

基于网络博弈论的谣言扩散建模研究

余莎莎¹, 王友国¹, 朱 亮²

(1. 南京邮电大学 理学院, 江苏 南京 210046;

2. 南京邮电大学 通信与信息工程学院, 江苏 南京 210003)

摘 要:随着网络技术的不断发展,在线社交网络已经成为大众交互观点,抒发意见的主流平台。通过建立谣言扩散模型,研究社交网络中的谣言传播机制,为控制谣言传播提供指导和帮助。社交网络中,用户行为决策受其自身利益影响,因此,结合网络博弈论,给出用户在社交网络中选择传播谣言或不传播谣言的概率表达式。在此基础上,分析谣言在社交网络中的传播过程,结合用户可随时改变自身决策的行为特点,建立谣言扩散模型。并分别基于无标度网络和小世界网络,进行数值仿真,分析用户决策转换比例对谣言扩散的影响。实验结果表明,用户决策转换比例中的固有影响因子与时间速率因子对谣言在网络中的扩散具有显著影响,随着决策转换比例的减小,谣言扩散速率与最终扩散规模将出现不同程度的减小。同时,当风险主导程度足够小时,无论其如何变化,谣言必定扩散至整个网络,相反地,对于足够大的风险主导程度,谣言将无法在网络中传播。

关键词:社交网络;博弈论;谣言扩散;行为决策

中图分类号:TP39

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2017)04-0006-06

doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2017.04.002

Investigation on Rumor Diffusion Modeling with Network Game Theory

YU Sha-sha¹, WANG You-guo¹, ZHU Liang²

(1. College of Science, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210046, China;

2. College of Telecommunications & Information Engineering, Nanjing University of
Posts and Telecommunications, Nanjing 210003, China)

Abstract: With the continual development of network technology, the online social network has become an important platform for people to express views and interact with each other. In view of this, a rumor diffusion model has been formulated and the rumor dissemination mechanism has been studied to give guidance and help to control the spread of rumors. Human behave in online social network, having an inclination to spread information so as to gain reputation or money etc. Therefore, a probability of an individual's choice of spreading rumors or not has been proposed on the basis of game theory. The processes of rumor diffusion and the behavior characteristics have been taken into consideration to establish a rumor diffusion model in online social networks. Simulations on both scale-free network and small-world network have been conducted to investigate the impact of rate at which an individual revises his action on rumor diffusion. Its results indicate that small rate at which an individual revises his action on rumor diffusion can cut down the diffusion of gossip in varying degrees and that when the degree of risk dominance is small enough, the rumors would be spread to the entire network, no matter how it changes.

Key words: online social network; game theory; rumors diffusion; behavioral decision making

0 引言

在线社交网络源于 20 世纪 60 年代 Milgram 提出的六度分离理论^[1]。社交网络自诞生以来发展迅速,

在线社交网络巨头 Facebook 财报显示,2014 年第一季度 Facebook 活跃用户人数已达 12.8 亿,其中移动活跃用户人数超过 10 亿^[2]。日益增大的网络规模与不

收稿日期:2016-06-14

修回日期:2016-09-28

网络出版时间:2017-03-07

基金项目:国家自然科学基金资助项目(61179027);江苏省“青蓝工程”基金(QL06212006);江苏省高校研究生科研创新计划项目(KYLX15_0831)

作者简介:余莎莎(1990-),女,硕士研究生,研究方向为信号处理理论与应用;王友国,博士生导师,教授,研究方向为信息理论及应用、编码理论与应用、随机共振理论与研究。

