(t)$,如果 i 、 j 两个节点的观点差异小于某一个给定的值 ε ($\varepsilon \in [0,1]$,称为交互阈值),即 $|o_i(t) - o_j(t)| \leq \varepsilon$ 时,观点可以进行交互,否则不产生交互行为。观点演化规则表示如式 (1) 所示:

$$\begin{cases} o_i(t+1) = o_i(t) + \mu(o_j(t) - o_i(t)) \\ o_j(t+1) = o_j(t) + \mu(o_i(t) - o_j(t)) \end{cases} \quad (1)$$

其中, $\mu \in [0,0.5]$,称为观点交互妥协系数,可以

通过对 μ 值的调整设置不同性质的群体。当 μ 值较小时,交互双方不轻易改变自身观点;当 μ 值较大时,交互双方容易对观点选择策略进行妥协。

3.2 基于超级意见领袖的舆论传播模型

本文受 Clauset 等^[9]和 Ma 等^[22]研究中独立的传播者 (independent spreader) 的启发,认为在复杂网络中存在极少数特殊节点,他们区别于一般化的意见领袖,其具有强个人魅力、强说服能力、高权威性的属性,甚至能够突破传播阈值限制跨域传递信息,将其称为“超级意见领袖”。本文使用权威性 (Authority) 参数对超级意见领袖的身份进行描述,较高强度的权威性会对节点交互时观点值的演化产生强干扰,于是,本文设置网络中节点被说服的程度 p 是关于权威值的函数 $p(\text{Authority})$,即权威值越大则对该节点观点的影响程度越大,可以用计算式表示为 $p = \frac{\text{Authority}}{1 + \text{Authority}}$,其中 $\text{Authority} \in [0,1]$ 。鉴于超级意见领袖强大的影响力,本文使其权威性 $\text{Authority} = 1$,同时令其对应的说服程度 $p = 1$,因此节点被说服程度 p 是分段函数,计算式为:

$$p = \begin{cases} \frac{\text{Authority}}{1 + \text{Authority}}, & \text{Authority} \in [0,1) \\ 1, & \text{Authority} = 1 \end{cases} \quad (2)$$

融入超级意见领袖的 DW 模型对应的演化规则变化如下。

(1) 当节点 i 和 j 中没有超级意见领袖,且 $|o_i(t) - o_j(t)| \leq \varepsilon$ 时,观点演化规则为式 (3):

$$\begin{cases} o_i(t+1) = o_i(t) + \mu p_i(o_j(t) - o_i(t)) \\ o_j(t+1) = o_j(t) + \mu p_j(o_i(t) - o_j(t)) \end{cases} \quad (3)$$

(2) 当节点 i 为普通节点, j 为超级意见领袖时,此时的观点演化将会突破交互阈值 ε 的限制,而超级意见领袖 j 的观点不发生改变,对相邻节点 i 的影响为:

$$\begin{cases} o_i(t+1) = o_i(t) + u(1 - o_i(t)) \\ o_j(t+1) = o_j(t) \end{cases} \quad (4)$$

(3) 同理, 当节点 i 为超级意见领袖, j 为普通节点时, 此时的演化规则如式 (5):

$$\begin{cases} o_i(t+1) = o_i(t) \\ o_j(t+1) = o_j(t) + u(1 - o_j(t)) \end{cases} \quad (5)$$

3.3 融入争议性内容的舆论传播模型

在上述模型的基础上, 本文继续考虑舆论内容对舆论演化规则的影响, 通过设置争议性内容参数 $\delta(t)$ 加以描述。在将舆论内容作为外部干扰变量加入模型的过程中, 借鉴网络中噪音的传播理论, 利用典型的高斯白噪声加性噪声, 进行量化建模和推导分析, 尽量降低舆论演化规则设计的复杂度。在融入争议性内容参数后 (其中 φ 为争议性强度的调整系数, $\varphi \in [0, 1]$), 观点值的演化规则如下。

(1) 当争议性内容由普通节点发出, 且 $|o_i(t) - o_j(t)| \leq \varepsilon$ 时, 节点观点交互演化服从式 (6):

$$\begin{cases} o_i(t+1) = o_i(t) + \mu p_i(o_j(t) - o_i(t)) + \varphi \delta(t) \\ o_j(t+1) = o_j(t) + \mu p_j(o_i(t) - o_j(t)) + \varphi \delta(t) \end{cases} \quad (6)$$

(2) 当网络中存在超级意见领袖时, 假设节点 i 为普通节点, j 为超级意见领袖, 此时不考虑交互阈值 ε 的限制, 当争议性内容由超级意见领袖发布时, 舆论演化规则如式 (7):

$$\begin{cases} o_i(t+1) = o_i(t) + u(1 - o_i(t)) + \varphi \delta(t) \\ o_j(t+1) = o_j(t) \end{cases} \quad (7)$$

(3) 同理, 若 i 为超级意见领袖, j 为普通节点, 舆论演化规则为:

$$\begin{cases} o_i(t+1) = o_i(t) \\ o_j(t+1) = o_j(t) + u(1 - o_j(t)) + \varphi \delta(t) \end{cases} \quad (8)$$

3.4 融入社团结构的舆论传播模型

一般地, 社团可以描述为在复杂网络中一组内部连接十分紧密、相互之间连接比较稀疏的节点集群^[29], 但在基于社团结构研究舆论传播偏差时, 对社团的定性化解释较为模糊, 需要使用严

格的计算式进行定量化计算。最近, 随着对舆论演化研究的增加, 涌现较多的对社团进行定量计算的研究, 其中认可度较高的定量定义有强社团和弱社团两类^[28], 用计算式描述如下。

(1) 强社团

给定复杂网络 $G = (V, E)$ 和对应的邻接矩阵 A , 其中 V 为点集, E 为边集, 设置网络 G 的一个随机子网络 $g \subset G$, 子网络中所包含的任意节点 i 的度 k_i 被分成两部分 $k_i^{\text{in}}(g)$ 和 $k_i^{\text{out}}(g)$, 并满足:

$$k_i = k_i^{\text{in}}(g) + k_i^{\text{out}}(g) \quad (9)$$

其中, $k_i^{\text{in}}(g)$ 和 $k_i^{\text{out}}(g)$ 分别表示节点 i 与属于子网络 g 的其他节点相连的边数和非相连的边数, 并满足 $k_i^{\text{in}}(g) > k_i^{\text{out}}(g)$ 。

