

# 社交网络上从众现象对谣言传播影响的研究

朱冠桦<sup>1</sup> 蒋国平<sup>2</sup> 夏玲玲<sup>1</sup>

(南京邮电大学计算机学院 南京 210003)<sup>1</sup> (南京邮电大学自动化学院 南京 210003)<sup>2</sup>

**摘要** 社交网络中谣言的爆炸性传播现象已引起了研究人员的关注,其传播机制及相应模型的研究对于控制网络谣言的传播至关重要。受社会网络中的从众现象的启发,在传统 SIR 谣言传播模型的基础上,考虑到社交网络中的谣言具有全局信息特征,其从众效应具有个体差异性,以及社交网络的规模和拓扑特性(均质和异质网络)对谣言传播的影响,首先建立了两个适用于均质网络和异质网络的改进的 SIR 谣言传播模型动力学方程组;然后利用蒙特卡罗方法对谣言传播演化过程进行了仿真,结果表明,相对于传统模型,基于这两个方程组的模型能有效体现社交网络中的从众现象对于谣言传播的增幅作用。此外,改进的模型揭示并体现了实际社交网络中谣言传播在从众现象的影响下的规律:蛊惑性较强的谣言传播率提升空间有限,增幅效应较小;蛊惑性较弱的谣言提升空间大,转发的人越多,从众效应的增幅越大,传播的速度越快,爆发到顶峰的时间越短;社交网络规模的增大可以显著削弱从众现象对谣言的增幅作用。

**关键词** 谣言传播,社交网络,从众,SIR 模型

**中图分类号** N945 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2016.2.030

## Rumor Spreading Model Considering Conformity Phenomena in Complex Social Networks

ZHU Guan-hua<sup>1</sup> JIANG Guo-ping<sup>2</sup> XIA Ling-ling<sup>1</sup>

(School of Computer Science and Technology, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210003, China)<sup>1</sup>

(School of Automation, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210003, China)<sup>2</sup>

**Abstract** With the prevalence of the social networking services (SNS), the study of rumor spreading mechanisms and models for controlling the propagation of rumors is more and more important in human lives. Inspired by the conformity phenomena in the social networks, we established a new susceptible-infected-removed (SIR) rumor spreading model with consideration of the influences of the global information contained in the SNS' message, the scale of SNS and the diversity of individuals. The simulation results show that the new proposed model can give a good description of the amplitude effect caused by the conformity phenomena in the rumor spreading process.

**Keywords** Rumor spreading, SNS, Conformity, SIR model

## 1 引言

谣言是利用各种渠道传播的对公众感兴趣的事物、事件或问题的未经证实的阐述或诠释,也是人类社会一直存在却又始终无法消除的一种现象,谣言的存在和传播给人们的日常生活带来了极大的困扰。认识理解谣言的传播规律,建立符合实际的谣言传播模型,继而控制谣言传播、减小谣言的影响已逐渐成为了学术界关注和研究的热点。

随着现代计算机网络与信息技术的发展,以多样性和交互性为特点的社交网络已经成为人们日常生活中必不可少的发表个人观点、聚集交流信息的平台。与传统的人际网络相比,信息借助于社交网络,传播速度更快,传播范围更广。不可避免地,社交网络的流行与便捷为网络谣言或恶意消息提供了发酵的土壤。谣言在社交网络上的传播比在传统的社会

网络上的传播更加快速,影响力更大,传播范围更广。同时,微博等社交平台的虚拟性、匿名性、自由性、互动性使得网络谣言的治理相对困难。谣言借助网络这一传播工具,比社会网络中的口传谣言危害更大,已成为传播领域中一大公害。例如日本地震引起的核泄漏产生的谣言“碘盐可以防辐射”、秦火火编造的谣言“7.23 动车事件中政府赔偿 2 亿给外籍旅客”在网上引起轰动,造成恶劣的社会影响。由此可见,对社交网络中的谣言传播进行研究和控制不仅具有学术价值,更具有社会意义。

英国剑桥大学统计实验室的 Daley 和 Kendall<sup>[1]</sup>于 20 世纪 60 年代最早提出了谣言传播的 Daley-Kendall (DK) 模型。随后由于一批有影响力的论文相继发表,尤其是随着复杂网络理论的兴起,谣言传播理论在数学、统计物理、计算机、社会学、生态学等多学科交叉领域再次引起了广泛关注。复杂网

络理论知识研究至今,其中两项最重要的开创性工作不容忽视:1)Watts和Strongatz提出的WS小世界(small-world)网络模型<sup>[2]</sup>;2)Barabási和Albert提出的BA无标度(scale-free)网络模型<sup>[3]</sup>。借助于这两个经典的复杂网络模型,Zanette<sup>[4]</sup>首先将复杂网络理论应用于谣言传播的研究,建立了小世界网络上的谣言传播模型。之后Moreno等<sup>[5]</sup>利用平均场近似方法研究了均匀网络和幂律分布的非均匀网络上的谣言传播模型,得出谣言在均匀网络上没有传播阈值而不同于流行病传播存在阈值的结论。随着复杂网络理论研究的不断深入,鉴于谣言传播和疾病传播具有某些方面的相似性,越来越多的研究者在DK模型的基础上将流行病Susceptible-Infected-Removed(SIR)模型表征的个体状态分类方法用于研究谣言传播模型,即疾病传播过程中的S易感个体、I染病个体、R免疫个体分别对应谣言传播过程中没有听过谣言的无知个体、传播谣言的传播个体以及听到谣言但对谣言失去兴趣或遗忘而不再传播谣言的免疫个体。Nekovee等<sup>[6]</sup>考虑个体的遗忘特性,建立含有遗忘机制的谣言传播SIR模型,发现均匀网络和异质网络上均存在谣言传播阈值,且谣言传播率低于传播阈值时谣言不能在网络中传播。