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20170307.0922.076.html>

断进步的通讯技术,在方便用户日常交流、分享信息的同时,也促进了谣言、不良广告等恶意消息的传播,对网络安全、社会经济等造成了一定的损害^[3-4]。

学者们对于社交网络的研究大多基于复杂网络理论。在网络研究模型方面,Watts 等研究了网络的聚类性质,提出了 WS 小世界网络模型,为分析社交网络的小世界特性提供了理论依据^[5];Barabási 等通过研究发现万维网的出度和入度分布与正态分布有很大不同,而是服从幂律分布,并提出了 BA 无标度模型^[6]。此后,大多数学者基于上述两种经典模型,根据不同网络的拓扑特征进行改进与修正,对模型加以推广^[7-8]。在传播动力学研究方面,由于谣言在网络中的传播机制与生物病毒网络中的传染病模型有许多相似之处,因此利用传染病模型研究谣言传播过程得到了许多学者的青睐,其最早可以追溯到 1964 年 Daley 等建立的 D-K 模型讨论谣言传播机制^[9]。此后,Moreno 等将该模型推广至异构网络并给出其场均方程^[10]。由于社交网络中的节点是现实生活中的用户,其传播行为具有很高的自主性和独立性,其行为决策难以直接利用传染病模型进行描述,因此需要对单个节点的行为决策及其邻居节点之间的相互影响进行研究。Simon 等通过研究发现,在疾病传染、购物、社交等情况下,用户的决策行为受到其邻居或者朋友的影响,人们会根据他人的决策制定并修改自己的行为决策^[11-13]。Jackson 等分析了社交网络中的博弈论,其中每个用户都将做出一个二元选择^[14]。而 Lopez 则分析了邻居节点对用户决策的影响并给出了场均方程^[15]。

基于网络博弈模型,分析在利益驱动下用户对于网络谣言传播的行为决策,并给出谣言扩散动力学的场均方程,通过数值仿真分别分析无标度网络和小世界网络中,不同模型参数对于谣言传播的影响。发现用户决策转换比例中的固有影响因子与时间速率因子对谣言在网络中的扩散具有显著影响,随着时间速率因子的增大,谣言在网络中的扩散速率及扩散规模有所下降,同时当时间速率因子足够大时,用户的决策转化比例减小。并且随着固有影响因子的减小,谣言在网络中的扩散速率下降,但与时间速率因子不同,固有影响因子的减小仅减慢了谣言在网络中的扩散速度,对于谣言最终扩散规模并没有产生显著影响。

1 社交网络中的网络博弈模型

社交网络中的谣言传播过程与生物病毒网络中的病毒扩散机制十分相似,因此利用病毒网络中的传染病模型来研究社交网络中的谣言传播机制受到了诸多学者的青睐。与此同时,信息传播与病毒扩散仍有许多不同之处。据^[16]统计,病毒网络中易感人群通过接触感

染者,以一定概率被动地感染,成为感染者,而社交网络中,用户通过理性判断,自主做出决策是否传播谣言或者只读谣言;病毒网络中,一旦成为感染者,感染人群将在一段稳定的时间内保持感染状态,而在社交网络中,每时每刻用户都可以选择传播谣言或者只读谣言的状态,具有很高的自主性和独立性。

考虑到社交网络中用户做出决策是理性自主的,同时用户的行为决策受到其邻居节点的影响,许多学者利用博弈论的概念来刻画这种影响,将谣言在网络中的扩散过程,看作是通过用户通过博弈选取最佳决策,使自身利益最大化的过程。这里将用户与多个邻居节点之间的博弈看作是多个双人博弈的组合,且对于一个用户节点而言,任意两个邻居节点之间的决策相互独立。博弈论中最核心的概念是纳什均衡,指自私个体在相互作用过程中达到的一种均衡状态,在这种状态下没有个体可以通过单方面改变自己的策略而增加收益,因此,也可利用纳什均衡来判断社交网络谣言传播稳态时,各个用户节点的决策分布。

考虑如下的收益矩阵(见图 1),其中 1 表示传播谣言,0 表示只读谣言。

$i \backslash j$	1	0
1	M_{11}	M_{12}
0	M_{21}	M_{22}

图 1 网络博弈收益矩阵

根据不同的矩阵元素值,可对博弈模型进行分类。对于合作博弈模型,将行为 1 视为选择合作,0 视为放弃合作,博弈双方合作需要付出成本,同时合作成功(即博弈双方都选择行为 1)带来的收益也大于成本,即有 $M_{11} > M_{21}$, $M_{22} > M_{12}$ 。此外,根据不同的收益矩阵元素值,较为经典的博弈模型还有囚徒困境博弈模型: $M_{21} > M_{11} > M_{22} > M_{12}$,以及雪堆博弈模型: $M_{21} > M_{11} > M_{12} > M_{22}$ 。