在强社团内部, 节点具有较高的活跃性, 节点之间缺乏信任, 观点交互妥协系数 μ 值偏小, 整体均值在 0 的附近。因此, 强社团内部的节点在进行观点交互时, 观点值不会轻易改变。

(2) 弱社团

对比强社团, 弱社团的约束条件较为宽松, 满足式 (10) 即可:

$$\sum_{i \in g} k_i^{\text{in}}(g) > \sum_{i \in g} k_i^{\text{out}}(g) \quad (10)$$

在弱社团内部, 节点具有妥协性, 彼此之间的信任程度高, 观点值容易发生改变, 观点交互妥协系数 μ 值较大, 整体均值在 0.5 的附近。

基于上述社团结构的定量化性质, 本文在复杂网络中构造更为一般性和典型性的两社团结构模型, 即假设网络中存在社团 C_1 和 C_2 两个社团。 C_1 中的节点数量设置为 N_1 , C_1 内部的节点连接概率设置为 prob_1 , 相应地, C_2 中的节点数量设置为 N_2 , C_2 内部的节点连接概率设置为 prob_2 , C_1 和 C_2 之间的连接概率设置为 prob_3 。在观点进行交互的初始时刻, 即迭代次数为 0 时, 社团 C_1 、 C_2 中的节点意见值分别随机分布在 $[a, b]$ 和 $[c, d]$ 之内 (其中, $0 \leq a < b \leq 1$, $0 \leq c < d \leq 1$)。

综合本文第 3.1~3.3 节中舆论演化模型以及



对社团结构的定量化描述,可以得到融入内容与社团的超级意见领袖网络舆论传播偏差模型,具体表示如下。

(1) 当节点 i 和 j 同属于 C_1 社团, 且 $|o_i(t) - o_j(t)| \leq \varepsilon$ 时, 观点演化规则为:

$$\begin{cases} o_i(t+1) = o_i(t) + \mu_1 p_i(o_j(t) - o_i(t)) + \varphi \delta(t) \\ o_j(t+1) = o_j(t) + \mu_1 p_j(o_i(t) - o_j(t)) + \varphi \delta(t) \end{cases} \quad (11)$$

(2) 当节点 i 和 j 同属于 C_2 社团, 且 $|o_i(t) - o_j(t)| \leq \varepsilon$ 时, 观点演化规则为:

$$\begin{cases} o_i(t+1) = o_i(t) + \mu_2 p_i(o_j(t) - o_i(t)) + \varphi \delta(t) \\ o_j(t+1) = o_j(t) + \mu_2 p_j(o_i(t) - o_j(t)) + \varphi \delta(t) \end{cases} \quad (12)$$

(3) 当节点 i 和 j 分别隶属于 C_1 、 C_2 社团, 且 $|o_i(t) - o_j(t)| \leq \varepsilon$ 时, 观点演化规则为:

$$\begin{cases} o_i(t+1) = o_i(t) + \mu_3 p_i(o_j(t) - o_i(t)) + \varphi \delta(t) \\ o_j(t+1) = o_j(t) + \mu_4 p_j(o_i(t) - o_j(t)) + \varphi \delta(t) \end{cases} \quad (13)$$

其中, μ_1 和 μ_2 分别对应 C_1 社团和 C_2 社团内部的观点交互妥协系数, 表示社团自身强度; μ_3 为 C_1 社团的内部节点对 C_2 社团的妥协系数, μ_4 为 C_2 社团的内部节点对 C_1 社团的妥协系数, 表示社团的外部影响力。值得注意的是, 若节点 i 或 j 的身份为超级意见领袖, 只需要将演化规则中对应的 p 值调整为 1 即可, 原因为 p 值是关于权威值的分段函数, 当 $\text{Authority} = 1$ 时, p 值为 1。

4 实验仿真分析

4.1 实验设计

本文基于 MATLAB 软件进行网络舆论演化的仿真实验, 按照度值非概率加边算法构建无标度网络 BA, 借鉴陆安^[30]、刘其朋^[31]对初始观点数量以及初始观点意见值分布的假定, 本文设定网络节点数量为 500, 仿真迭代次数为 500, 部分对比实验迭代次数予以延长, 网络中节点初始观点值在 $[0,1]$ 上服从均匀分布, 交互阈值 $\varepsilon = 0.5$,

并约定当网络群体观点值差异小于或等于 0.01 时舆论收敛, 超级意见领袖的意见值为 1。同时, 为减小实验误差, 本文对意见交互模型进行了多个参数集下的蒙特卡洛仿真, 并采用对多个网络结构仿真取平均的结果, 以减小意见交互过程随机性引起的干扰。

4.2 实验结果分析

4.2.1 实验 1: 单纯网络环境下的舆论演化仿真

在无社团结构、无争议内容、无超级意见领袖的 BA 网络中, 通过逐步调整观点交互妥协系数 μ 值模拟网络舆论演化。实验 1 分析了 μ 值为 0.3、0.5、0.7 和 0.9 时网络舆论演化情况, 如图 1 所示。结果表明: 单纯网络情境下, 群体舆论值在经过一定时长的意见交互后基本能够达到收敛状态, 且收敛水平与网络群体初始观点的中值相吻合, 其值约为 0.5。同时, 随着观点交互妥协系数 μ 值的增大, 达到收敛所需要花费的时间减少。这在一定程度上表明, 相对纯粹的网络环境情况下, 舆论事件所造成的多元化意见会随着时间的推进而逐渐趋于平缓, 个体价值观和社会认知经过充分的沟通和交互后能够达到一致。随着个体间信任程度的提升, 这种一致性表现更为快速与明显。