国内,周杰等<sup>[7]</sup>在谣言传播SIR模型的基础上考虑网络的拓扑结构以及传播个体的邻居角色对谣言传播的影响,发现谣言传播的最终影响会随着网络拓扑特性从随机到无标度的变化而减小。赵来军教授等人<sup>[8-13]</sup>根据现实生活中谣言出现后个体的不同行为反应,提出考虑记忆、遗忘等个体行为机制的谣言传播模型,探索谣言传播的动力学特性。随后,王亚奇等<sup>[14]</sup>考虑到人群中的易感个体接受谣言的概率与所接触传播个体的信任程度有关,提出具有信任机制的谣言传播模型,并且发现信任机制的引入能够有效地提高谣言传播的阈值。王辉等<sup>[15,16]</sup>研究了在线社交网络上的谣言传播模型,利用变化的谣言接受概率表征正向和负向的社会加强作用,考虑个人接受阈值对接受概率的影响,这更符合人类接受谣言的心理学特点。这些考虑人类行为机制对谣言传播动力学影响的研究极大地加深了人们对谣言传播的认识与理解,为后续研究谣言传播的控制策略<sup>[17]</sup>奠定了坚实的理论基础。

对发生在社交网络中的谣言传播数据的研究表明,谣言的扩散往往到后期是爆炸性的,一旦成为讨论的热点,就会加快传播。现有的谣言传播模型<sup>[1,4-14,17]</sup>假定谣言的传播率在谣言传播的整个过程中都是恒定的,忽略了社会人际网络或社交网络中谣言传播的从众现象以及谣言携带整个社交网络全局信息的特点。

社交网络中谣言传播的从众现象类似于社会网络中的“三人成虎”。在传统的社会网络中,谣言来自于人们日常接触到的人群,但是人们由于接触的机会和范围有限,因此接触到谣言的概率很小。多次接触到谣言可能使得个体相信谣言的概率增大,这就是传统的“三人成虎”现象。然而在社交网络中,从众现象表现为多次接触到谣言使得个体转发谣言的概率增大。本文考虑的社交网络中谣言的转发仅表征该条谣言的传播,并不是对应个体对谣言的赞同或者反对,因为转发行为的个体无论赞同还是反对都参与了谣言的传播。例如看到谣言的社交用户会产生“这么多人都转发,看来应该是真的”、“大家都在讨论,我也要发表我的意见”、“我要纠正他们错误的说法”等想法,继而也参与该谣言的传播。王辉等

人<sup>[15,16]</sup>关注的是,微观个体层面上人们根据不断收到的邻居中多个传播者传播的信息累计次数结合信息内容相信与否,对应为传播接受概率的增大和减小。而在真实在线社交网络中,谣言传播过程中的从众现象在宏观层面上反映了大众的传播行为,并不具体精细到微观层面上个体对于谣言的相信与否。在现实在线社交网络上的谣言,除了具有上述提到的类似于社会网络中谣言传播的从众现象,我们还发现其与传统社会网络上的谣言的一个很大不同之处在于社交网络上的谣言携带了网络的全局信息,即接触到谣言的人不仅可以看到谣言的内容,还可以看到来自整个网络中该条谣言的阅读数、转发数、点赞数以及参与以上行为的个体信息。同样一条谣言,转发数目为5000对于个体的蛊惑性远远大于转发数为1的。传统社会网络中的谣言不携带全局信息,最多只携带少量的邻居信息或者局部信息,如“这是A说的”、“B和C都相信了”。因此本文考虑了在线社交网络上携带全局信息的谣言传播引起的从众现象。

此外,现有的谣言传播模型仅考虑网络的拓扑结构如均质和异质,忽略了社交网络规模对谣言传播的影响。在不同规模的社交网络(如50人网络和2亿人网络)中,同样一条被4人转发的谣言对两种网络中个体的蛊惑效果是不同的。

鉴于现有谣言传播模型的不足,本文结合社交网络的特性和谣言传播的特点,探索基于社交网络的谣言传播机制,研究均质和异质复杂社交网络中考虑谣言携带全局信息时社交网络规模的从众现象对谣言传播的影响;同时在异质网络中还进一步考虑个体特性对谣言传播的影响。本文首先建立改进的谣言SIR传播模型,然后利用蒙特卡罗方法对该模型表征的动力学过程进行仿真,最后分析上述考虑的因素对谣言传播的影响,得出一系列有意义的结论,为深入理解社交网络上谣言传播的新特性、进一步研究谣言的控制与免疫提供理论依据。