对于网络中一个度为 K 的用户,假定 t 时刻其邻居节点中有 $n_k(t)$ 个节点选择传播谣言,则其选择传播谣言和选择只读谣言的收益分别为:

$$u(1 \mid K, n_k(t)) = M_{11} n_k(t) + M_{12} (K - n_k(t))$$

(1)

$$u(0 \mid K, n_k(t)) = M_{21} n_k(t) + M_{22} (K - n_k(t))$$

(2)

由于用户决策均是理性自主的,因此用户总是选择使自己收益最大的决策,当用户的邻居节点选择行为 1 人数比例 $n_k(t)/K$ 高于 q 时,最佳决策为采取行为 1,反之亦然。其中, q 称为行为 1 的风险主导程度^[16]:

$$q = \frac{M_{22} - M_{12}}{M_{11} - M_{21} + M_{22} - M_{12}} \quad (3)$$

由于网络中,不同时刻用户的行为决策可以改变,因此假定用户做出决策时,其邻居节点的决策是未知的。因此,用户根据上一时刻邻居节点做出的决策,通过博弈,做出可能获取最大收益的决策。最后,认为谣言在社交网络中的扩散过程是一个 Markov 进程^[17],即 t 时刻用户做出的决策只与 $t-1$ 时刻用户的决策相关,与之前时刻的决策无关。

符号表示如下:

a : 行为集, 1 表示接受并传播谣言, 0 表示不传播谣言, $a = \{0, 1\}$ 。

$P(K)$: 网络中度为 K 的节点所占比例, 即度分布。

$n_k(t)$: t 时刻, 度为 K 的节点选择传播谣言的邻居个数。

$x(t)$: t 时刻, 网络中选择传播谣言的人数比例。

$P(a | K, t)$: t 时刻, 有 $n_k(t)$ 个邻居选择传播谣言, 度为 K 的用户选择行为 a 的概率。

$r(a | K, t)$: t 时刻, 度为 K 的节点, 改变原策略选择行为 a 的概率。

$u(a | K, n_k(t))$: t 时刻, $n_k(t)$ 个邻居选择传播谣言, 度为 K 的节点选择行为 a 获取的收益。

$p_k(t)$: t 时刻, 度为 a 的节点中选择传播谣言的人数所占其比例。

2 网络谣言扩散模型

假定 $p_k(t)$ 为 t 时刻, 度为 K 的节点中选择传播谣言的人数所占其比例, 则 t 时刻有 $1 - p_k(t)$ 比例的用户选择不采取行动。若 N_K 为度为 K 的节点个数, 则 $\sum_{K \geq 1} p_k(t) N_K$ 为 t 时刻选择传播谣言的用户总数, 由此可得网络中选择传播谣言的人数比例为:

$$x(t) = \frac{\sum_{K \geq 1} p_k(t) N_K}{\sum_{K \geq 1} N_K} = \sum_{K \geq 1} P(K) p_k(t) \quad (4)$$

即网络中, 所有用户在 t 时刻选择传播谣言的平均概率。由此, t 时刻, 对于一个度为 K 的节点, 其有 $n_k(t)$ 个邻居节点选择传播谣言的概率为:

$$\binom{K}{n_k(t)} x(t)^{n_k(t)} (1 - x(t))^{K - n_k(t)}。$$

同时, 假定 t 时刻, 有 $n_k(t)$ 个邻居选择传播谣言, 度为 K 的用户选择行为 a 的概率为 $P(a | K, t)$ 。由文献[16]可知, 由于网络中的用户是理性自主的, 用户行为决策的制定完全基于该行为带来的收益, 所以用户选择行为的概率服从 0-1 分布:

$$P(1 | K, t) = \begin{cases} 1, u(1 | K, n_k(t)) \geq u(0 | K, n_k(t)) \\ 0, u(1 | K, n_k(t)) \leq u(0 | K, n_k(t)) \end{cases} \quad (5)$$

