

# 小世界无标度网络中考虑回音室的舆情演化

周沁悦, 吴志彬, 徐玖平

(四川大学商学院, 四川 成都 610065)

**摘要:** 基于社会网络分析和确认偏见心理, 提出了回音室度量方法, 进而建立了考虑回音室效应的舆情演化模型. 设计网络生成模型, 在局域优先连接的可变集聚系数网络中引入节点的适应性. 实验结果表明, 提出的网络生成模型能够产生具有小世界特性的无标度网络, 能较好地模拟现实世界网络. 利用生成网络 and 实际网络进行舆情演化模拟, 与 Hegselmann-Krause 模型对比, 结果表明, 检测个体陷入回音室的倾向能够消除群体意见极化对立现象, 且提高网络的集聚系数有助于减轻稳定意见中的回音室现象.

**关键词:** 社会网络; 舆情动力学; 无标度网络; 小世界网络; 回音室效应

中图分类号: TP273

文献标识码: A

文章编号: 1000-5781(2023)06-0753-12

doi: 10.13383/j.cnki.jse.2023.06.002

## Opinion dynamics model considering echo chamber effect in small-world scale-free networks

Zhou Qinyue, Wu Zhibin, Xu Jiuping

(Business School, Sichuan University, Chengdu 610065, China)

**Abstract:** This paper proposes an echo chamber measure for opinion formation based on social network analysis and confirmation bias. Then the measure is used to build the opinion dynamics model considering the echo chamber effect. The proposed growing network model introduces the node fitness into the network with local-world preferential attachment and tunable clustering. Experimental results show that the proposed growing network model can generate scale-free networks with small-world characteristics. The simulations of the proposed opinion dynamics model and the Hegselmann-Krause model are both conducted in the proposed network model and real network. The results indicate that detecting the tendency of agents to fall into echo chambers can eliminate the opinion polarization. Besides, the networks with higher clustering coefficients produce lighter echo chamber effect.

**Key words:** social networks; opinion dynamics; scale-free networks; small world networks; echo chamber effect

## 1 引言

互联网作为信息来源和传播媒介, 导致了内容生产以及传播过程的转变. 用“观点(opinion)”这个词来指个体对某话题表现出的态度和认知取向<sup>[1]</sup>. 一般来说, 观点是由自我思考、外部信息和现实世界经验组合而成的. 在传播学、心理学和管理学等领域, 通过案例分析观点演化过程是学者们的主要研究手段. 质化研究

收稿日期: 2022-08-02; 修订日期: 2023-04-10.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(71971148); 中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(2023ZY-SX023; 2023ZY-SX020; SXYPY202334).

有利于提出新的理论,帮助观察和理解观点演化过程中的宏观现象,但难以从微观层面揭示影响结果的内部因子,也无法对观点演化过程进行量化推演<sup>[2]</sup>.与此同时,观点演化也引起了数学、物理学和计算机等领域的关注,学者们通过构建数学模型来模拟观点演化过程,并挖掘其规律特点,观点演化研究逐步发展为舆情动力学(opinion dynamics).

在观点演化过程中,社会互动可以用来传播和交换信息,因而是至关重要的<sup>[3]</sup>.舆情动力学将社会互动抽象为数学表达式,最早的建模工作可以追溯到20世纪50年代,French<sup>[4]</sup>在有向图中建立了基于Agent的模型,该模型奠定了舆情动力学的基础.随后,DeGroot<sup>[5]</sup>基于马尔可夫过程,探讨了DeGroot(DG)模型中群体达成共识的条件,这也成为了后续DG类模型的共识研究的核心思想.为了提高模型对现实的解释性,融入社会心理学、传播学等要素的舆情动力学模型开始进入学者的视野.Hegselmann等<sup>[6]</sup>和Weisbuch等<sup>[7]</sup>不约而同地假设个体只信任与自己意见相近的朋友,分别提出了Hegselmann-Krause(HK)模型以及Deffuant-Weisbuch(DW)模型,二者的区别在于,前者采用全局同步交流机制,而后者采用局部异步交流机制.有界置信模型将个体的心理活动作为影响舆情演化过程的因素,已成为最流行的舆情演化模型之一.近年来,伍京华等<sup>[8]</sup>认为,个体的社会影响力和情感是影响舆情演化的两个重要因素,因此在HK模型的基础上,提出了基于个体社会影响力、情感及个性的舆情更新算法.Vasca等<sup>[9]</sup>则提出了基于HK模型的个体置信度自适应策略,证明了模型能够在有限时间内收敛到预期最大数量的意见簇.Parasnis等<sup>[10]</sup>假设网络中存在阻止某些节点进行沟通的外在因素,在此情况下求解不同意见置信范围对应的模型收敛速度.更多有关舆情动力学的内容可见文献[2,11].

以HK模型为代表的有界置信模型大致描述了形成回音室(echo chamber)的社会学机制.传播学中,回音室指缺乏信息的多样性,即个体在社交网络中反复接触同一个想法<sup>[12]</sup>.这导致回音室成为一个封闭的认知系统,困在其中的个体总是不断地强化回音室里的观点.高艺畅等<sup>[13]</sup>的研究表明微博网络中确实存在回音室,且其数量和大小与所讨论话题的影响力有关.回音室的存在促进了谣言或错误信息的传播,且对观点极化有着诱导作用.Dubois等<sup>[14]</sup>通过实证研究发现,若个体能够接触丰富多样的媒体平台,回音室的负面作用会被减轻.而后,Dubois等<sup>[15]</sup>分析了社会网络中个体对媒体的信任度,发现经常与他人分享观点的个体更不容易陷入回音室当中.

由于个体被嵌入到社会网络中并长期相互影响,社会网络的结构对思想和态度的传播和演化有着重要的影响.社会网络也称为社交网络,主要研究怎么对关系进行量化表征,从而揭示关系的结构以解释社会现象<sup>[16]</sup>.已有的社会网络分析中,最重要的网络结构模型有Erdős等<sup>[17]</sup>提出的ER随机网络,Watts等<sup>[18]</sup>提出的WS小世界网络模型,以及Barabási等<sup>[19]</sup>提出的BA无标度网络模型.WS模型生成集聚系数高且平均最短距离短的小世界网络,BA模型生成集聚系数低的无标度网络,二者皆不能同时满足现实网络的小世界和无标度特性.Holme等<sup>[20]</sup>在BA模型的基础上引入了三元连接(triad formation)机制,称为可变集聚系数网络模型,同时,Klemm等<sup>[21]</sup>假设节点只能在有效时限内获得新连接,二者从不同的角度给出了生成具有无标度特性和高集聚系数的网络生成算法.李倩倩等<sup>[22]</sup>在可变集聚系数网络中探索了社会影响级联效应模型,发现高集聚系数网络中的社会强化作用增强.另外,还有其它涉及连接成本<sup>[23]</sup>,个体行为<sup>[24]</sup>,以及社会选择<sup>[25]</sup>等方面的网络生成模型.以上研究从不同的角度设计了网络生成算法,为基于网络的应用研究<sup>[26,27]</sup>提供了土壤,对建立新的具有复杂性质的大规模线上网络有着重要意义.