## 2 改进的谣言SIR传播模型

我们运用复杂网络理论知识,从社交网络的宏观角度出发,将网络抽象成节点之间通过边相连接的拓扑图。对于一个有 $N$ 个个体组成的社交网络,其中每个个体处于以下3种状态之一<sup>[5]</sup>:无知者I(ignorant),即未接触过谣言,接触谣言以后容易变为谣言的传播者;传播者S(spreader),即在网络中主动散布转发谣言的人;免疫者R(stifler),即听到过谣言,但是对于谣言失去传播兴趣,不再参与谣言的传播。网络中谣言传播的规则如下<sup>[5]</sup>:无知者遇到传播者,以 $\lambda$ 概率变为谣言的传播者;传播者遇到传播者或是免疫者,初始传播者以 $\alpha$ 概率变为谣言的免疫者。

因此上述经典的谣言SIR传播模型可以用以下不同类型节点的状态转移图表示,如图1所示。

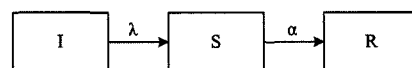


图1 无知者I、传播者S、免疫者R三者的状态转移图

现有的谣言传播模型假定在整个传播过程中谣言传播率 $\lambda$ 恒定不符合实际,且不能表征以下几种情形:

- 1)一条谣言在整个社交网络中被转发10000次和转发1次对个体的蛊惑效果是不同的。
- 2)在不同规模的社交网络(如50人网络和2亿人网络)

中,同样一条被4人转发的谣言对两种网络中个体的蛊惑效果是不同的。

3)因为每个人的成长环境、知识水平、个人阅历以及人际关系等因素不同,所以不同的个体看到同一条谣言的直观感受不同,谣言对其蛊惑效果也应该是不同的,应当和个体本身的特性关联起来。

情形1)考虑了在线社交网络中谣言传播的从众现象以及谣言携带全局转发数的特点,情形2)考虑了社交网络规模对谣言传播的影响,情形3)考虑了异质网络中个体差异性对谣言传播的影响。为了简化研究,将个体的特性用节点的度参量来表征,认为度大的节点比度小的节点更加理智,传播谣言的概率更小。

### 3 均质网络中的从众现象

对于均质网络,建立以下的谣言传播动力学方程:

$$\begin{cases} \frac{di(t)}{dt} = -\lambda(t)\langle k \rangle s(t)i(t) \\ \frac{ds(t)}{dt} = \lambda(t)\langle k \rangle s(t)i(t) - \alpha\langle k \rangle s(t)[s(t)+r(t)] \\ \frac{dr(t)}{dt} = \alpha\langle k \rangle s(t)[s(t)+r(t)] \end{cases} \quad (1)$$

其中,  $i(t)+s(t)+r(t)=1$ ,  $i(t)$ 、 $s(t)$ 、 $r(t)$  分别代表  $t$  时刻网络中无知者、传播者以及免疫者在人群中的比例,此处  $\langle k \rangle$  表示均质网络所有节点度的平均值,即网络的平均度。 $\lambda\langle k \rangle$  为不知道谣言的人遇到传播者而被感染的概率,  $\alpha\langle k \rangle$  为传播者遇到不传谣的人而变为不传谣者的概率。因为均质网络中度分布均匀,在此忽略个体特性对谣言传播的影响,即对上述情形3)不予考虑。将基于均质网络的谣言 SIR 传播模型中的恒定传播率  $\lambda$  改进为时变的  $\lambda(t)$ ,在  $t$  时刻,谣言对于无知者的传播率为:

$$\lambda(t) = \lambda_0 + (1-\lambda_0)(1-e^{-\theta \frac{m(t)}{N}}) \quad (2)$$

其中,  $\lambda_0$  为初始传播率,  $(1-\lambda_0)(1-e^{-\theta \frac{m(t)}{N}})$  为谣言传播率的增强幅度或简称增幅,  $m(t)$  为  $t$  时刻谣言的全局转发数,  $m(t)$  越大表示转发数越多,对谣言传播的增幅效应越大。 $N$  为网络中个体总数,即网络规模。 $N$  越大,谣言的增幅效果越小,  $N$  越小,增幅效果越大。 $\theta$  用于调节谣言增幅强度的范围,  $\theta$  越大,谣言的增幅效果越大,  $\theta$  越小,增幅效果越小,如图2(a)所示。

$(1-\lambda_0)(1-e^{-\theta \frac{m(t)}{N}})$  越大,则增幅越大,个体越容易转发这个谣言。其中令  $\varphi = 1 - e^{-\theta \frac{m(t)}{N}}$  为谣言的增强因子,当  $\theta=1$  时,  $\varphi \in [0, 1 - e^{-1}]$ ,通过调解参数  $\theta$  可以将  $\varphi$  的范围扩大至  $\varphi \in [0, 1)$ ,从而使得  $\lambda(t) \in [\lambda_0, 1)$ ,  $\varphi$  的取值范围如图2(a)所示。

在现实社交网络中,个体几乎不会多次转发同一条信息,但是可能会多次参与该信息的讨论,即信息的转发数和评论数是不一样的。如果考虑每个个体最多转发一次该谣言,则谣言转发次数  $m(t)$  = 当前转发的人数(I类人群数量) + 转发过不再转发的人数(R类人群数量)。 $N$  表示网络规模,同一条谣言最多只能被转发  $N$  次。令  $\beta = \frac{m(t)}{N} \in [0, 1]$  称为谣言的转发参与度,同时可以得到

$$\frac{m(t)}{N} = s(t) + r(t) = 1 - i(t) \quad (3)$$

此时传播率表示如下:

$$\lambda(t) = \lambda_0 + (1-\lambda_0)(1 - e^{-\theta(1-i(t))}) \quad (4)$$

在  $t$  时刻,考虑谣言携带全局信息时网络规模两个因素的从众现象,则有  $K_s$  个传播者邻居的无知者变为传播者的概率为  $p = 1 - \{1 - [\lambda_0 + (1-\lambda_0)(1 - e^{-\theta(1-i(t))})]\}^{K_s}$ 。

