

# 基于复杂网络理论的微博用户关系网络演化模型研究\*

王亚奇<sup>†</sup> 王静 杨海滨

(武警工程大学电子技术系, 网络与信息安全武警部队重点实验室, 西安 710086)

(2014年6月16日收到; 2014年7月9日收到修改稿)

微博给人们提供便利的同时也产生了较大的负面影响. 为获取微博谣言的传播规律, 进而采取有效措施防控其传播, 本文基于复杂网络理论研究微博用户关系网络的内部特征, 提出一种微博用户关系网络演化模型, 借助于平均场理论, 分析该演化模型的拓扑统计特性, 以及谣言在该演化模型上的传播动力学行为. 理论分析和仿真实验表明, 由该模型演化生成的微博用户关系网络具有无标度特性. 度分布指数不仅与反向连接概率有关, 而且还取决于节点的吸引度分布. 研究还发现, 与指数分布和均匀分布相比, 当节点吸引度满足幂律分布时, 稳态时的谣言传播程度较大. 此外, 随着反向连接概率或节点初始连边数量的增加, 谣言爆发的概率以及网络中最终接受谣言的节点数量都会明显增大.

**关键词:** 复杂网络, 平均场理论, 节点吸引度, 谣言传播

**PACS:** 89.75.Hc, 02.50.EY, 64.60.aq

**DOI:** 10.7498/aps.63.208902

## 1 引言

复杂网络是一门迅速发展新兴交叉学科, 特别是 WS (Watts-Strogatz) 小世界网络模型<sup>[1]</sup>和 BA (Barabási-Albert) 无标度网络模型<sup>[2]</sup>的提出, 掀起了学术界研究复杂网络的热潮. 复杂网络研究涵盖了多方面的内容, 其中的复杂网络建模研究有助于揭示现实网络系统的一般规律, 因此受到了国内外研究者的广泛关注, 并提出了多种网络演化模型. WS 和 BA 是两种最为经典的网络模型, 其他常用的模型包括局域世界演化模型<sup>[3]</sup>、多局域世界演化模型<sup>[4]</sup>、广义无标度动态网络模型<sup>[5]</sup>、混合择优模型<sup>[6]</sup>以及无线传感器网络演化模型<sup>[7,8]</sup>等. 这些模型的构建为相关网络系统的研究提供了必要的技术手段, 然而在微博用户关系网络演化模型方面的研究目前还很少涉及.

微博用户关系网络是一种比较常见的社会网络<sup>[9]</sup>. 根据相关统计, 我国微博用户数量已超过3亿, 微博在给人们的日常生活带来很多便利的同时, 也给社会带来了很大的负面影响, 例如, 谣言借助于微博进行传播, 其传播速度之快和影响范围之广都是前所未有的. 微博谣言的传播不仅直接危及我国互联网的健康发展, 甚至还给国家正常的社会秩序带来现实或潜在的威胁<sup>[10-12]</sup>. 为了降低微博谣言传播产生的危害, 国内外研究者对其传播规律展开了深入研究<sup>[13,14]</sup>, 得到了一些有意义的结论. 但是这些研究中采用的网络模型依然是 BA 网络或是其变型网络, 而并没有基于微博用户关系网络, 这就大幅降低了研究的实用性和参考价值. 随着各种大型数据库的不断出现以及计算机处理能力的快速提升, 使得能够对海量网络数据进行处理, 基于此有些关于微博谣言传播机理的研究建立在了实证网络之上<sup>[15]</sup>. 然而, 这些由真实数据抽象出来

\* 国家自然科学基金(批准号: 61402531, 61103231, 61103230, 61272492)、陕西省自然科学基金(批准号: 2014JQ8358, 2014JQ8307)和武警工程大学基础研究基金(批准号: WJY201218, WJY201419)资助的课题.

<sup>†</sup> 通讯作者. E-mail: [wjwangyq@126.com](mailto:wjwangyq@126.com)

的网络规模往往会受到限制,并且通用性较差.因此,为了有效研究微博谣言的传播机理,需要构造相关的微博用户关系网络演化模型,并对模型的拓扑特征进行分析.

在上述研究的基础上,本文提出一种微博用户关系网络演化模型,选取注册用户的ID号作为网络中的节点,节点之间的连边就是注册用户之间互相添加的关注.微博用户关系网络在形成过程中,节点数量不断增加,用户可以根据自己的兴趣点有目标地添加关注,同时也存在随机添加关注的情况.基于这些实际情况,本文提出的微博用户关系网络演化模型考虑了随机增长、优先连接、随机连接以及反向连接四种机制,并采用平均场理论对该演化模型的出度分布进行了分析.理论分析和仿真结果表明,由该模型演化生成网络的出度分布具有无标度特性.研究还发现节点吸引力分布以及反向连接概率都对网络特性有着较大影响.

为了探讨本文所提微博用户关系网络演化模型的拓扑结构对谣言传播机理的影响,我们采用SIR (susceptible-infected-removed)<sup>[16]</sup>模型研究谣言在该演化模型上的传播动力学行为.在SIR模型中,网络节点被划分为三种类别,健康节点S,感染节点I以及免疫节点R.在每一个时间步,当一个健康节点和一个感染节点接触时,谣言就以概率 $\lambda$  (有效传播率)从感染节点传播给健康节点;当一个感染节点接触另一个感染节点或免疫节点时,该感染节点就以概率 $\sigma$ 转变为免疫节点;由于遗忘或不再愿意传播谣言,一个感染节点就以概率 $\delta$ 转变为免疫节点.仿真结果表明,与指数分布和均匀分布相比,当节点吸引力满足幂律分布时,稳态时的谣言传播程度较大.我们还发现,随着反向连接概率或节点初始连边数量的增大,网络中最终接受谣言的节点数量也会显著增加.