在与研究领域相关人员的交谈中以及从文献中发现,在由以个性化推荐算法为代表的互联网技术促成的,看似“自由”的在线社会网络中,个体的观点正在经历难以察觉的“改造”.舆情演化过程中,个体间有选择性的反复互动恰好给形成回音室提供了条件.然而,目前的舆情动力学研究仍存在列下问题:

1) 主要聚焦于如何从数学计算的角度获得统一共识或极化观点,此类模型研究对集团董事会或陪审团等小规模群体具有较好的解释能力,但不适用于互联网等大型复杂网络,缺乏对异质个体心理的探索,未注意到由有界置信机制带来的回音室效应.

2) 回音室的相关研究多为质性研究,鲜有数学模型对其进行刻画,因此建立考虑回音室效应的舆情演

化模型具有重要的理论意义. 虽然 Zhu 等<sup>[28]</sup>基于 Ising 模型检测并模拟了回音室效应, 讨论了回音室的影响力最大化问题, 但 Ising 模型的观点值为二元离散值, 未涉及有界置信模型的回音室问题, 且未给出应对回音室效应的有效措施.

3) 大部分舆情演化模型的仿真模拟都在 ER 随机网络、WS 小世界网络或 BA 无标度网络中进行, 但这些网络在刻画现实网络上有各自的缺陷. 若忽略现实社会网络的复杂性, 则将大幅度降低研究结果的可靠性, 故需要设计符合现实的网络生成算法, 进而观察舆情演化模型产生的结果.

目前的舆情动力学通常需要结合来自心理学、管理学等社会科学领域的理论, 避免与社会现实脱节. 针对某种社会现象, 建立合适的模型, 揭示其内外部影响动因, 并给出舆情管理建议, 已成为舆情动力学的主要目的. 基于以上分析, 本文结合社会心理学和社会网络分析, 提出了度量个体陷入回音室倾向的指标, 进而建立考虑回音室效应的舆情演化模型. 为了在更加贴近现实世界的网络环境中对提出的模型进行模拟实验, 设计了同时考虑节点适应性、局域优先连接以及可变集聚系数的网络生成模型. 仿真模拟实验结果说明, 提出的网络生成模型能够得到符合现实网络特征的网络. 在生成网络 and 实际网络中进行舆情演化模拟, 讨论了是否考虑个体回音室倾向对社会稳定意见分布的影响, 同时研究了网络结构对回音室的作用. 最后, 根据实验结果, 为舆论管理者和社会网络设计者提供一些建议.

## 2 网络生成模型

为了生成小世界无标度有向网络, 从以下方面对 BA 模型进行改进.

1) BA 模型只考虑社会影响对新节点的作用, 即新节点倾向于连接已拥有大量连边的旧节点, 这导致 BA 网络的集聚系数较低, 但现实网络往往具有较高的集聚系数. 引入了三元连接机制的可变集聚系数网络模型<sup>[20]</sup>并假设新节点以一定概率与新邻居的朋友产生联系, 增加了社会三元组数量. 基于无向的可变集聚系数网络模型, 假设若  $v_i, v_j$  和  $v_k$  三点间已存在边  $e_{ij}$  和  $e_{jk}$ , 则将添加边  $e_{ik}$  的行为称为有向网络中的三元形成.

2) BA 网络中节点的度与其加入网络的时间密切相关, 越早加入网络的节点拥有的边越多. 然而在现实中, 除了加入网络的先后顺序, 个体的内在品质也是影响其获得连边的重要因素. 适应性模型<sup>[29]</sup>将个体的内在品质称为“适应性”, 节点获得连边的概率同时与其度和适应性有关, 这一机制使得适应性高的新节点也有可能获得大量连边. 适应性模型克服了 BA 模型不能描述“后来居上”这种情形的缺点, 更符合现实, 因此, 本文在生成网络的过程中也将赋予节点不同的适应性.

3) BA 模型采用全局优先连接机制, 要求新节点付出大量成本去确定各个旧节点的连接概率. 随着网络规模的增长, 全局优先连接显然是不经济且不现实的. 已有研究表明国家贸易网络中发生的是局域优先连接<sup>[30]</sup>, 加权网络中也存在局域内优先连接<sup>[31]</sup>. 因此, 在结合三元连边机制和局域优先连接<sup>[32]</sup>的基础上, 本文将继续探讨考虑节点适应性的网络生成模型.

基于以上分析, 将  $t$  时刻的有向网络记作  $G(t)(V(t), E(t))$ . 假设初始网络  $G(0)(V(0), E(0))$  为包含  $m_0$  个点和  $m_0(m_0 - 1)$  条边的完全有向网络. 每个时间步  $t(t = 1, 2, \dots)$  都有一个新节点加入网络, 该节点具有  $m(1 \leq m \leq m_0)$  条入边和  $m$  条出边. 因此,  $|V(t)| = m_0 + t$  且  $|E(t)| = m_0(m_0 - 1) + 2mt$ , 其中  $|\cdot|$  表示集合的基数. 节点  $v_i$  的适应性记作  $\eta_i$ , 各节点适应性都均匀分布在区间  $(0, 1)$  上.

假设预计得到规模为  $N$  的网络, 则  $t = 1, 2, \dots, N - m_0$ . 对于在  $t$  时刻加入网络的新节点  $v_t$ , 首先从已存在网络中随机选择  $M$  ( $m \leq M \leq m_0 + t - 1$ ) 个点构成其局域世界  $V_L(t)$ . 接着在局域世界内进行优先选择连边, 已存在节点  $v_i$  被局域优先选择的概率如下.

1) 添加从  $v_t$  到  $v_i$  的边时, 局域世界中的点  $v_i \in V_L(t)$  被选择的概率与其适应性  $\eta_i$  和全局入度  $d_i^+(t - 1) = |\{e_{ji} | e_{ji} \in E(t - 1), v_j \in V(t - 1)\}|$  有关, 计算方式如下

$$\Pi_i^+ = \frac{\eta_i d_i^+(t - 1)}{\sum_{v_k \in V_L(t)} \eta_k d_k^+(t - 1)}. \quad (1)$$

2) 添加从  $v_i$  到  $v_t$  的边时, 局域世界中的点  $v_i \in V_L(t)$  被选择的概率与其适应性  $\eta_i$  和全局出度  $d_i^-(t-1) = |\{e_{ij} | e_{ij} \in E(t-1), v_j \in V(t-1)\}|$  有关, 计算方式如下

$$\Pi_i^- = \frac{\eta_i d_i^-(t-1)}{\sum_{v_k \in V_L(t)} \eta_k d_k^-(t-1)}. \quad (2)$$

对  $v_t$  剩下的  $m-1$  条出边(或入边), 重复进行如下操作直至  $v_t$  连边完毕. 假设  $v_t$  上一个选择的点为  $v_i$ , 以概率  $p$  ( $0 < p < 1$ ),  $v_t$  从  $v_i$  的全局出边(或入边)邻居中随机选择一个节点  $v_j$  进行三元连接, 若  $v_i$  没有出边(或入边)邻居, 或  $v_i$  的出边(或入边)邻居都已经被  $v_t$  选择, 则  $v_t$  进行局域优先连接; 以概率  $1-p$ ,  $v_t$  进行局域优先连接.