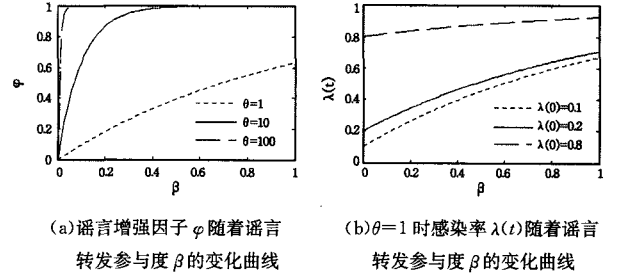


图2

此外,为了进一步探索发生在社交网络上的谣言传播的动力学特性,通过蒙特卡罗仿真结果分析考虑从众现象的均质网络中的谣言传播是否存在传播阈值。如果存在阈值,当谣言传播率低于此阈值时,免疫个体数量最终趋近于零,谣言无法扩散。

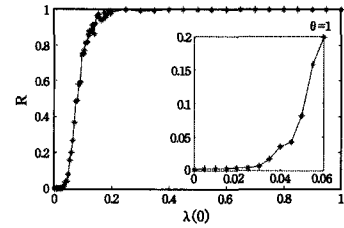


图3 WS网络  $N=1000$ ,随着传播率  $\lambda(0)$  提升,最终稳定的R免疫者在人群中的比例

由图3可知,均匀网络上考虑从众现象的谣言传播模型不存在传播阈值,即使初始传播率很小的谣言也能在网络中传播开。

### 4 异质网络中的从众现象

下面给出异质网络中改进的谣言传播动力学方程。该模型考虑了谣言携带全局信息、网络规模、个体差异性3个因素的从众效应。

$$\begin{cases} \frac{di_k(t)}{dt} = -\lambda(t)k i_k(t) \sum_{k'} \frac{k' p(k') s_{k'}(t)}{\langle k \rangle} \\ \frac{di_s(t)}{dt} = \lambda(t)k i_k(t) \sum_{k'} \frac{k' p(k') s_{k'}(t)}{\langle k \rangle} - \alpha k s_k(t) \left[ \sum_{k'} \frac{k' p(k') s_{k'}(t)}{\langle k \rangle} + \sum_{k'} \frac{k' p(k') r_{k'}(t)}{\langle k \rangle} \right] \\ \frac{di_r(t)}{dt} = \alpha k s_k(t) \left[ \sum_{k'} \frac{k' p(k') s_{k'}(t)}{\langle k \rangle} + \sum_{k'} \frac{k' p(k') r_{k'}(t)}{\langle k \rangle} \right] \end{cases} \quad (5)$$

其中,  $i_k(t) + s_k(t) + r_k(t) = 1$ 。式(5)中,  $i_k(t)$ 、 $s_k(t)$ 、 $r_k(t)$  分别表示  $t$  时刻度为  $k$  的无知者及传播者和理性者在度为  $k$  的人群中的密度。 $\langle k \rangle$  表示网络的平均度。

异质网络中度分布差异性大,因此需要考虑上述情形3)。将基于异质网络的谣言 SIR 传播模型中的恒定传播率  $\lambda$  改进为时变的  $\lambda(t)$ ,在  $t$  时刻,谣言对于无知者的传播率为:

$$\lambda(t) = \lambda_0 + (1 - \lambda_0) \left(1 - e^{-\theta \frac{k_{\max} - k}{k_{\max} - k_{\min}} \frac{m(t)}{N}}\right) \quad (6)$$

其中,  $\lambda(0) = \lambda_0$  为初始传播率,  $(1 - \lambda_0) \left(1 - e^{-\theta \frac{k_{\max} - k}{k_{\max} - k_{\min}} \frac{m(t)}{N}}\right)$  为异质网络中谣言传播率的增强幅度或简称增幅。式(6)中  $m(t)$  为  $t$  时刻谣言的全局转发数,  $N$  为网络规模,  $\theta$  用于调节谣言增幅强度的范围, 上述参量的作用同式(2)中效果一致。

令  $\gamma = \frac{k_{\max} - k}{k_{\max} - k_{\min}}$ ,  $\gamma (\gamma \in [0, 1])$  的二阶中心距可以用来描述当前网络中节点度的差异程度, 刻画异质网络的异质性。  $k$  表示接触到谣言信息的个体的度, 不同度的节点遇到该谣言时, 传播谣言的概率也不同。  $k$  越大的个体越理智, 转发谣言的概率越小;  $k$  越小的个体转发谣言的概率越大。称网络中度大的节点为“明星节点”, 度小的节点为“稀疏节点”, 其他节点为“普通节点”。

将式(3)代入式(6), 此时传播率为

$$\lambda(t) = \lambda_0 + (1 - \lambda_0) \left(1 - e^{-\theta \gamma (1 - i(t))}\right) \quad (7)$$