4.2.2 实验 2: 融入内容争议性的网络舆论演化仿真

在实验 1 的基础上引入内容争议性, 即参数 $\delta(t)$, 保持其他约束条件不变。实验 2 将观点交互妥协系数 μ 的取值固定为 0.5, 分析参数 $\delta(t)$ 为 $2e^{-3}$ 、 $4e^{-3}$ 、 $6e^{-3}$ 和 $8e^{-3}$ 时网络舆论演化情况, 如图 2 所示。与实验 1 相比, 最显著的区别为群体观点值在经过一定时长交互后并没有收敛至 0.5 的水平, 而是持续在 0.4~0.6 的观点区间震荡, 且随着 $\delta(t)$ 的增加, 观点值波动区间进一步加大, 表现为群体观点更难实现统一。

4.2.3 实验 3: 融合内容与社团的网络舆论演化仿真

在实验 2 的基础上构造两社团 C_1 、 C_2 , 两社团包含节点数量均为 50, C_1 社团的初始意见随机

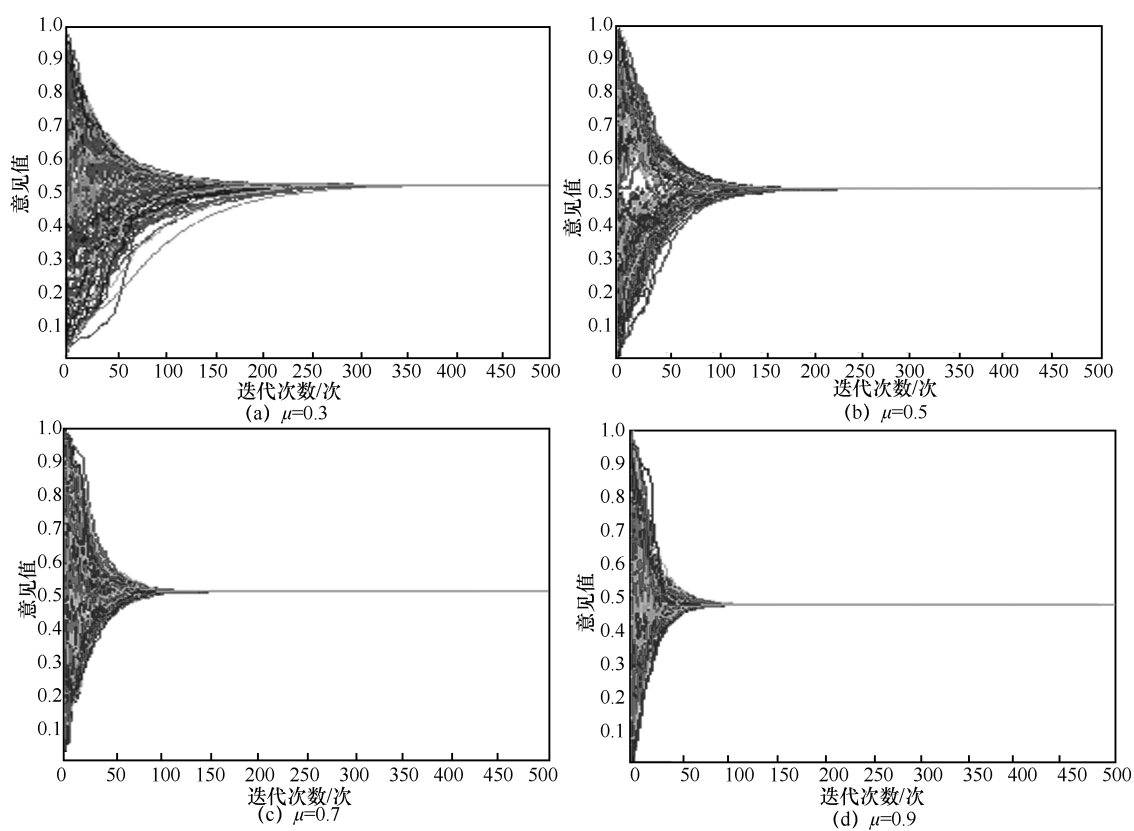


图1 单纯网络环境下的舆论演化仿真

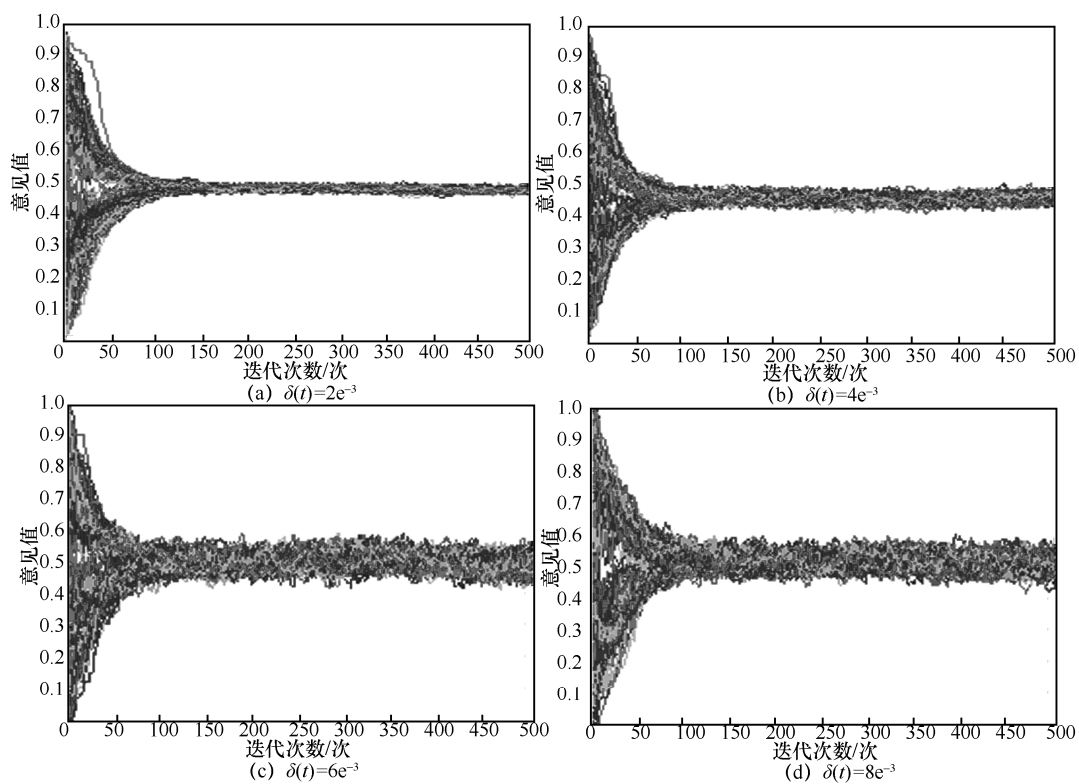


图2 融入内容争议性的舆论演化仿真



分布在区间 $[0, 0.5]$, C_2 社团的初始意见随机分布在区间 $(0.5, 1]$, 内容争议性 $\delta(t)$ 取值为 e^{-3} , 其他约束条件不变, 通过调整社团内部节点的观点交互妥协系数 μ_1 、 μ_2 和社团相互间的影响力参数 μ_3 、 μ_4 分析意见走势。