图 1(a)和图 1(b)分别展示了  $v_t$  添加出边和入边时的三元连接, 虚线表示三元连边步骤.

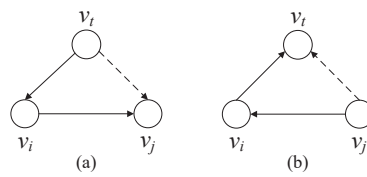


图 1 新点  $v_t$  与旧点  $v_i, v_j$  之间的三元连接

Fig. 1 The triad formation between the new node  $v_t$  and the existing nodes  $v_i$  and  $v_j$

综上所述, 本文提出的网络生成模型如图 2 所示, 其中  $r$  表示区间  $(0, 1)$  内的随机数.

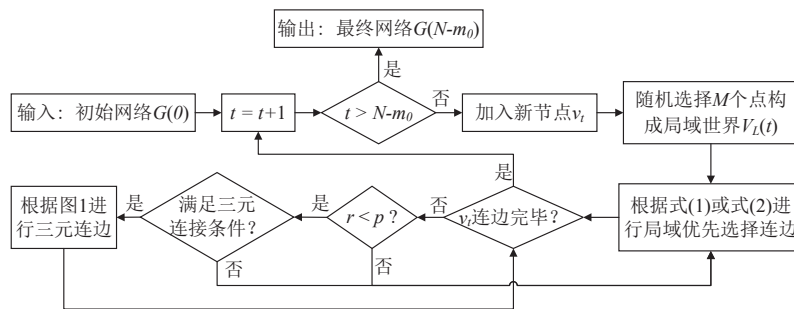


图 2 网络生成过程

Fig. 2 The flowchart of the growing network model

### 3 舆情演化模型建立

本节首先引入经典的舆情演化模型, 接着提出了度量社会网络下个体陷入回音室的倾向的方法, 最后建立考虑回音室效应的舆情演化模型.

#### 3.1 经典舆情演化模型

给定规模为  $N$  的有向社会网络  $G(V, E)$ , 将个体  $v_i$  的出边邻居记作  $\Gamma_i = \{v_j | e_{ij} \in E\}$ . 离散时间下的舆情演化的本质是迭代, 个体  $v_i \in V$  在每个时刻收集其出边邻居的意见, 并据此更新自己的观点. 用  $x_i(t)$  表示个体  $v_i$  在  $t$  时的观点, 在 HK 模型和 DG 模型等观点值连续的模型中, 一般有  $x_i(t) \in [0, 1]$ . 个体  $v_i$  赋予  $v_j$  的权重记作  $w_{ij}$  ( $0 \leq w_{ij} \leq 1$ ), 对  $v_i$  来说有  $\sum_{j=1}^N w_{ij} = 1$ .

DG 模型的观点演化规则为

$$x_i(t+1) = \sum_{v_j \in I_i} w_{ij} x_j(t), \quad (3)$$

其中  $I_i = \Gamma_i \cup \{v_i\}$ ,  $w_{ij} = 1/|I_i|$ .

HK 模型在 DG 模型的基础上引入个体的意见置信范围  $\varepsilon$ , 假设个体在已持有某观点的情况下, 更愿意接受与所持观点相近的信息, 且选择性忽略与所持观点冲突的信息, 这种现象被称为“确认偏见(confirmation bias)”, 属于认知上的惰性, 不利于个体做出理性的决策。

HK 模型的观点演化规则如下

$$x_i(t+1) = \sum_{v_j \in \tilde{I}_i(t)} \tilde{w}_{ij}(t) x_j(t), \quad (4)$$

其中  $\tilde{I}_i(t) = \{v_j | v_j \in \Gamma_i, |x_j(t) - x_i(t)| \leq \varepsilon\} \cup \{v_i\}$ ,  $\tilde{w}_{ij}(t) = 1/|\tilde{I}_i(t)|$ .

### 3.2 个体陷入回音室的倾向

当用户浏览社交媒体平台时, 可以根据个人需求自由定制社交网络: 关注感兴趣的用户, 忽略其他人. 即使用户能够通过互联网接触到海量信息, 但仍会有选择地分享和转发内容. 确认偏见和社会压力是形成回音室的关键驱动因素, 前者指个体主动寻求能够证实自己已有观点的信息, 后者指个体倾向于使自己的行为符合所处环境的要求<sup>[33]</sup>.

基于以上分析, 本文通过下列指标度量个体陷入回音室的倾向.

1) 观点异质度: 将超出个体置信范围的观点称为异质观点, 个体  $v_i$  的出边邻居中异质观点所占比例称作  $v_i$  的观点异质度, 记作  $\alpha_i$ , 其计算方式为

$$\alpha_i = 1 - \frac{|\tilde{I}_i| - 1}{|\Gamma_i|}. \quad (5)$$

由式(5)有  $\alpha_i \in [0, 1]$ ,  $\alpha_i = 0$  表示  $v_i$  的出边邻居的意见全部在  $v_i$  的置信范围内,  $\alpha_i = 1$  时则恰好相反. 因此  $\alpha_i$  越大, 表示  $v_i$  的出边邻居中, 持有异质意见的人越多, 即  $v_i$  的观点异质度越高. 若  $|\Gamma_i| = 0$ , 则令  $\alpha_i = 0$ . 这一度量从定量的角度近似对应文献[14,15]中定性的“Disagree”指标.

2) 社区间活跃度: 社会网络可以被划分为不同的社区结构, 社区内节点的紧密程度远高于社区间节点的紧密程度. 假设网络  $G(V, E)$  被分为  $H$  个社区:  $G_1(V_1, E_1), \dots, G_H(V_H, E_H)$ , 每个点只属于一个社区, 且  $v_i$  属于社区  $G_h(V_h, E_h)$ .  $v_i$  的出边邻居中不属于社区  $G_h(V_h, E_h)$  所占的比例, 反映了  $v_i$  在不同社区间的活跃程度, 记作  $\beta_i$ , 计算方式为

$$\beta_i = \frac{|\Gamma'_i|}{|\Gamma_i|}, \quad (6)$$

其中  $\Gamma'_i = \{v_j | v_j \in \Gamma_i, v_j \notin V_h\}$ .