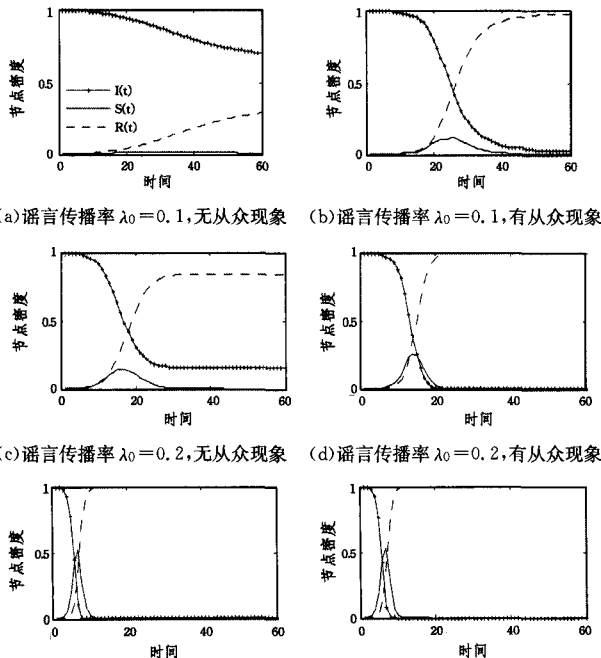
在  $t$  时刻, 考虑谣言携带全局信息、网络规模、个体差异性 3 个因素的从众现象, 则在异质社交网络中有  $k_i$  个传播者邻居的无知者变为传播者的概率为

$$p = 1 - \{1 - [\lambda_0 + (1 - \lambda_0) \left(1 - e^{-\theta \gamma (1 - i(t))}\right)]\}^{k_i} \quad (8)$$

## 5 数值仿真

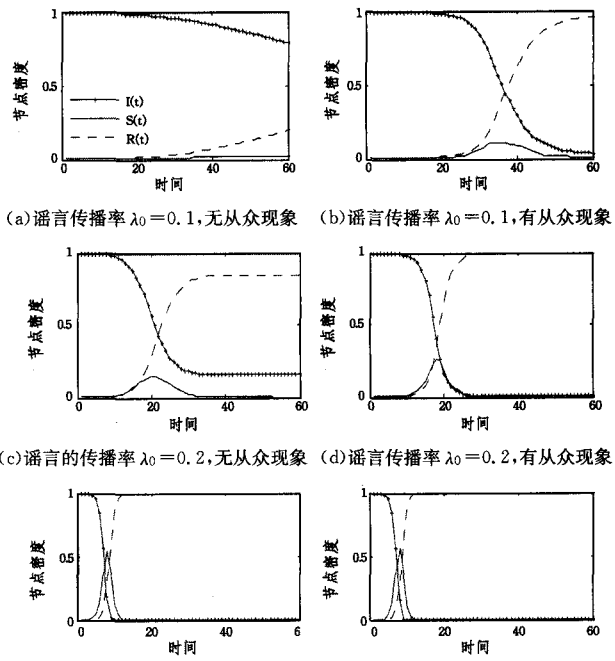
依次在均质和异质网络中进行了蒙特卡洛仿真, 本实验均质网络以 WS 网络<sup>[2]</sup>为原型, 异质网络以 BA 网络<sup>[3]</sup>为原型。在下述仿真中采用了如下数据:  $\theta = 1$ ,  $\alpha = 0.2$ ,  $N \in \{1000, 5000\}$ ,  $\lambda_0 \in \{0.1, 0.2, 0.8\}$ 。初始网络中假定只有一个谣言传播者, 其他都是无知者, 文中每个仿真都重复运行了至少 500 次, 每一次运行 100 步。

在均质网络中, 是否考虑谣言携带全局信息及网络规模两个因素的从众效应对传播过程的影响效果对比如图 4、图 5 所示。



(a) 谣言传播率  $\lambda_0 = 0.1$ , 无从众现象 (b) 谣言传播率  $\lambda_0 = 0.1$ , 有从众现象  
(c) 谣言传播率  $\lambda_0 = 0.2$ , 无从众现象 (d) 谣言传播率  $\lambda_0 = 0.2$ , 有从众现象  
(e) 谣言传播率  $\lambda_0 = 0.8$ , 无从众现象 (f) 谣言传播率  $\lambda_0 = 0.8$ , 有从众现象  
WS 网络  $N = 1000$ , 免疫率  $\alpha = 0.2$

图 4



(a) 谣言传播率  $\lambda_0 = 0.1$ , 无从众现象 (b) 谣言传播率  $\lambda_0 = 0.1$ , 有从众现象  
(c) 谣言的传播率  $\lambda_0 = 0.2$ , 无从众现象 (d) 谣言传播率  $\lambda_0 = 0.2$ , 有从众现象  
(e) 谣言传播率  $\lambda_0 = 0.8$ , 无从众现象 (f) 谣言传播率  $\lambda_0 = 0.8$ , 有从众现象  
WS 网络  $N = 5000$ , 免疫率  $\alpha = 0.2$

图 5

由图 4 和图 5 可知, 当谣言传播率  $\lambda_0 = 0.1$  和  $\lambda_0 = 0.2$  时, 从众现象比较明显。正如图 2(b) 所示,  $\lambda_0 = 0.1$  和  $\lambda_0 = 0.2$  的增幅空间更大。对比考虑从众现象与不考虑的情况, 发现前者传播者密度达到传播峰值的时间更短, 且峰值更大, 稳态时最终免疫者密度也更大, 即谣言最终的影响范围更广。谣言传播率  $\lambda_0 = 0.8$  时, 因为谣言传播率已经很大, 传播率上升空间有限, 如图 2(b) 所示, 所以从众现象并不明显, 对谣言传播过程的影响也不大。