本组实验首先使两社团达到均势状态, 即令 $\mu_1=\mu_2$ 、 $\mu_3=\mu_4$, 网络舆论演化结果如图3(a)所示, 网络的整体意见表现出依赖两个社团的对称性演化, 且舆论意见未明显受到争议性内容影响, 最终的意见值逐渐趋向中心值水平, 其值约为0.5; 其次, 改变两社团的均衡态势, 提高社团 C_1 的妥协系数 μ_3 至0.3, 仿真结果如图3(b)所示; 最后, 提高 μ_3 并分析其在0.5和0.7呈现的仿真结果, 如图3(c)和图3(d)所示, 发现随着 μ_3 增大, 网络意见收敛速度相应加快, 且舆论意见收敛点更偏向社团 C_2 的意见区间。基于此, 本研究认为:

- 网络社团能对舆论起到引导作用, 在网络

存在争议性内容的情况下, 社团依旧能够发挥出相应的舆论引领能力, 使网络观点趋于收敛;

- 妥协系数较大的弱社团, 其内部节点容易受到强社团的偏差性影响, 使得收敛的网络总体意见与中心值产生偏离。

4.2.4 实验4: 融入内容的超级意见领袖舆论模型演化仿真

在实验2的基础上引入超级意见领袖, 研究其对融入争议性内容的网络舆论演化态势的影响。为与实验2的舆论演化情况作对比, 本组实验同样记录下内容争议性参数 $\delta(t)$ 在 $2e^{-3}$ 、 $4e^{-3}$ 、 $6e^{-3}$ 以及 $8e^{-3}$ 时的网络舆论演化情况, 如图4所示。基于仿真结果, 可以发现:

- 无论争议性大小, 网络整体观点值均以一定斜率逐步偏移, 在内容争议性参数 $\delta(t)$ 较小的情况下表现更为明显;