该度量指标返回位于区间 $[0, 1]$ 内的值,  $\beta_i = 0$  表示  $v_i$  只关注同社区的人,  $\beta_i = 1$  时则恰好相反.  $\beta_i$  越大, 说明个体  $v_i$  与其他社区个体的接触越多. 若  $|\Gamma_i| = 0$ , 则令  $\beta_i = 0$ . 这一度量近似从定量的角度对应文献[14,15]中定性的“Different”指标.

上述两个度量分别从确认偏见和社会影响两个方面刻画个体. 观点异质度高说明个体的确认偏见程度低, 不拘泥于自身已有的观点, 拥抱冲突观点的可能性更大; 社区间活跃度高说明个体不局限于本身所在的社群, 积极接触其他社区个体, 获取信息. 在质化研究中<sup>[15]</sup>, “Disagree”和“Different”指标在评估个体陷入回音室的可能时有着相同的地位, 因此本文赋予  $\alpha_i$  和  $\beta_i$  相同的权重. 将个体  $v_i$  陷入回音室的倾向记作  $\sigma_i$ ,  $\sigma_i$  与  $\alpha_i$  和  $\beta_i$  的关系为

$$\sigma_i = 1 - \frac{\alpha_i + \beta_i}{2}, \quad (7)$$

该度量指标返回位于区间 $[0, 1]$ 内的值.  $\sigma_i$  越大, 说明  $v_i$  更容易陷入回音室当中.

### 3.3 考虑回音室效应的舆情演化模型

将所有人的回音室倾向均值记作  $\sigma_{\text{avg}}$ , 利用  $\sigma_{\text{avg}}$  区分个体在舆情演化中采取的行动. 本文假设, 若个体的回音室倾向高于整体回音室倾向的均值, 即  $\sigma_i > \sigma_{\text{avg}}$ , 则个体会在舆情演化中陷入回音室, 即采取基于确

认偏见的观点更新方式;反之,若个体的回音室倾向低于整体回音室倾向的均值,即  $\sigma_i \leq \sigma_{\text{avg}}$ , 则个体不会在舆情演化中陷入回音室,而是以包容的心态接受邻居的各种观点.

因此,考虑回音室效应的舆情演化模型中个体的观点演化规则如下

$$x_i(t+1) = \gamma_i \sum_{v_j \in I_i} w_{ij} x_j(t) + (1 - \gamma_i) \sum_{v_j \in \tilde{I}_i(t)} \tilde{w}_{ij}(t) x_j(t), \quad (8)$$

其中  $I_i = \Gamma_i \cup \{v_i\}$ ,  $w_{ij} = 1/|I_i|$ ,  $\tilde{I}_i(t) = \{v_j | v_j \in \Gamma_i, |x_j(t) - x_i(t)| \leq \varepsilon\} \cup \{v_i\}$ ,  $\tilde{w}_{ij}(t) = 1/|\tilde{I}_i(t)|$ ,  $\gamma_i$  为指示值,当  $\sigma_i \leq \sigma_{\text{avg}}$  时  $\gamma_i = 1$ , 否则  $\gamma_i = 0$ .

## 4 仿真模拟实验

本节首先对第2节提出的考虑局域世界、节点适应性及三元连接的有向网络生成模型进行模拟,并将模拟结果与真实社会网络进行对比.其次,将生成的网络应用于第3节的舆情演化模型,通过模拟展示考虑回音室效应的观点演化.

### 4.1 网络生成模拟

本小节展示了利用图2所示的网络生成模型得到的网络,同时具有无标度和小世界特性.

#### 4.1.1 无标度属性

无标度网络的显著特征是节点的度服从幂律分布.在  $m_0 = 20$ ,  $m = 5$ ,  $M = 10$ ,  $N = 2\,000$  的情况下进行仿真.令三元连接概率  $p \in \{0, 0.1, \dots, 1\}$ ,  $p = 0$  表示网络在生成过程中完全没有三元连接,  $p = 1$  则表示每个新加入的节点都会在条件允许的情况下通过三元形成机制完成所有连边.

图3在双对数坐标系中绘制了网络的入度分布和出度分布,其中圆点是模拟结果,实线是对模拟值的线性拟合,实线斜率的绝对值代表度指数.从图3可以看出,生成的网络具有无标度特性,这符合大多数现实社会网络的度分布规律.另外,  $p$  值越大,拟合直线的斜率绝对值越小,说明网络的度指数随  $p$  增大而减小.

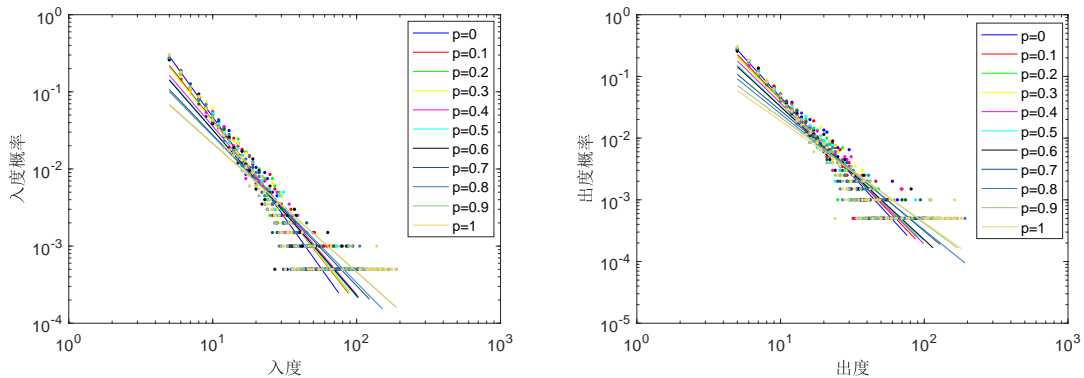


图3 生成网络的入度分布(左)和出度分布(右)

Fig. 3 The in-degree (left) and out-degree (right) distribution under different triad formation probabilities

#### 4.1.2 小世界属性

小世界网络具有平均集聚系数高且平均最短距离低的特点.给定网络  $G(V, E)$ , 点  $v_i \in V$  的局部集聚系数  $c_i$  度量了  $v_i$  的邻居之间的紧密程度, 计算方式如下

$$c_i = \frac{\lambda_i}{d_i(d_i - 1)}, \quad (9)$$

其中  $\lambda_i$  表示  $v_i$  的邻居们之间实际存在的边的数目, 分母表示  $v_i$  的邻居们之间可能存在的边的最大数目.

网络的平均集聚系数  $C$  是所有点的局部集聚系数的平均值

$$C = \frac{\sum_{v_i \in V} c_i}{|V|}. \quad (10)$$

平均集聚系数越高, 说明网络中的三元组越多, 现实社会网络的平均集聚系数通常高于 BA 网络和 ER 网络.