在同等条件下考虑从众现象时, 由图 4 和图 5 的实验结果可以看出规模为  $N = 5000$  的网络中谣言传播者密度达到传播峰值的时间比  $N = 1000$  的网络更长, 可见增大均质社交网络规模可以削弱谣言传播的增幅作用。根据图 4 和图 5 的仿真结果, 初始传播率  $\lambda_0 = 0.8$  时的增幅并不明显, 而  $\lambda_0 = 0.2$  时的增幅比较明显, 能够较好地突出从众现象引起的谣言增幅效应。为了更清晰地反映从众现象对谣言传播过程的影响, 以下的仿真均只考虑初始传播率为  $\lambda_0 = 0.2$  的情况。

在异质网络中考虑 3 个因素的从众效应时, 稀疏节点和明星节点参与到转发的时间不同可能对谣言传播效果有影响, 为了放大影响, 分别选择明星节点和稀疏节点作为传播起始点, 进行谣言传播过程的仿真对比。在规模为  $N = 1000$  和  $N = 5000$  网络中, 为了让稀疏节点和明星节点作为初始传播节点的仿真结果更加准确, 分别在度最小和度最大的一群节点中随机选取某个节点作为起始传播节点, 多次仿真后的平均数据如图 6、图 7 所示。

由图 6 和图 7 可知, 越早经过明星节点传播, 谣言传播达到峰值和最终稳定值所需要的时间越短, 谣言所感染的传播者数目峰值也相对更大, 可以更快地将谣言传播出去。但是无论是否考虑从众效应, 谣言的初始传播点选取对人群中最终免疫者密度的影响都不大, 即谣言的最终传播规模相当。此外, 图 7 中, 规模为  $N = 5000$  的异质网络是在  $N = 1000$  的异质网络上扩充生成的, 明星节点和稀疏节点选择规则相同。

对比图 6 和图 7, 考虑从众现象的传播过程中, 在  $N=5000$  的网络中谣言传播最终规模明显小于  $N=1000$  的网络, 说明网络规模为  $N=5000$  时对谣言的抑制作用明显大于  $N=1000$  的网络的。结合上述均质网络中得到的相似结果, 社交网络规模增大可以显著削弱从众现象对谣言的增幅作用的结论得到验证。

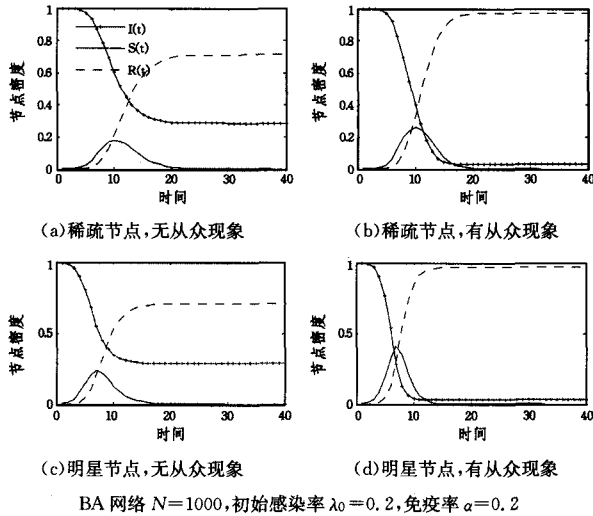


图 6

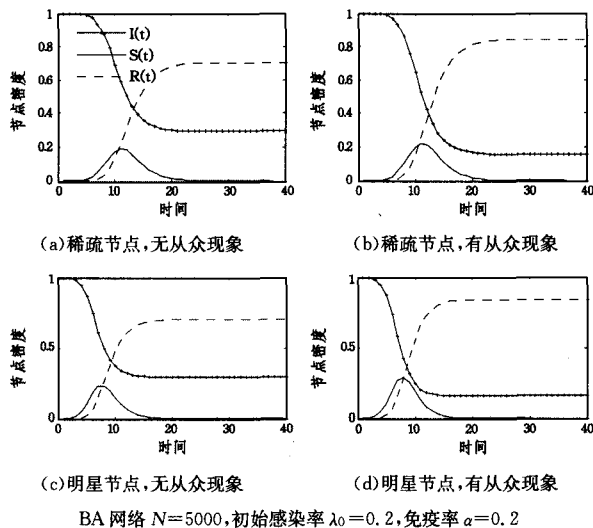


图 7

**结束语** 本文根据真实在线社交网络中谣言的传播机制, 提出了改进的基于社交网络的谣言 SIR 传播模型。不同于现有的谣言传播模型, 本模型主要的特点是: 1) 考虑了社交网络中谣言传播携带全局信息的从众现象, 更符合现实社交网络中谣言传播的演化过程; 2) 在传播动力学方程中引入网络规模, 考虑网络规模引起的谣言传播率的变化, 研究其对谣言传播过程的影响; 3) 考虑了异质网络中不同个体接触到谣言时因个体的差异性而导致个体参与转发的概率不同的情况。我们发现, 无论在均质或是异质网络中, 考虑到携带全局信息的从众效应时, 谣言传播过程均会呈现以下的现象: 初始传播率较高的谣言传播率因为提升空间有限, 所以增幅效应也较低; 而初始传播率较低的谣言提升空间大, 获得的转发越多, 谣言传播率的增幅越大, 传播的速度越快, 从众效应越明显, 爆发到顶峰的时间越短。在异质网络中, 谣言越早经过“明星节点”转发, 会导致当前转发数目的增加越迅速, 同样的