因此, t 时刻度为 K 的节点, 选择传播谣言的概率由其邻居节点状态及收益矩阵共同决定, 同时可得, t 时刻度为 K 的节点选择传播谣言的概率为: $\sum_{n_k(t) \geq 1}^K P(1 | K, t) \binom{K}{n_k(t)} x(t)^{n_k(t)} (1 - x(t))^{K - n_k(t)}$ (充分条件 1)。

用户在制定行为决策的同时, 由于对谣言信息内容了解不够全面, 以及人类行为的随机性, 实际决策过程中可能做出与理论上的最佳决策相反的决策, 这里可以定义 α 为用户转变决策的比例。对于网络谣言扩散这一过程, 随着时间推移, 用户对谣言背景、真实性等内容的了解将不断深入, 做出的行为决策也将趋近于最大收益决策, 因此, 假定用户转变决策比例是关于时间 t 的负指数函数^[18-19]:

$$\alpha = \mu e^{-\rho t} \quad (6)$$

其中, μ 为固有影响因子, 即人类行为随机性对决策的影响; ρ 为时间速率影响因子, 随着时间推移以及人们的认识不断深入, 用户决策转换的比例将逐渐减小, 当 $t \rightarrow \infty$ 时, 网络达到稳态, 决策转换比例为 0。

因此, 对于度为 K 的节点, t 时刻, 转变决策, 采取行为 1 的概率为:

$$r(1 | K, t) = \alpha \sum_{n_k(t) \geq 0}^K P(1 | K, t) \binom{K}{n_k(t)} x(t)^{n_k(t)} (1 - x(t))^{K - n_k(t)} \quad (7)$$

同理可得到转变决策采取行为 0 的概率, 且有 $\alpha = r(0 | K, t) + r(1 | K, t)$ 。由经典传染病模型中的谣言传播机制^[20], 可得单位时间内, 网络传播谣言人数比例变化率为:

$$\frac{dx(t)}{dt} = \sum_{K \geq 1}^{\infty} [-p_k(t) r(0 | K, t) + (1 - p_k(t)) r(1 | K, t)] = \sum_{K \geq 1} [-\alpha p_k(t) + r(1 | K, t)] \quad (8)$$

由式(8)可知, 网络传播谣言用户人数比例变化由两部分组成, 即 t 时刻, 由行为 0 变为行为 1 的用户人数, 减去由行为 1 变为行为 0 的人数。

稳态时, 应有 $\frac{dx(t)}{dt} = 0$, 即 $\sum_{K \geq 1} p_k(t) = (1/\alpha) \sum_{K \geq 1} r(1 | K, t)$, 又有式(5)可得:

$$\sum_{K \geq 1} p_k(t) = \sum_{K \geq 1} \sum_{n_k(t)}^K P(1 | K, t) \binom{K}{n_k(t)} x(t)^{n_k(t)} (1 - x(t))^{K - n_k(t)} \quad (9)$$

再将式(4)代入, 即可得到稳态时不同节点度的

用户采取行为 1 的人数比例所应满足的条件。

通过计算机仿真其理论值的具体算法步骤如下:

(1) 生成初始无标度网络,具体方法为:生成初始全连通网络(50 个节点),每次向网络中添加 1 个新节点以及 10 条连边,连接概率与网络已有节点的度成比例,重复添加节点与连边,直至网络节点数达到 5 000。

(2) 假定网络初始谣言传播人数比例为 1%,即 50 个节点传播谣言,随机确定无标度网络中的 50 个节点,并由此得到 $t = 0$ 的初始时刻不同节点度的 $p_k(t_0)$ 。

(3) 在 $t = 0$ 时刻,由式(4)确定网络中传播谣言人数比例 $x(t_0)$ 。

(4) 在 $t = 1$ 时刻,由式(10)计算各个节点度节点的传播谣言人数比例:

$$p_k(t_1) = p_k(t_0) - \alpha p_k(t_0) + r(1 - K, t)$$

(5) 在 $t = 1$ 时刻,确定网络中谣言传播人数比例 $x(t_1)$ 。

(6) 判断 $|x(t_n) - x(t_{n-1})| < \varepsilon$ ($\varepsilon = 0.01$),若成立,则得到稳态时网络中传播谣言人数比例 $x(t_n)$ 。