为了探究生成的网络是否具有小世界属性, 即在局域优先连接的条件下, 三元连接机制是否会提高网络的集聚系数, 同时网络也拥有较短的平均最短距离, 进行如下仿真实验. 进行 100 次重复独立实验后取均值作为模拟结果.

首先, 令三元连接概率  $p = 0, 0.1, \dots, 1$ , 其它参数设置为  $m_0 = 20, m = 5, M = 10, N = 2\,000$ , 结果如图 4 所示. 图 4(a)和图 4(b)表明三元连接概率对网络的平均集聚系数和平均最短距离均有影响, 平均集聚系数  $C$  随  $p$  增大而增大, 而平均最短距离  $D$  随  $p$  增大而减小. 这说明在局域优先选择的情况下, 三元连接机制仍发挥着良好作用. 这一结果与现实相符, 由于新节点获取全局优先连接概率的成本过高, 因此从局域世界入手, 考虑获取局部优先连接概率较为合理, 在此基础上引入三元连接机制, 对提升网络集聚系数依然有帮助.

另外, 为了得到  $C$  和  $D$  随  $p$  变化的幅度, 以  $p = 0$  时的结果为基准, 计算  $C(p)/C(0)$  及  $D(p)/D(0)$  ( $p = 0, 0.1, \dots, 1$ ), 结果如图 4(c)所示. 这一结果进一步验证了三元连接机制对提高网络集聚系数的重要影响, 同时也说明三元连接机制虽然会降低网络的平均最短距离, 但由于网络本身的平均最短距离已经十分短, 因此降低平均最短距离的效果并不明显.

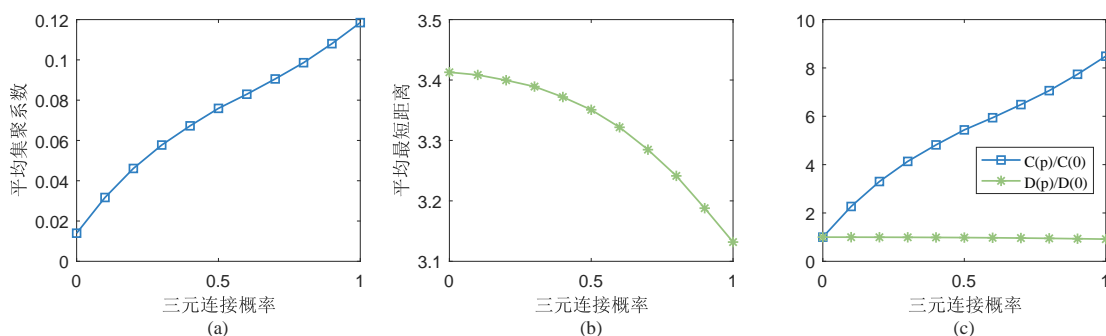


图 4 不同三元连接概率下的平均集聚系数(a), 平均最短距离(b)及二者增长速度(c)

Fig. 4 The average clustering coefficient (a), average shortest distance (b) and their growth rates (c) under different triad formation probabilities

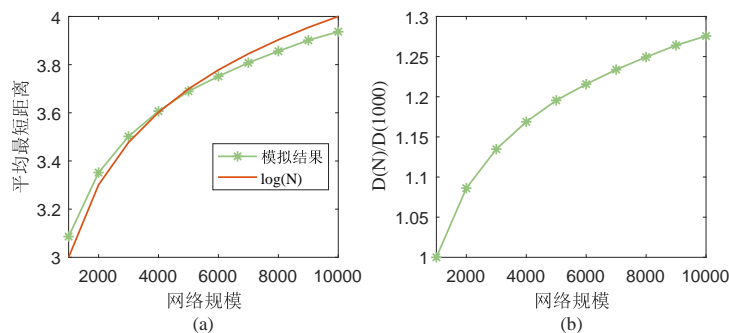


图 5 不同网络规模中的平均最短距离(a)及其增长速度(b)

Fig. 5 The average shortest distance (a) and its growth rate (b) under different network sizes

进一步, 探究平均最短距离与网络规模的关系. 令网络规模  $N = 1\,000, 2\,000, \dots, 10\,000$ , 在  $m_0 = 20, m = 5, M = 10, p = 0.5$  的情况下计算网络的平均最短距离. 图 5(a)同时绘制了模拟结果和  $\log(N)$  曲线,



模拟结果显示, 网络的平均最短距离与网络规模的关系近似吻合网络规模的对数曲线, 这一结果与小世界网络相符. 为了得到平均最短距离  $D$  随网络规模  $N$  变化的幅度, 以  $N = 1\,000$  时的结果为基准, 计算  $D(N)/D(1\,000)$  ( $N = 1\,000, 2\,000, \dots, 10\,000$ ), 结果如图 5(b) 所示. 图 5(b) 说明即使网络规模增长为原本的 10 倍(由 1 000 增长至 10 000), 但网络的平均最短距离仅约增长为原本的 1.27 倍, 这更加直观地体现了平均最短距离与网络规模的对数增长关系.

#### 4.1.3 真实网络对比

Panzarasa 等<sup>[34]</sup>根据加州大学欧文分校的学生基于在线网络的互动, 得到了一个有向在线社交网络. 该网络含有 1 893 个点和 20 292 条边, 节点平均度约为 10.72, 平均集聚系数约为 0.087 5. 学生网络的度分布如下图所示.

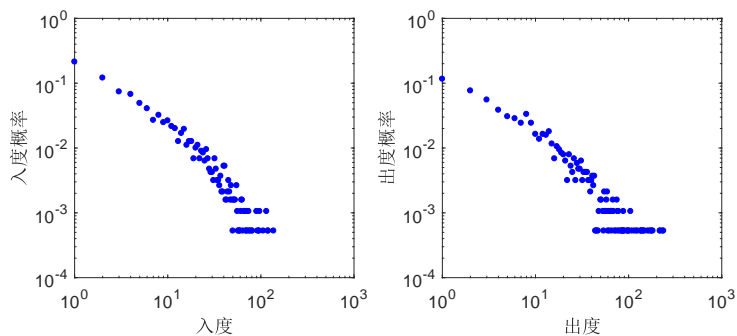


图 6 学生网络的入度分布(左)和出度分布(右)

Fig. 6 The in-degree (left) and out-degree (right) distribution of the college messaging network

度分布显示学生在线社交网络具有无标度特性, 因此可以用本文的网络生成模型进行拟合. 令  $N = 1\,893$ ,  $m = 5$  (保证平均节点度约为 10),  $m_0 = 20$ ,  $M = 10$ . 为了探究学生网络的三元连接概率, 令  $p$  从 0 逐渐增大到 1, 结果如图 7 所示. 首先, 当网络中没有三元连接( $p = 0$ ) 时, 生成网络的集聚系数远低于学生网络, 说明现实生活中, 基于好友推荐的三元社会关系的确存在. 其次, 三元社会连接并不会百分百发生, 而是以一个相对较高的概率存在, 在学生网络中三元连接的概率约为 0.65. 这一发现验证了本文提出的网络生成模型能够有效地刻画现实网络.