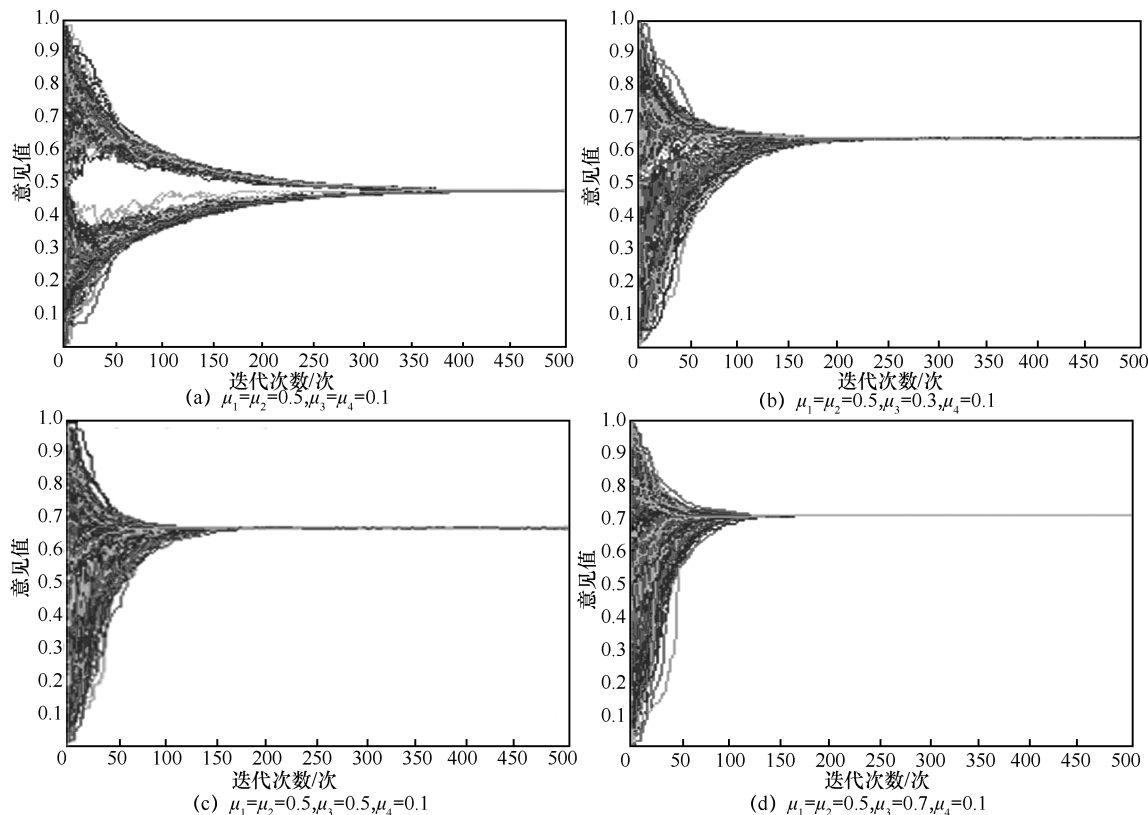


图3 基于两社团结构的网络舆论演化仿真

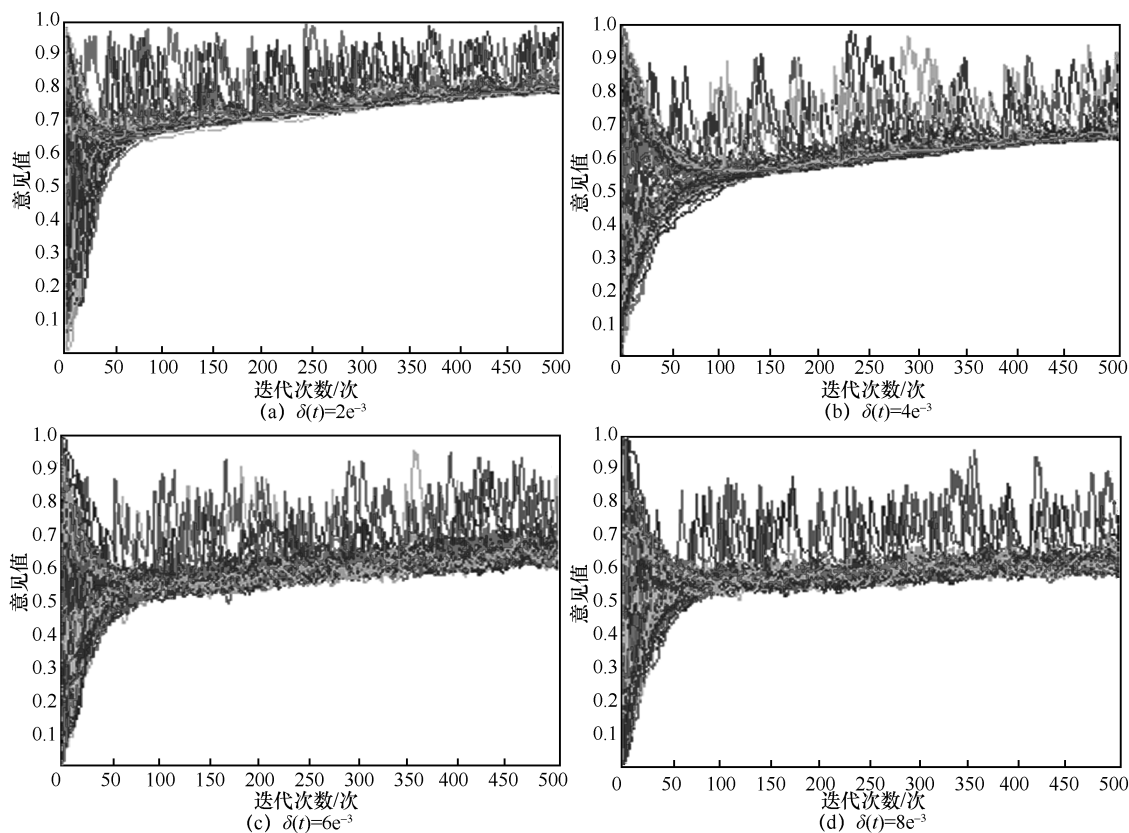


图4 基于超级意见领袖的网络舆论演化仿真

- 超级意见领袖能够较大程度影响网络整体意见走势，无论是否存在内容争议性，在经历足够长时间的意见交互后，最终网络整体意见将无限趋近于超级意见领袖的意见值；
- 随着争议性强度的增加，超级意见领袖影响力受到正比例的限制，部分个体意见波动加大，但随迭代次数的增加，波动逐步减少。

4.2.5 实验 5: 融合内容与社团的超级意见领袖舆论模型演化仿真

基于实验 4，构造了包含两社团结构、争议性内容以及超级意见领袖的意见交互模型，研究网络意见演化与偏差效应，其中争议性内容参数 $\delta(t)$ 的值设定为 $2e^{-3}$ ，社团 C_1 和 C_2 的限定条件与实验 3 相同。按照社团强度的不同，又细分为 3 类。

(1) 社团外部强度影响力分析

设定两社团 C_1 和 C_2 的内部观点交互妥协系数 μ_1 、 μ_2 均为 0.5，保持其他条件不变，通过逐步改变社团对外观点交互妥协系数 μ_4 的值，使社团 C_1 具有较大的对外影响力，观察网络舆论的偏差效应。当 μ_4 等于 0.3 和 0.5 时，整体网络舆论受到超级意见领袖的主导，在观点意见交互过程中，网络舆论值呈现波动式的朝超级意见领袖的观点值靠拢；当 μ_4 等于 0.7 和 0.9 时，网络舆论值在经历约 100 次迭代后达到收敛，并一直持续下去，不再受其他干扰因素的影响（如图 5 所示）。基于此，本文认为：

- 当网络中同时存在“弱社团”和超级意见领袖时，超级意见领袖具有比社团更强的影响力，部分个体尽管有意见波动，但整体网络意见逐步趋向超级意见领袖；
- 当网络社团对外影响力逐步增大，网络舆论