(7) 重复步骤(3)~(5),直至步骤(6)成立。

3 模拟仿真

考虑到现实中的在线社交网络与规则网络有很大不同,早在 1998 年, Watts 和 Strogatz 发现了网络的小世界特性^[5],小世界网络模型的聚类特征十分契合在线社交网络的六度分离理论。而在 1999 年, Barabási 和 Albert 就提出了网络的无标度特性^[6],网络中大部分节点度数较小,存在小部分 hub 节点的度分布也十分符合实际社交网络中的度分布情况。因此,分别构建无标度网络模型与小世界网络模型对网络中的谣言扩散进行理论分析。

在无标度网络中,由于存在少量 hub 节点,这些节点度数很大,是网络的中心节点,在网络信息传播过程中具有重要作用。大多数节点度数较小,不规则地分布在 hub 节点周围,无标度网络不具有明显的特征标度,其度分布近似满足长尾分布。而小世界网络中,部分区域的节点连接紧密,彼此之间的路径长度较短,形成社团,具有较为明显的聚类性质。

小世界网络具有较短的平均距离,其构造基于对完全规则网络以固定的概率 p 进行随机重连,当 $p = 0$ 时,网络即是规则网络,当 $p = 1$ 时,网络为随机网络,因此小世界网络介于二者之间,这里选取重连概率 $p = 0.1$ 进行网络构造。其中参数选取为: $q = 0.1, \mu = 1, \rho = 0.05$,初始谣言传播人数比例为 0.01。

如图 2 所示,无标度网络与小世界网络中谣言传播人数比例随扩散次数变化图像呈现出 S-型曲

线,即在扩散初期,谣言扩散速率较慢,随着扩散次数推移,谣言在网络中迅速扩散,当扩散至一定程度时,谣言扩散速率逐渐下降,网络状态趋于平稳。同时,相较于无标度网络,谣言在小世界网络中的传播较为缓慢,在谣言爆发之前具有较长的潜伏期,这是由于小世界网络具有社团结构的特征,谣言往往先在社团内部扩散,再以一定概率通过社团内部成员与外部的连接,向外部传播。因此,小世界网络的社团结构对于谣言在网络中的扩散具有抑制作用,李婵婵等在病毒网络中也发现了相似的结论^[21]。

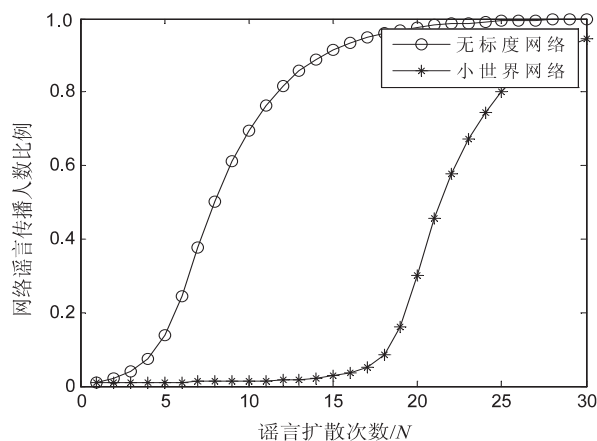


图2 小世界网络与无标度网络谣言传播人数比例随扩散次数变化曲线

为进一步分析谣言在无标度网络与小世界网络中的扩散过程以及用户转换决策比例对谣言传播的影响,分别固定固有影响因子和时间速率影响因子,在不同参数下,做出无标度网络与小世界网络中谣言传播人数比例随扩散次数变化曲线,如图 3 和图 4 所示。

通过图 3(a)发现,在相同条件下,随着时间速率因子的增大,谣言在网络中的扩散速率及扩散规模有所下降;当 $\rho = 0.15$ 时,谣言在网络中无法扩散。这是由于在谣言扩散初期,网络中谣言传播人数较少,大多数用户的最佳决策为不传播谣言,同时,当时间速率因子足够大时,用户的决策转化比例减小,用户几乎不会更改自己的决策,因此用户将坚持不传播谣言的决策,从而导致谣言无法传播。