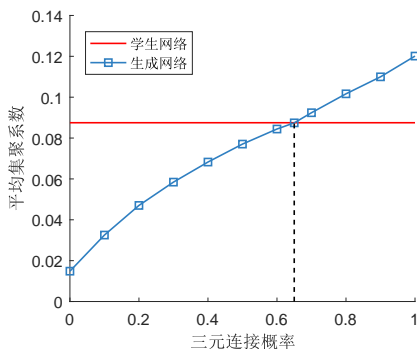


图 7 学生网络的三元连接概率

Fig. 7 Triad formation probability of the college messaging network

## 4.2 舆情演化

本小节利用生成网络模型中对第 3.3 节提出的舆情演化模型进行模拟仿真实验. 令  $N = 2\,000$ ,  $m_0 = 20$ ,  $m = 5$ ,  $M = 10$ ,  $\varepsilon = 0.15$ ,  $x_i(0)$  均匀分布在区间  $[0, 1]$  上. 一旦  $\max_{v_i \in V} (|x_i(t^* + 1) - x_i(t^*)|) \leq 0.000\,1$ , 则停止模拟过程, 且称  $x_i(t^*)$  为稳定意见.

首先, 探究在舆情演化过程中考虑回声室效应对结果的影响. 在  $p$  分别为 0, 0.5 和 1 时利用 HK 模型和本文模型(8)进行模拟实验, 得到如图 8 所示的观点分布图. 一方面, 传统的 HK 模型产生极化意见, 而本文



模型产生较为集中的意见簇群体, 这说明在没有意识到个体的回音室倾向的社会环境中, 由于确认偏见心理, 个体容易陷入各自的“偏见”当中, 从而整个网络分裂为具有对立观点的社会群体. 本文模型通过考虑个体的回音室倾向, 体现了在舆情演化过程中, 若有人能够主动跳出回音室的桎梏, 则能够改变观点极化的现象. 另一方面, 与 HK 模型相比, 本文模型产生的意见簇更多, 且其中主流意见簇所占比例降低, 非主流意见簇比例升高, 这说明在考虑个体回音室倾向后, 挣脱了回音室影响的理智个体使得社会能够容纳更多不同的声音, 且削弱了最终的回音室效应.

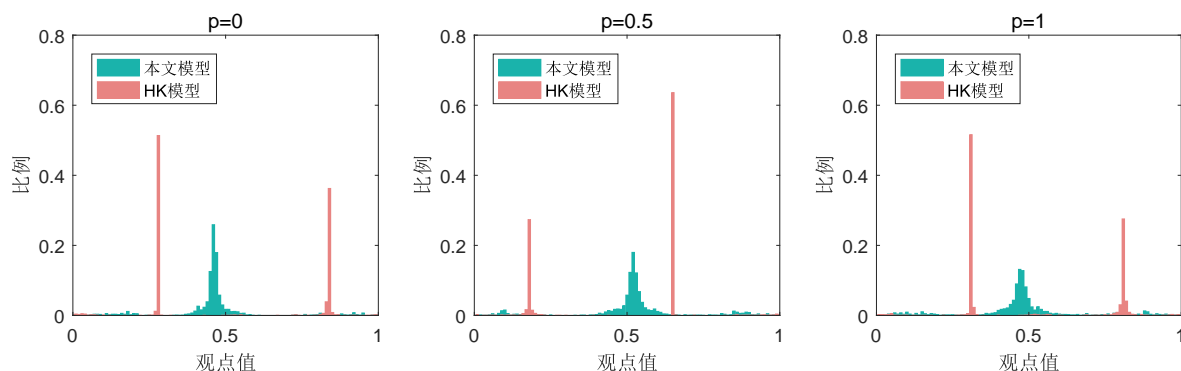


图8 本文模型和 HK 模型的观点分布图

Fig. 8 The opinion distribution of the proposed opinion dynamics model and the HK model under different triad formation probabilities

进一步, 分析生成网络的结构对稳定意见的影响. 用如下两个度量反映稳定意见分布情况.

1) 意见簇数目: 指不同的稳定意见的数目, 稳定意见相同的个体属于同一个意见簇. 由于现实生活中的意见并不如实验计算得到的数值般精确, 因此取模拟结果的小数点后两位作为最终稳定意见.

2) 小意见簇比例: Urbig 等<sup>[35]</sup>将人数少于  $\varepsilon N/2$  的意见簇称为小意见簇, 由于  $\varepsilon = 0.15$ ,  $N = 2\,000$ , 因此  $\varepsilon N/2 = 150$ , 即人数少于 150 的意见簇为小意见簇.

由于网络的结构由三元连接概率  $p$  决定, 因此令三元连接概率  $p = 0, 0.1, \dots, 1$ , 得到网络集聚系数由低变高过程中的观点分布, 意见簇数目和小意见簇比例的变化(见图 9).

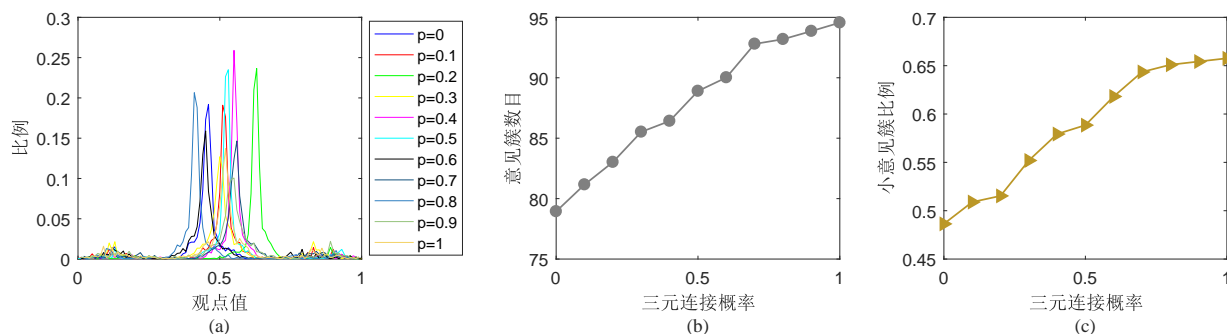


图9 不同三元连接概率下的观点分布(a), 意见簇数目(b)和小意见簇比例(c)

Fig. 9 The opinion distribution (a), number of opinion clusters (b) and proportion of small opinion clusters (c) under different triad formation probabilities

图 9(a)表明, 不论网络集聚系数取何值, 稳定观点都呈钟形分布, 不会出现如 HK 模型的极化意见分布, 这说明本文的模型有较好的稳定性, 能够适用于度指数不同的无标度网络. 图 9(b) 给出了稳定意见簇数目随三元连接概率增大的变化趋势, 由图可知, 在集聚系数更高的网络中意见簇数目更大, 这说明在本文模型环境下, 增加网络中的三元组数量会减弱回音室的影响, 使个体更加敢于表达不同的意见. 图 9(c)进一步验证了这一发现, 随着三元连接概率增大, 意见簇数目增大的同时, 小意见簇比例也逐渐升高, 这说明提高网络的集聚系数能够帮助避免某个或某小部分人拥有过大的话语权, 减轻了回音室对观点形成过程的影响.