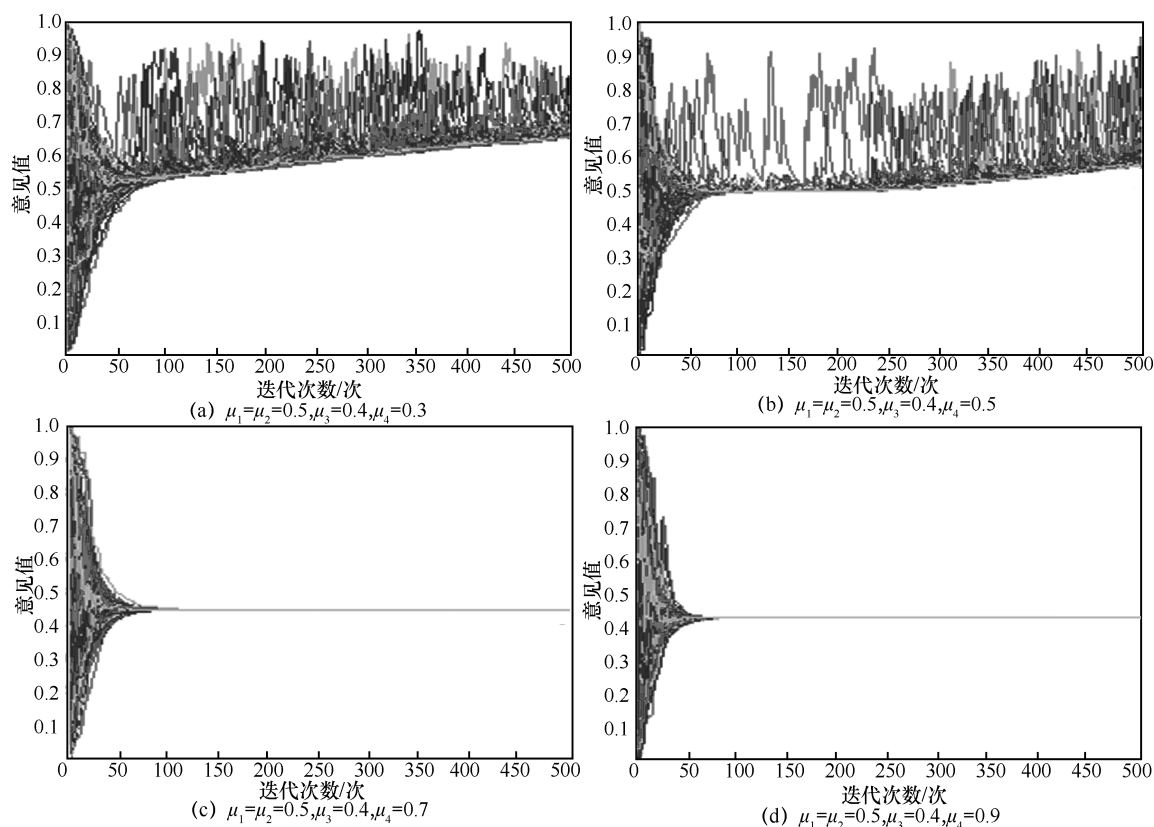


图5 社团外部影响力改变下的舆论演化仿真

论受到超级意见领袖影响越来越小，最终的网络舆论走势快速地被网络社团所主导，整体网络观点也将趋于社团的观点值。

(2) 单一社团内部强度影响力分析

保持 C_1 内部强度不变，通过改变社团 C_2 内部强度研究网络意见演化与社团自身强度的关系。为了与第一类情况作对比，令 $\mu_1=0.5$ 、 $\mu_3=0.4$ 、 $\mu_4=0.5$ ，观察 μ_2 在 0.4、0.3、0.2、0.1 时的舆论演化，如图 6 所示。基于仿真结果，本文发现：

- 随着社团 C_2 内部强度的增加，整体网络意见依旧趋于超级意见领袖的观点值，这在一定程度上表明，仅增加一个社团的内部强度无法有效影响整体网络意见值，整体舆论还是较大程度地受制于超级意见领袖；
- 舆论演化走势的斜率随着社团内部强度的增加逐渐变小，说明“强社团”能够在一定程度上削弱或抑制超级意见领袖的影响力。

(3) 双社团内部强度影响力分析

同时增强两社团 C_1 和 C_2 内部强度，观察舆论观点值的演化态势，实验仿真结果如图 7 所示。可以发现：当社团 C_1 和 C_2 未能达到一定的内部强度时，整体网络舆论受制于超级意见领袖的影响，但随着社团 C_1 和 C_2 内部强度的同步提高，网络舆论在经历一定时长的迭代后逐渐分离，并各自收敛到相应社团的意见值，说明在社团与超级意见领袖的“对抗”中，超级意见领袖并不是不可战胜的。在实验中，当网络中两个社团内部强度均达到一定值时，整体网络舆论逐渐摆脱超级意见领袖影响，强大的社团表现出“各自为政”的态势，最终的网络意见值分离为各个社团的观点值。