谣言越早经过“明星节点”的转发, 谣言在整个过程中越早有一个较大的起始增幅, 可以更快地将谣言传播出去, 达到峰值和最终稳定值所需要的时间越短。但是无论是否考虑从众效应, 初始传播点的选取对最终谣言传播规模的影响都不大。在均质和异质网络中, 考虑从众现象的传播模型比现有谣言传播模型更符合现实, 对于现实社交网络中谣言爆发的控制具有指导意义。

鉴于社交网络中谣言传播过程的复杂性, 还有很多方面值得进一步探讨, 主要有: 1) 在加权社交网络中, 考虑从众现象对谣言传播过程的影响也很有意义, 此外, 加权特性描述的是节点的亲疏程度, 还可以结合加权网络中边权的明星节点和稀疏节点进行进一步研究。2) 社交网络上的考虑谣言携带全局信息、网络规模、个体差异性 3 个因素的从众现象, 不仅可以应用于 SIR 模型, 还可以应用到带潜伏期的 SEIR 模型等其他谣言传播模型。3) 现实生活中转发谣言 500 次量刑可以用来作为全局转发次数阈值, 研究其对谣言传播过程的影响。4) 可以考虑网络中个体聚类系数和个体间信任度等因素引起的谣言传播率的变化。

## 参考文献

- [1] Daley D J, Kendall D G. Epidemics and rumors[J]. Nature, 1964, 204(4963): 1118
- [2] Watts D J, Strogatz S H. Collective dynamics of ‘small-world’ networks[J]. Nature, 1998, 393(6684): 440-442
- [3] Barabási A L, Albert R. Emergence of scaling in random networks[J]. Science, 1999, 286(5439): 509-512
- [4] Zanette D H. Critical behavior of propagation on small-world networks[J]. Physical Review E, 2001, 64(5): 050901
- [5] Moreno Y, Nekovee M, Pacheco A F. Dynamics of rumor spreading in complex networks[J]. Physical Review E, 2004, 69(6): 066130
- [6] Nekovee M, Moreno Y, Bianconi G, et al. Theory of rumour spreading in complex social networks[J]. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 2007, 374(1): 457-470
- [7] Zhou J, Liu Z, Li B. Influence of network structure on rumor propagation[J]. Physics Letters A, 2007, 368(6): 458-463
- [8] Zhao L, Wang Q, Cheng J, et al. Rumor spreading model with consideration of forgetting mechanism: A case of online blogging LiveJournal[J]. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 2011, 390(13): 2619-2625
- [9] Zhao L, Wang J, Chen Y, et al. SIHR rumor spreading model in social networks[J]. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 2012, 391(7): 2444-2453
- [10] Zhao L, Qiu X, Wang X, et al. Rumor spreading model considering forgetting and remembering mechanisms in inhomogeneous networks[J]. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 2013, 392(4): 987-994
- [11] Zhao L, Wang X, Qiu X, et al. A model for the spread of rumors in Barrat-Barthelemy-Vespignani (BBV) networks[J]. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 2013, 392(21): 5542-5551
- [12] Zhao L, Xie W, Gao H O, et al. A rumor spreading model with variable forgetting rate[J]. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 2013, 392(23): 6146-6154

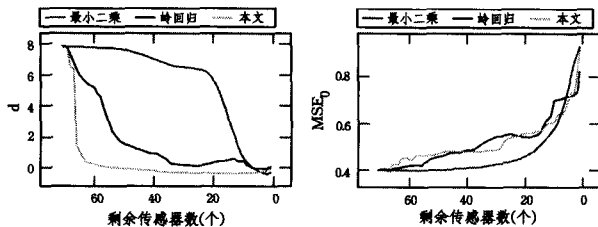


图5  $d$  随着剩余传感器数变化 图6 均方误差随着剩余传感器数变化的变化情况 (Chemi)

**结束语** 人们生活以及工业应用中部署着大量的传感器,这些传感器产生的感知数据将成为世界上最大的数据来源。为了提高传感器发生故障时系统的容错能力,提出了一种容错的感知数据回归模型。对最小二乘和岭回归两种线性回归模型进行了分析,并分析了线性回归模型的相关统计量;分析了部分传感器发生故障时系统的相关统计量,并以此为基础分析了协变量矩阵的上下界;依据协变量矩阵定义了故障指标,并将优化模型转化为同时最小化故障指标和均方误差的问题。实验表明,本文提出的容错回归模型与传统的最小二乘法 and 岭回归方法相比具有更小的预测误差,因而当传感器发生故障时具有更好的健壮性。

### 参考文献

[1] Ma Zu-chang, Sun Yi-ning, Mei Tao. Survey on wireless sensors network[J]. Journal of China Institute of Communications, 2004, 25(4): 114-124 (in Chinese)  
马祖长, 孙怡宁, 梅涛. 无线传感器网络综述[J]. 通信学报, 2004, 25(4): 114-124