为了进一步验证舆情演化模型的有效性,利用4.1.3节的真实学生网络数据进行仿真实验.图10(a)展示了在学生网络中同时利用本文模型和HK模型进行舆情演化得到的最终观点分布(为了不失一般性,图中展示了10次重复实验的结果).与图8类似,相较于HK模型,本文模型得到的观点分布未出现两极分化现象,而是集中于某值附近.可以看出,本文提出的舆情演化模型在实际网络中对消除两极化和减弱回音室仍然有明显的影响.

随后,将在本文网络生成模型中利用本文舆情演化模型记作情形A1,在真实学生网络中利用本文舆情演化模型记作情形A2,在真实学生网络中利用HK模型记作情形A3,重复进行100次实验后取均值,意见簇数目和小意见簇比例分别如图10(b)和图10(c)所示.情形A1的结果与图9(b)和图9(c)中 $p = 0.65$ 时近似吻合,情形A2得到与情形A1类似的结果,这说明本文的网络模型对现实网络有着较好的模拟能力.情形A3的结果与情形A2相差较大,再次验证了图10(a)的结果,也显示本文的舆情演化模型相较于传统的HK模型,对破解回音室现象有着较好的效果.

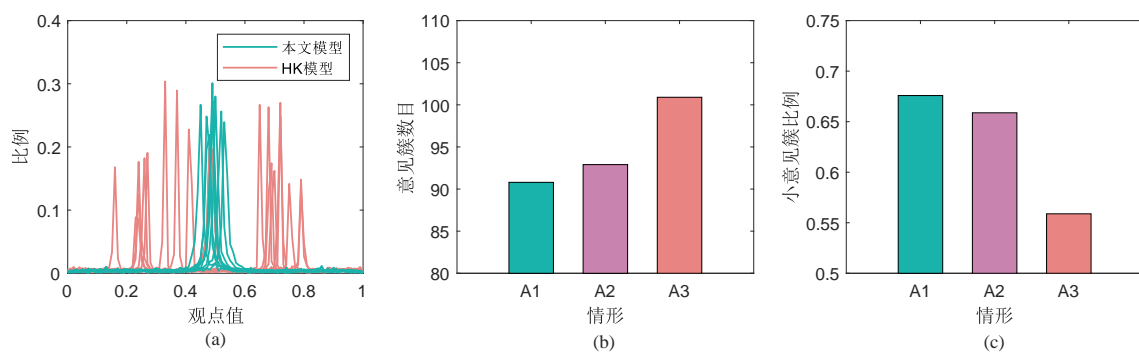


图10 学生在线社交网络下的观点分布(a), 意见簇数目(b)和小意见簇比例(c)

Fig. 10 The opinion distribution (a), number of opinion clusters (b) and proportion of small opinion clusters (c) under the college messaging network

结合以上模拟实验结果,在舆情演化过程中,为个体和舆论管理者提供以下建议:

1) 在线平台为了利益最大化,都配备了智能推荐算法,无形之中提升了个体陷入回音室的可能.用户应该具备可能会陷入回音室的自省意识,主动接触来自其他信息圈,甚至与自己观点冲突的个体,避免只与朋友圈交流,从而降低陷入回音室的可能性,以免造成信息闭塞或人云亦云.

2) 从形成社交网络的角度来看,舆论管理者应该时刻关注用户群体的社交网络结构,以及网络中回音室的形成情况,及时进行社会网络分析.对于集聚系数较低的网络,应该尽可能增加三元组的数量,促进用户与其二阶邻居的互动.

## 5 结束语

在舆情演化过程中,个体或多或少会受到内心偏见的影响,若不加以控制,则很容易陷入回音室当中,造成社会舆情极化.本文的研究工作总结如下: 1) 为了更加贴近现实网络,提出了同时融入节点适应性、三元形成机制和局域世界的有向网络生成模型; 2) 着眼于度量个体陷入回音室的倾向,提出考虑回音室效应的舆情演化模型,通过一部分理智个体,改变社会整体的舆情演化走向; 3) 对比本文提出的舆情演化模型和HK模型在生成网络中的表现,模拟实验的结果说明,本文提出的网络生成模型同时具有无标度和小世界特性,对现实网络有一定的解释能力,另外,本文的舆情演化模型能够化解HK模型造成的观点极化现象,并且稳定意见分布与网络集聚系数有关.研究结果启示,在各个体内在品质呈现异质化的互联网时代,具有局域优先连接以及三元组等特征的网络已经是舆情发展的主要阵地.对现实舆情管理来说,为了避免出现舆情回音室和观点极化对立,在舆情事件发酵的初期,舆论管理者应尽可能采取措施令媒体提高其素养,同时

呼吁个体接收来自不同源头的信息, 鼓励跨社区交流。

已有实证研究证明社会群体中存在领导-追随者、领导者、追随者和回避者这4种角色<sup>[15]</sup>, 不同的角色在面对回音室时往往采取不同的应对策略, 如何结合领袖者理论设计出舆论控制策略, 减弱或避免回音室是未来的研究方向。