图 3(b)则表明,在相同条件下,随着固有影响因子的减小,谣言在网络中扩散速率下降,但与时间速率因子不同,随着固有影响因子的减小,谣言扩散规模并没有明显下降。这是由于时间速率因子在用户决策转化比例中,位于指数项,且随着扩散次数的增大,时间速率因子的影响将被放大,对于较大的时间速率因子,如 $\rho = 0.15$,当扩散次数达到 30 时,决策转化比例 $\alpha \approx 0.01$,而固有影响因子对于决策转化比例的影响则是固定的,不会随着扩散次数的增大而变化,因此固有影响因子的减小仅减慢了谣言在网络中的扩散速度,对

于谣言最终扩散规模并没有显著影响。

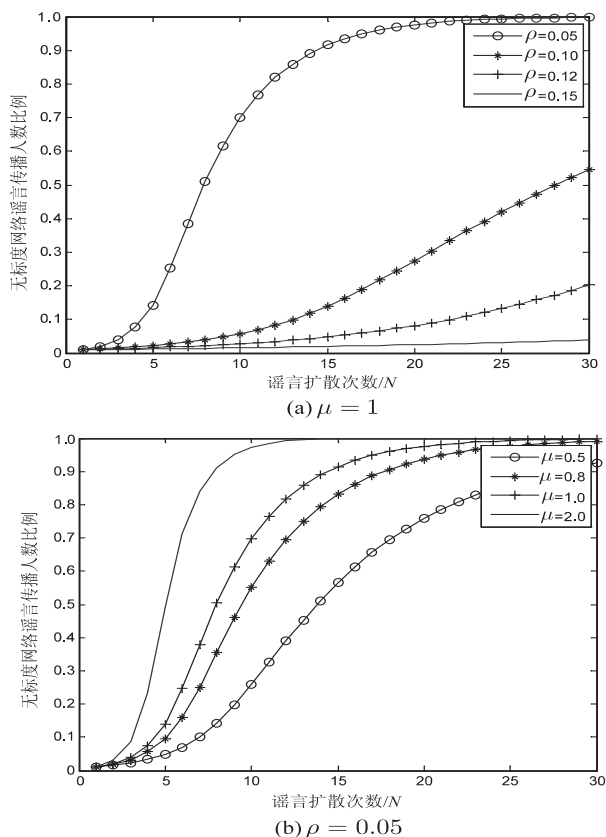


图3 谣言传播人数比例随扩散次数变化曲线
(无标度网络)

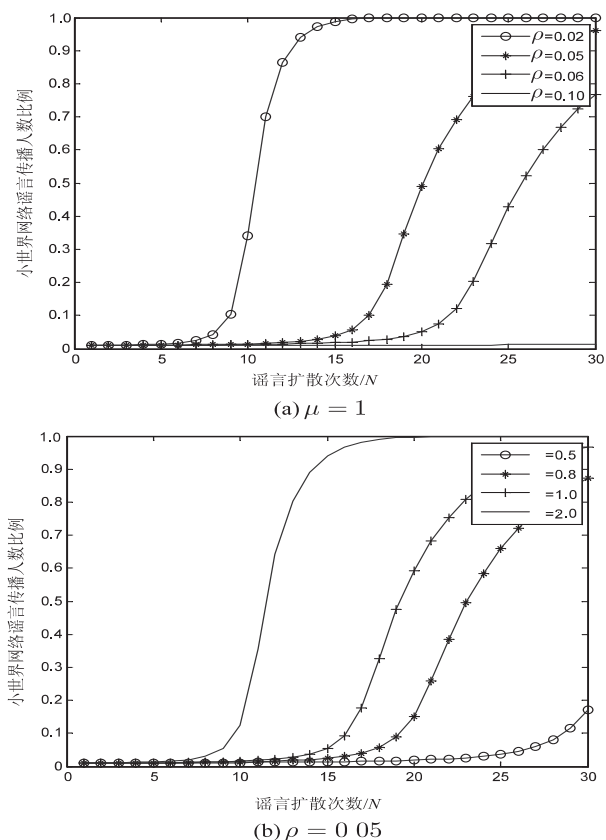


图4 谣言传播人数比例随扩散次数变化曲线
万方数据 (小世界网络)