[2] Zhao Zhong-hua, Huangfu Wei, Sun Li-min, et al. Wireless Sensor Network Management Technology[J]. Computer Science, 2011, 38(1): 8-14 (in Chinese)  
赵忠华, 皇甫伟, 孙利民, 等. 无线传感器网络管理技术[J]. 计算机科学, 2011, 38(1): 8-14

[3] Li Jian-zhong, Li Jin-bao, Shi Sheng-fei. Concepts, Issues and Advance of Sensor Networks and Data Management of Sensor Networks [J]. Journal of Software, 2003, 14(10): 1717-1727 (in Chinese)  
李建中, 李金宝, 石胜飞. 传感器网络及其数据管理的概念, 问题与进展 [J]. 软件学报, 2003, 14(10): 1717-1727

[4] Amiri N, Madani S M, Lipo T A, et al. An improved direct decoupled power control of doubly fed induction machine without rotor position sensor and with robustness to parameter variation [J]. IEEE Transactions on Energy Conversion, 2012, 27(4): 873-884

[5] Wu Zheng, Zhao Jun-xi. A spectrum sensing data fusion algorithm based on trust degree [J]. Journal of Xi'an University of

Posts and Telecommunications, 2011, 16(5): 26-30 (in Chinese)  
吴征, 赵君喜. 一种基于信任度的频谱感知数据融合算法[J]. 西安邮电学院学报, 2011, 16(5): 26-30

[6] Ren Z, Meng J, Yuan J, et al. Robust hand gesture recognition with kinect sensor[C]//Proceedings of the 19th ACM international conference on Multimedia. ACM, 2011: 759-760

[7] Li Jie, Liu Xian-xing, Han Zhi-jie. Research on the ARMA-Based Traffic Prediction Algorithm for Wireless Sensor Network [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2007, 29(5): 1224-1227 (in Chinese)  
李捷, 刘先省, 韩志杰. 基于 ARMA 的无线传感器网络流量预测模型的研究 [J]. 电子与信息学报, 2007, 29(5): 1224-1227

[8] Zhou Z, Peng Z, Cui J H, et al. Scalable localization with mobility prediction for underwater sensor networks[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2011, 10(3): 335-348

[9] Yu J, Yang J, Wang H. Fault Detection for Large-Scale Railway Maintenance Equipment Base on Wireless Sensor Networks[J]. Sensors & Transducers Journal, 2014: 169(4): 165-169

[10] Little R. Regression with missing X's: A review[J]. Journal of the American Statistical Association, 1992, 87(420): 1227-1237

[11] Qin J. Recursive PLS algorithms for adaptive data modeling[J]. Computers & Chemical Engineering, 1998, 22(4/5): 503-514

[12] Behera A K, Verbert J, Lauwers B, et al. Tool path compensation strategies for single point incremental sheet forming using multivariate adaptive regression splines[J]. Computer-Aided Design, 2013, 45(3): 575-590

[13] Sun H, Wu Q. Least square regression with indefinite kernels and coefficient regularization [J]. Applied and Computational Harmonic Analysis, 2011, 30(1): 96-109

[14] Endelman J B. Ridge regression and other kernels for genomic selection with R package rrBLUP[J]. The Plant Genome, 2011, 4(3): 250-255

[15] Hair J F, Tatham R L, Anderson R E, et al. Multivariate data analysis[M]. Upper Saddle River, NJ: Pearson Prentice Hall, 2006

[16] Guillemin V, Legendre E, Sena-Dias R. Simple Spectrum and Rayleigh Quotients[J]. Geometric and Spectral Analysis, 2014, 6: 30-33

[17] Zhang Xian-chao, Liu Xing-chang, Zhong Yi-yang, et al. Wireless Sensor Networks Locating Algorithm Based on RSSI and Hybrid Intelligent Optimization Algorithm[J]. Journal of Chongqing University of Technology (Natural Science), 2015, 29(9): 116-121 (in Chinese)  
张先超, 刘兴长, 钟一洋, 等. 基于 RSSI 和融合智能优化算法的无线传感器网络定位算法[J]. 重庆理工大学学报(自然科学), 2015, 29(9): 116-121

(上接第 139 页)

[13] Wang J, Zhao L, Huang R. SIRaRu rumor spreading model in complex networks[J]. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 2014, 398: 43-55

[14] Wang Y Q, Yang X Y, Han Y L, et al. Rumor Spreading Model with Trust Mechanism in Complex Social Networks[J]. Communications in Theoretical Physics, 2013, 59(4): 510-516

[15] Wang H, Deng L, Xie F, et al. A new rumor propagation model on SNS structure[C]//2012 IEEE International Conference on Granular Computing (GrC). IEEE, 2012: 499-503

[16] Wang Hui, Han Jiang-hong, Deng Lin et al. Dynamics of rumor spreading in mobile social networks[J]. Acta Physica Sinica, 2013, 62(11): 110505

[17] Gu Yi-Ran, Xia Ling-Ling. The propagation and inhibition of rumors in online social network[J]. Acta Physica Sinica, 2012, 61(23): 514-518

[18] Borge-Holthoef J, Moreno Y. Absence of influential spreaders in rumor dynamics[J]. Physical Review E, 2012, 85(2): 026116

[19] Trpevski D, Tang W K S, Kocarev L. Model for rumor spreading over networks[J]. Physical Review E, 2010, 81(5): 056102