5 结束语

本文基于 DW 模型设计了融合争议性内容与社团结构的超级意见领袖舆论动力学传播模型，

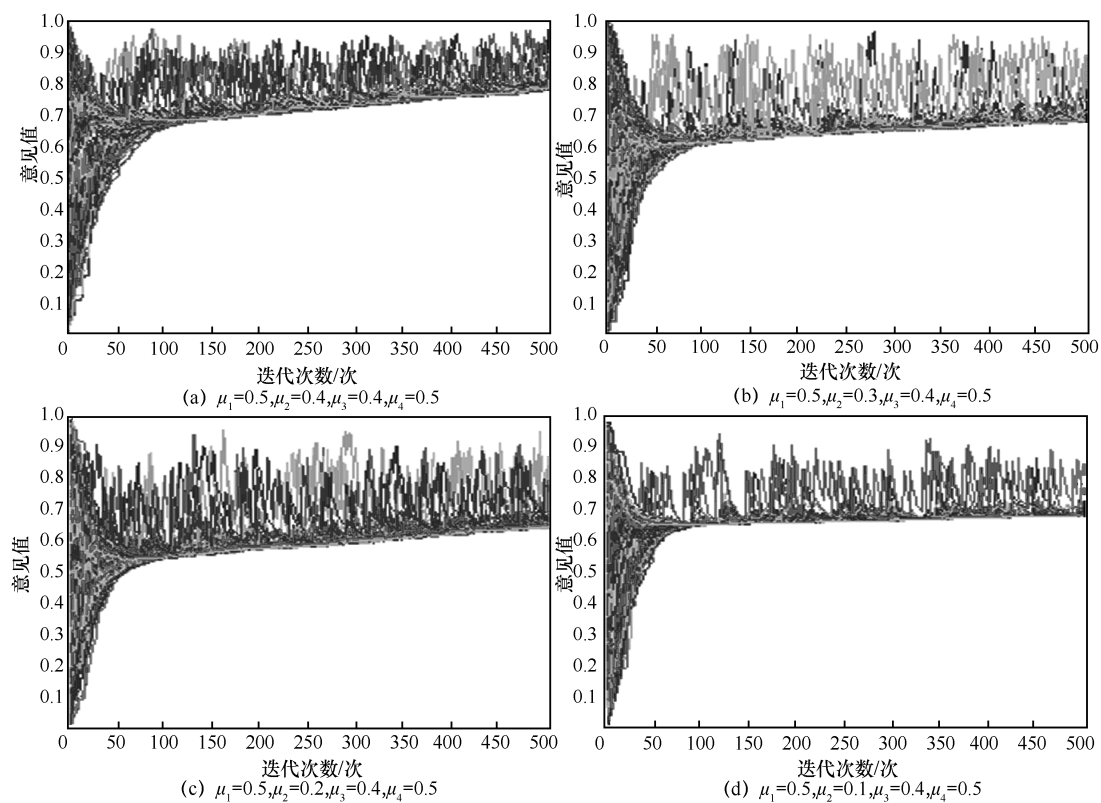


图6 单一社团内部强度改变下的舆论演化仿真

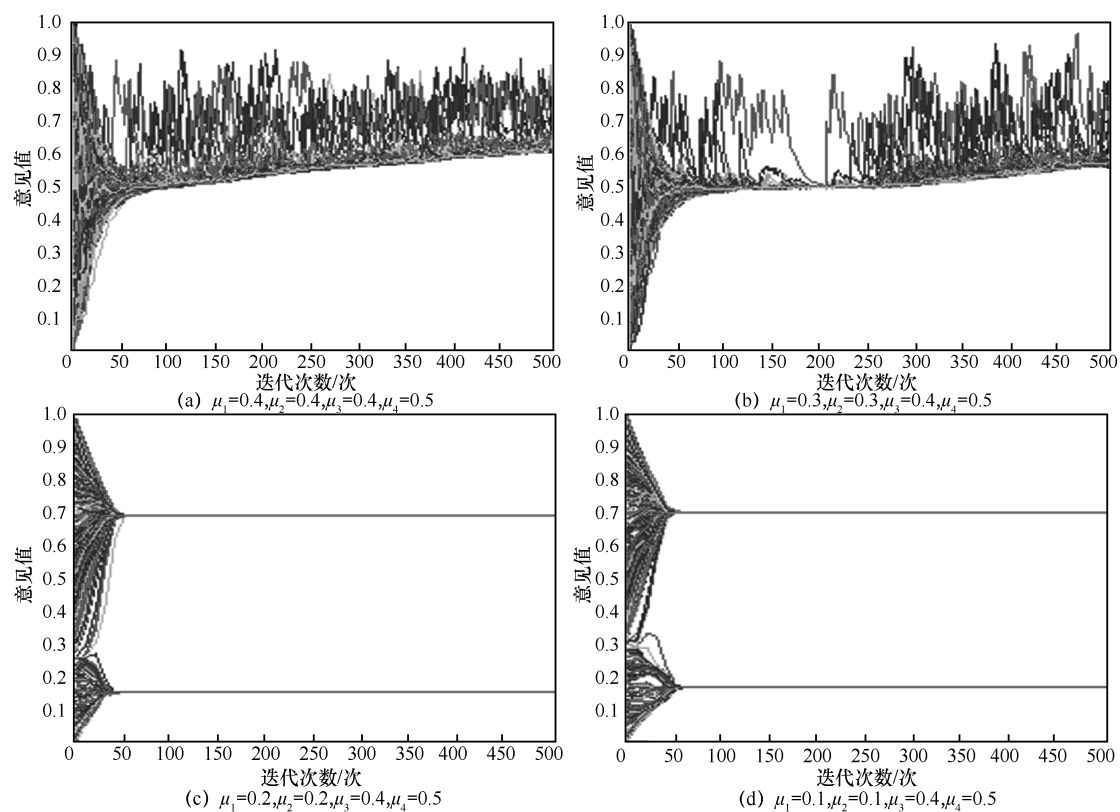


图7 两社团内部强度同时改变下的舆论演化仿真



并将用户关系、节点属性以及内容争议性作为变量纳入模型,通过仿真实验模拟现实社交平台中的意见交互与舆论偏差产生问题。研究发现用户关系是意见交互的基础;内容争议性是引起舆论传播偏差的间接因素;超级意见领袖的存在是导致网络舆论传播偏差的直接原因;网络社团结构特征是无标度网络的重要属性,同时也是影响网络舆论趋势的关键。上述结论对相关部门机构、企业等主体进行网络信息管理具有较好的现实指导意义。但本文目前仅考虑了单一超级意见领袖和两社团结构下的网络舆论传播偏差问题,后续的研究将尝试构建更贴近现实的舆论偏差模型,包括多极超级意见领袖与多社团结构、融入传播预算与博弈、融入精英用户等拓展,以期对舆论传播偏差效应进行更为深入的探讨。

参考文献:

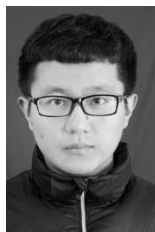
- [1] 宗利永, 顾宝炎, 孙绍荣. 基于注意力资源分配机制的网络危机舆情演变研究[J]. 情报理论与实践, 2010(10): 29-33.
ZONG L Y, GU B Y, SUN S R. Research on the evolution of online public opinion on crisis based on the allocation mechanism of audiences' attention resources[J]. Information Studies: Theory & Application, 2010(10): 29-33.
- [2] 刘雅姝, 张海涛, 徐海玲, 等. 多维特征融合的网络舆情突发事件演化话题图谱研究[J]. 情报学报, 2019, 38(8): 798-806.
LIU Y S, ZHANG H T, XU H L, et al. Research on evolutionary topic map of internet public opinion with multi-dimensional feature fusion[J]. Journal of the China Society for Scientific and Technical Information, 2019, 38(8): 798-806.
- [3] BOCCALETTI S, ALMENDRAL J A, GUAN S, et al. Explosive transitions in complex networks' structure and dynamics: Percolation and synchronization[J]. Physics Reports, 2016: 1-94.
- [4] 刘浩然, 王星淇, 邓玉静, 等. 基于级联失效的有向无标度网络节点重要度评价模型[J]. 电信科学, 2020, 36(2): 43-51.
LIU H R, WANG X Q, DENG Y J, et al. Evaluation model of node importance in directed scale-free network based on cascade failure[J]. Telecommunications Science, 2020, 36(2): 43-51.
- [5] 韩忠明, 刘雯, 李梦琪, 等. 基于节点向量表达的复杂网络社团划分算法[J]. 软件学报, 2019, 30(4): 1045-1061.
HAN Z M, LIU W, LI M Q, et al. Community detection algorithm based on node embedding vector representation[J]. Journal of Software, 2019, 30(4): 1045-1061.
- [6] 张金柱, 刘菁婕, 吕品. 基于社团结构动态演化的主题突变实时监测研究[J]. 情报理论与实践, 2019, 42(7): 151-157.
ZHANG J Z, LIU J J, LV P. Tracking topic mutation based on dynamic evolution of community structure[J]. Information Studies: Theory & Application, 2019, 42(7): 151-157.
- [7] ZHANG L, ZHAO J, XU K. Who creates trends in online social media: the crowd or opinion leaders?[J]. Journal of Computer-Mediated Communication, 2016, 21(1): 1-16.
- [8] HOSSEINIPOZVEH M, ZAMANIFAR K, NAGHSHNILCHI A R. Assessing information diffusion models for influence maximization in signed social networks[J]. Expert Systems with Applications, 2019(119): 476-490.
- [9] CLAUSET A, ARBESMAN S, LARREMORE D B. Systematic inequality and hierarchy in faculty hiring networks[J]. Science Advances, 2015, 1(1): e1400005.
- [10] JAFARI S, NAVIDI H. A game-theoretic approach for modeling competitive diffusion over social networks[J]. Games, 2018, 9(1): 8.
- [11] LAGNIER C, GAUSSIER E, KAWALA F. User-centered probabilistic models for content diffusion in the blogosphere[J]. Online Social Networks and Media, 2018(5): 61-75.
- [12] 王舰, 王志宏, 张乐君. 复杂网络演化的舆论动力学模型及仿真分析[J]. 计算机应用, 2018, 38(4): 1201-1206.
WANG J, WANG Z H, ZHANG L J. Dynamic model of public opinion and simulation analysis of complex network evolution[J]. Journal of Computer Applications, 2018, 38(4): 1201-1206.
- [13] FISHER J C, WOODERS J. Interacting information cascades: on the movement of conventions between groups[J]. Economic Theory, 2017, 63(1): 211-231.
- [14] KIM J, KWON O, LEE D H. Social influence of hubs in information cascade processes[J]. Management Decision, 2017, 55(4): 730-744.
- [15] GRANOVETTER M. The strength of weak ties[J]. American Journal of Sociology, 1973, 78(6): 1360-1380.
- [16] SREENIVASAN S, CHAN K S, SWAMI A, et al. Information cascades in feed-based networks of users with limited attention[J]. IEEE Transactions on Network Science and Engineering, 2017, 4(2): 120-128.
- [17] LI Y, CHEN W, WANG Y, et al. Influence diffusion dynamics and influence maximization in social networks with friend and foe relationships[C]//Proceedings of the 6th ACM International Conference on Web Search and Data Mining. New York: ACM Press, 2013: 657-666.
- [18] WANG F, WANG G, XIE D. Maximizing the Spread of Positive Influence Under LT-MLA Model[C]//Proceedings of the 10th International Conference on Asia-Pacific Services Computing. Switzerland: Springer, 2016: 450-463.
- [19] 王晰巍, 赵丹, 李嘉兴, 等. 新媒体环境下网络舆情演化模型及仿真研究——基于信息生态视角[J]. 情报学报, 2016, 35(10): 1011-1021.

- WANG X W, ZHAO D, LI J X, et al. Evolution model and simulation of online public opinion in new media environment: based on information ecology perspective[J]. Journal of the China Society for Scientific and Technical Information, 2016, 35(10): 1011-1021.
- [20] SZNAJDWERON K, SZNAJD J. Opinion evolution in closed community[J]. International Journal of Modern Physics C, 2000, 11(6): 1157-1165.
- [21] LI W, TANG S, PEI S, et al. The rumor diffusion process with emerging independent spreaders in complex networks[J]. Physica A-statistical Mechanics and Its Applications, 2014, 397(C): 121-128.
- [22] MA K, LI W, GUO Q, et al. Information spreading in complex networks with participation of independent spreaders[J]. Physica A-statistical Mechanics and Its Applications, 2018(492): 21-27.
- [23] LAGNIER C, DENOYER L, GAUSSIER E, et al. Predicting information diffusion in social networks using content and user's profiles[C]//Proceedings of the 35th European Conference on Information Retrieval. Berlin: Springer, 2013: 74-85.
- [24] GOMEZGARDENES J, GOMEZ S, ARENAS A, et al. Explosive synchronization transitions in scale-free networks[J]. Physical Review Letters, 2011, 106(12): 1-6.
- [25] KRISHNAN S, BUTLER P, TANDON R, et al. Seeing the forest for the trees: new approaches to forecasting cascades[C]//Proceedings of the 8th ACM Conference on Web Science. New York: ACM Press, 2016: 249-258.
- [26] JALILI M, PERC M. Information cascades in complex networks[J]. Journal of Complex Networks, 2017(5): 665-693.
- [27] 范如国, 崔迎迎, 张应青. 多元偏好、社团结构与网络合作涌现仿真研究[J]. 复杂系统与复杂性科学, 2016, 13(4): 26-34.
- FAN R G, CUI Y Y, ZHANG Y Q. Simulation study of multi-preferences and community structure on the emergence of cooperation[J]. Complex Systems and Complexity Science, 2016, 13(4): 26-34.
- [28] 赵郁忻. 网络社团结构挖掘及信息传播特性研究[D]. 上海: 上海交通大学, 2015.
- ZHAO Y X. Research on structure mining and information dissemination characteristics of network community[D]. Shanghai: Shanghai Jiao Tong University, 2015.
- [29] GIRVAN M, NEWMAN M E. Community structure in social and biological networks[J]. Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America, 2002, 99(12): 7821-7826.
- [30] 陆安. 社会网络中群体连续观点演化研究[D]. 合肥: 合肥工业大学, 2018.
- LU A. Research on the evolution of continuous group opinions in social networks[D]. Hefei: Hefei University of Technology, 2018.
- [31] 刘其朋. 复杂网络中的社会学习算法研究[D]. 上海: 上海交通大学, 2014.
- LIU Q P. Social learning algorithms in complex networks[D]. Shanghai: Shanghai Jiao Tong University, 2014.

[作者简介]



魏建良(1980—), 男, 博士, 浙江工商大学副教授、硕士生导师, 主要研究方向为电子商务与互联网信息服务。



纪浩(1991—), 男, 浙江农林大学助理研究员, 主要研究方向为在线用户行为与网络舆情。



田腾艳(1992—), 女, 现就职于中国联通有限公司浙江省分公司, 主要研究方向为在线用户行为。



周胜利(1982—), 男, 博士, 浙江警察学院高级工程师, 主要研究方向为大数据安全、机器学习。