## 参考文献:

- [1] Parsegov S E, Proskurnikov A V, Tempo R, et al. Novel multidimensional models of opinion dynamics in social networks. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2017, 62(5): 2270–2285.
- [2] 向安玲, 沈 阳, 何 静. 舆论动力学: 历史溯源、理论演进与研究前景. *全球传媒学刊*, 2020, 7(4): 99–115.  
Xiang A L, Shen Y, He J. Opinion dynamics: The historical tracing, the theoretical evolution, and the research prospect. *Global Media Journal*, 2020, 7(4): 99–115. (in Chinese)
- [3] Perra N, Rocha L E. Modelling opinion dynamics in the age of algorithmic personalisation. *Scientific Reports*, 2019, 9(1): 1–11.
- [4] French Jr. J R P. A formal theory of social power. *Psychological Review*, 1956, 63(3): 181–194.
- [5] DeGroot M H. Reaching a consensus. *Journal of the American Statistical Association*, 1974, 69(345): 118–121.
- [6] Hegselmann R, Krause U. Opinion dynamics and bounded confidence models, analysis, and simulation. *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 2002, 5(3): 1–33.
- [7] Weisbuch G, Deffuant G, Amblard F, et al. Meet, discuss, and segregate. *Complexity*, 2002, 7: 55–63.
- [8] 伍京华, 陈虹羽, 汪文生. 基于 Agent 的情感劝说的舆情交互及产生模型. *计算机集成制造系统*, 2021, 27(1): 249–259.  
Wu J H, Chen H Y, Wang W S. Interaction and production model of public opinion based on Agent's emotional persuasion. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2021, 27(1): 249–259. (in Chinese)
- [9] Vasca F, Bernardo C, Iervolino R. Practical consensus in bounded confidence opinion dynamics. *Automatica*, 2021, 129: 109683.
- [10] Parasnis R Y, Franceschetti M, Touri B. On the convergence properties of social Hegselmann-Krause dynamics. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2022, 67(2): 589–604.
- [11] Dong Y C, Zhan M, Kou G, et al. A survey on the fusion process in opinion dynamics. *Information Fusion*, 2018, 43: 57–65.
- [12] Pentland A. *Social Physics: How Social Networks Can Make Us Smarter*. London, England: Penguin, 2015.
- [13] 高艺畅, 孙英苹, 刘凤鸣, 等. 社交网络舆情传播的回音室效应研究. *情报理论与实践*, 2022, 45(4): 58–66.  
Gao Y C, Sun Y P, Liu F M, et al. Echo chamber effects of public opinion propagation in social networks. *Information Studies: Theory & Application*, 2022, 45(4): 58–66. (in Chinese)
- [14] Dubois E, Blank G. The echo chamber is overstated: The moderating effect of political interest and diverse media. *Information, Communication & Society*, 2018, 21(5): 729–745.
- [15] Dubois E, Minaeian S, Paquet-Labelle A, et al. Who to trust on social media: How opinion leaders and seekers avoid disinformation and echo chambers. *Social Media + Society*, 2020, 6(2): 2056305120913993.
- [16] Scott J. Social network analysis: Developments, advances, and prospects. *Social Network Analysis and Mining*, 2011, 1(1): 21–26.
- [17] Erdős P, Rényi A. On the evolution of random graphs. *Bulletin of the International Statistical Institute*, 1960, 38(4): 343–347.
- [18] Watts D J, Strogatz S H. Collective dynamics of 'small-world' networks. *Nature*, 1998, 393(6684): 440–442.
- [19] Barabási A L, Albert R. Emergence of scaling in random networks. *Science*, 1999, 286(5439): 509–512.
- [20] Holme P, Kim B J. Growing scale-free networks with tunable clustering. *Physical Review E*, 2002, 65(2): 026107.
- [21] Klemm K, Eguiluz V M. Highly clustered scale-free networks. *Physical Review E*, 2002, 65(3): 036123.
- [22] 李倩倩, 李 瑛, 顾基发, 等. 舆论演化的社会影响级联效应模型. *系统工程理论与实践*, 2015, 35(1): 124–129.  
Li Q Q, Li Y, Gu J F, et al. Opinion evolution of social cascading impact model. *System Engineering: Theory and Practice*, 2015, 35(1): 124–129. (in Chinese)
- [23] 范如国, 李 星, 黄本笑. 基于小世界和连接成本的制度网络演化分析. *系统工程学报*, 2010, 25(6): 835–840.  
Fan R G, Li X, Huang B X. Analysis of institutional networks evolutionary based on small world and connection cost. *Journal of Systems Engineering*, 2010, 25(6): 835–840. (in Chinese)
- [24] 李倩倩, 顾基发. 用户行为驱动的在线社交网络建模. *系统工程学报*, 2015, 30(1): 9–15.  
Li Q Q, Gu J F. Activity driven modelling of online social network. *Journal of Systems Engineering*, 2015, 30(1): 9–15. (in Chinese)

- [25] 刘业政, 李玲菲, 孙春华. 考虑社会选择作用的社交网络生成模型. 系统工程学报, 2019, 34(5): 9–15.  
Liu Y Z, Li L F, Sun C H. Social selection-aware social network generation model. Journal of Systems Engineering, 2019, 34(5): 9–15. (in Chinese)
- [26] 谢卫红, 杨超波, 朱郁筱. 食品安全网络舆情的重复感染 SIR 模型研究. 系统工程学报, 2022, 37(2): 145–160.  
Xie W H, Yang C B, Zhun Y X. Research on repeated infection SIR model of network public opinion about food safety. Journal of Systems Engineering, 2022, 37(2): 145–160. (in Chinese)
- [27] 龙剑友, 凌毓秀, 谢 赤. 基于复杂网络理论的房地产行业信用风险传染研究. 系统工程学报, 2022, 37(3): 289–302.  
Long J Y, Ling Y X, Xie C. Research on credit risk contagion of real estate industry based on complex network theory. Journal of Systems Engineering, 2022, 37(3): 289–302. (in Chinese)
- [28] Zhu J M, Ni P K, Tong G M, et al. Influence maximization problem with echo chamber effect in social network. IEEE Transactions on Computational Social Systems, 2021, 8(5), 1163–1171.
- [29] Bianconi G, Barabási A L. Competition and multiscaling in evolving networks. Europhysics Letters, 2001, 54(4): 436–442.
- [30] Li X, Chen G R. A local-world evolving network model. Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications, 2003, 328(1-2): 274–286.
- [31] 穆军芬, 孙鹤旭, 潘家平, 等. 局域世界随机增长的加权网络模型. 系统工程学报, 2010, 25(6): 779–783.  
Mu J F, Sun H X, Pan J P, et al. Research on the weighted network model of random growth in localworld. Journal of Systems Engineering, 2010, 25(6): 779–783. (in Chinese)
- [32] Zhang Z Z, Rong L L, Wang B, et al. Local-world evolving networks with tunable clustering. Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications, 2007, 380: 639–650.
- [33] Fränken J P, Pilditch T. Cascades across networks are sufficient for the formation of echo chambers: An agent-based model. Journal of Artificial Societies and Social Simulation, 2021, 24(3): 1–15.
- [34] Panzarasa P, Opsahl T, Carley K M. Patterns and dynamics of users' behavior and interaction: Network analysis of an online community. Journal of the American Society for Information Science and Technology, 2009, 60(5): 911–932.
- [35] Urbig D, Lorenz J, Herzberg H. Opinion dynamics: The effect of the number of peers met at once. Journal of Artificial Societies and Social Simulation, 2008, 11(2): 1–27.

## 作者简介:

周沁悦(1996—), 女, 江西人, 博士生, 研究方向: 社会网络、舆情动力学, Email: qyzhou@stu.scu.edu.cn;

吴志彬(1982—), 男, 四川资中人, 博士, 教授, 博士生导师, 研究方向: 决策分析、商业分析, Email: zhibinwu@scu.edu.cn;

徐玖平(1962—), 男, 重庆人, 博士, 教授, 博士生导师, 研究方向: 决策理论与方法等, Email: xujiuping@scu.edu.cn.