通过图4发现,在相同条件下,分别改变时间速率因子与固有因子,其结论与无标度网络中的相同;同时,相比图3,小世界网络中的谣言扩散速率与规模也相对较小,这是由于小世界网络的社团结构对谣言传播的抑制作用所产生的影响。

4 模型及仿真分析

由于通过式(6)求解稳态时网络谣言传播人数比例的理论值十分困难,一般考虑充分条件1,如文献[16]认为网络达到稳态时,对 $\forall K \geq 1$,应满足:

$$\frac{dp_K(t)}{dt} = 0 \quad (10)$$

同时,有:

$$\frac{dp_K(t)}{dt} = -\alpha p_K(t) + r(1 | K, t) \quad (11)$$

由于稳态时有式(7)成立,表明网络达到稳态时,不同度节点应满足 $p_K(t) = \frac{1}{\alpha} r(1 | K, t)$,再将其代入式(1)即可得到:

$$x(t) = \sum_{K \geq 1} P(K) \sum_{n_K(t)=1}^K P(1 | K, t) \binom{K}{n_K(t)} x(t)^{n_K(t)} (1 - x(t))^{K-n_K(t)} \quad (12)$$

式(9)的解即为稳态时网络中传播谣言人数比例。同时,根据式(3)和式(5)可将式(9)改写为:

$$x(t) = \sum_{K \geq 1} P(K) \sum_{n_K(t)=\lfloor Kq \rfloor + 1}^K \binom{K}{n_K(t)} x(t)^{n_K(t)} (1 - x(t))^{K-n_K(t)} \quad (13)$$

下面,将分析风险主导程度 q 对网络谣言扩散的影响。图5为无标度网络中传播谣言人数比例在不同风险主导程度下随谣言扩散次数变化的曲线图。

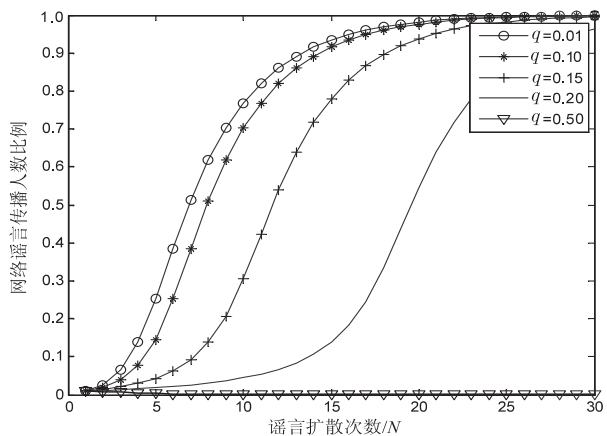


图5 不同风险主导程度 q 下无标度网络谣言传播人数比例随扩散次数变化曲线

通过图5发现,对模型进行简化后,网络中谣言传播人数比例随扩散次数变化图像仍为S-型曲线,且随着 q 的增大,谣言扩散速率和最终扩散规模不断减小。

当 q 较小时,谣言扩散速率和扩散规模变化很小,这是由于当 $q < 1/([K_{\max}] + 1)$ 时,对任意的节点度 K , $[Kq] + 1$ 恒等于 1,因此稳态时的传谣谣言人数比例不会发生变化。同时从博弈论角度分析,当 q 较小时,无论邻居节点传播谣言人数比例大小,用户的最佳决策为传播谣言;相反地,当 q 较大时,用户的最佳决策为不传播谣言。因此,对于较大的 q 值,谣言在网络中将无法传播。

通过仿真发现,用户决策转换比例中的固有影响因子与时间速率因子对谣言在网络中的扩散具有显著影响,随着决策转换比例的减小,谣言扩散速率与最终扩散规模将出现不同程度的减小,且相较无标度网络,小世界网络的社团结构对谣言传播具有抑制作用。同时,根据收益矩阵定义的风险主导程度对谣言扩散也会产生影响,但不同于决策转换比例,当风险主导程度足够小时,无论其如何变化,谣言必定扩散至整个网络,相反,对于足够大的风险主导程度,谣言将无法在网络中传播。

5 结束语

基于网络博弈论研究社交网络中用户行为决策对谣言扩散过程的影响,实验表明随着决策转换比例的减小,谣言扩散速率与最终扩散规模将出现不同程度的减小,且相较无标度网络,小世界网络的社团结构对谣言传播具有抑制作用。同时,当风险主导程度足够小时,无论其如何变化,谣言必定扩散至整个网络,相反地,对于足够大的风险主导程度,谣言将无法在网络中传播。

参考文献:

- [1] Travers J, Milgram S. An experimental study of the small world problem[J]. *Sociometry*, 1969, 32(4): 425–443.
- [2] 李 骏. Facebook: “全球第一大社交网站”快速成长的秘密[J]. *传媒评论*, 2014(5): 36–38.
- [3] Mesch G S. Parental mediation, online activities, and cyberbullying[J]. *Cyberpsychology & Behavior the Impact of the Internet Multimedia & Virtual Reality on Behavior & Society*, 2009, 12(4): 387–393.
- [4] Nicholas D F. Rumour research can douse digital wildfires[J]. *Nature*, 2013, 493(7431): 135.
- [5] Watts D J, Strogatz S H. Collective dynamics of ‘small-world’ networks[J]. *Nature*, 1998, 393(6684): 440–442.
- [6] Barabási A L, Albert R. Emergence of scaling in random networks[J]. *Science*, 1999, 286(5439): 509–512.
- [7] Wang J, Zhao L, Huang R. 2SI2R rumor spreading model in homogeneous networks[J]. *Physica A Statistical Mechanics & Its Applications*, 2014, 413: 153–161.
- [8] Zan Y, Wu J, Li P, et al. SICR rumor spreading model in complex networks: counterattack and self-resistance[J]. *Physica A Statistical Mechanics & Its Applications*, 2014, 405: 159–170.
- [9] Daley D J, Kendall D G. Epidemics and rumours[J]. *Nature*, 1964, 204(4963): 1118.
- [10] Nekovee M, Moreno Y, Bianconi G, et al. Theory of rumour spreading in complex social networks[J]. *Physica A Statistical Mechanics & Its Applications*, 2007, 374(1): 457–470.
- [11] Simon S, Apt K R. Choosing products in social networks[C]//*Proceedings of 8th WINE. Liverpool, U. K.*: [s. n.], 2012: 100–113.
- [12] Sundsøy P R, Bjelland J, Canright G, et al. Comparing and visualizing the social spreading of products on a large social network[M]//*Influence of technology on social network analysis and mining. Vienna, Austria: Springer*, 2013: 201–225.
- [13] Sen S, Jin Y, Guerin R A, et al. Modeling the dynamics of network technology adoption and the role of converters[J]. *IEEE/ACM Transactions on Networking*, 2010, 18(6): 1793–1805.
- [14] Jackson M O, Yariv L. Diffusion of behavior and equilibrium properties in networks games[J]. *American Economic Review*, 2007, 97(2): 92–98.
- [15] López-Pintado D. The spread of free-riding behavior in a social network[J]. *Eastern Economic Journal*, 2007, 34(4): 464–479.
- [16] López-Pintado D. Contagion and coordination in random networks[J]. *International Journal of Games Theory*, 2006, 34(3): 371–381.
- [17] van Mieghem P. Performance analysis of complex networks and systems[J]. *Journal of Statistical Physics*, 2007, 126(3): 725–727.
- [18] Lerman K, Hogg T. Using a model of social dynamics to predict popularity of news[C]//*Proceedings of the 19th international conference on world wide web.* [s. l.]: ACM, 2010: 621–630.
- [19] 刘天华, 张志华, 李大伟, 等. Weibull 分布更新函数的指数近似算法[J]. *北京航空航天大学学报*, 2012, 38(6): 816–818.
- [20] Moreno Y, Pastorsatorras R, Vespignani A. Epidemic outbreaks in complex heterogeneous networks[J]. *Physics of Condensed Matter*, 2001, 26(4): 521–529.
- [21] 李婵婵, 蒋国平, 宋玉蓉. 动态小世界社团网络上的病毒传播研究[J]. *复杂系统与复杂性科学*, 2014, 11(3): 33–39.