## 2 微博用户关系网络演化模型

由于微博用户关系网络中存在关注与被关注的情况,本文将构造一种有向的网络演化模型.为了便于分析问题,这里不考虑网络的加权特性.在本文提出的演化模型中,如果A用户关注了B用户,表明前者能及时看到后者更新的博文,那么用户A和B之间就建立了一条从B指向A的单向连

边.如果用户B也关注了用户A,两个用户之间将建立一条无向连边.演化过程中给每一个节点都设定一个满足某种分布的吸引力,可能的分布比如均匀分布、指数分布及幂律分布等.具体的演化机制如下:

1) 初始化: 初始网络包含 $m_0$ 个节点,其中一个节点与其余 $m_0 - 1$ 个节点均相连;

2) 随机增长: 每一个时间步都增加一个具有 $m_1$  ( $m_1 \leq m_0$ )条连边的新节点到网络中;

3) 优先连接: 在选择新加入节点的连接节点时,新节点关注老节点 $i$ 的概率 $\Pi_i$ 取决于该节点的度 $k_i$ 及吸引力 $a_i$ ,  $\Pi_i$ 的表达式为

$$\Pi_i = \frac{k_i a_i}{\sum_j k_j a_j}; \quad (1)$$

4) 随机连接: 当一个新节点加入到网络时,增加 $m_2$  ( $m_2 \leq m_0$ )条新的网络内部连边,边的起始节点随机选取,终点则以概率 $\Pi_i$ 进行选择;

5) 反向连接: 以概率 $q$ 给每条新建单向连边添加反向关注.

在微博用户关系网络中,粉丝越多的用户通常情况下越容易受到其他微博用户的关注,这里的粉丝数量即为该用户所代表网络节点的连接度.因此,优先连接机制中的连接概率正比于该节点的连接度.此外,一些新加入网络不久的节点由于某种原因也可能迅速成为关注对象,那么就会出现该节点的度快速增长的情况.为了揭示这种现象的存在,本文引入了节点吸引力的概念.对于一个度较小的节点,只要它拥有较大的吸引力,也能够成为被广泛关注的对象.

## 3 演化模型理论分析

在网络的各种统计特征中,度分布是一个非常重要的统计参量.借助于平均场理论<sup>[17]</sup>,本节分析所提微博用户关系网络演化模型的度分布规律,由于该网络是有向网络,节点的度分布有入度和出度之分.考虑到节点的出度对信息传播的重要影响,本文仅分析所提演化模型的出度分布.假设随机变量 $k_i$ 随演化时间 $t$ 连续变化, $k_i$ 的变化率可表示为

$$\frac{\partial k_i}{\partial t} = m_1 \Pi_i + m_2 \Pi_i + \frac{m_2 q}{m_0 + t}$$

$$= (m_1 + m_2) \frac{k_i a_i}{\sum_j k_j a_j} + \frac{m_2 q}{m_0 + t}. \quad (2)$$

设  $\langle a \rangle$  为网络中节点的平均吸引度, 则  $\sum_j k_j a_j$  可表示为

$$\sum_j k_j a_j = \langle a \rangle \sum_j k_j. \quad (3)$$

将 (3) 式代入 (2) 式, 可得

$$\frac{\partial k_i}{\partial t} = (m_1 + m_2) \frac{k_i a_i}{\langle a \rangle \sum_j k_j} + \frac{m_2 q}{m_0 + t}. \quad (4)$$

$t$  时刻网络中所有节点的出度之和为

$$\sum_j k_j = 2m_0 + (1 + q)(m_1 + m_2)t. \quad (5)$$

结合 (4) 和 (5) 式, 有

$$\frac{\partial k_i}{\partial t} = \frac{(m_1 + m_2)k_i a_i}{\langle a \rangle (2m_0 + (1 + q)(m_1 + m_2)t)}$$

$$+ \frac{m_2 q}{m_0 + t}. \quad (6)$$

解微分方程可得

$$k_i(t) = \frac{m_2 q(t + 1)}{m_0 + t} + C \left( \frac{2m_0}{2m_0 + (1 + q)(m_1 + m_2)t} \right)^{-\frac{f(a)}{1+q}}. \quad (7)$$

(7) 式中的  $f(a) = a_i / \langle a \rangle$ ,  $f(a)$  的取值与节点吸引度的分布有关, 当服从均匀分布时,  $f(a) = 1$ . 结合初始条件  $k_j(t_j) = m_1$ , 由 (7) 式可解得

$$k_i(t) = \frac{m_2 q(t + 1)}{m_0 + t} + \left( m_1 - \frac{m_2 q(t + 1)}{m_0 + t} \right) \times \left( \frac{2m_0 + (1 + q)(m_1 + m_2)t}{2m_0 + (1 + q)(m_1 + m_2)t_i} \right)^{\frac{f(a)}{1+q}}. \quad (8)$$

网络中节点  $i$  的度  $k_i(t)$  小于  $k$  的概率为

$$p(k_i(t) < k) = p \left( t_i > \frac{(2m_0 + (1 + q)(m_1 + m_2)t) \left( \frac{m_1(m_0 + t) - m_2 q(t + 1)}{k(m_0 + t) - m_2 q(t + 1)} \right)^{\frac{1+q}{f(a)}} - 2m_0}{(1 + q)(m_1 + m_2)} \right). \quad (9)$$

在所提演化网络模型中, 新节点在相同时间间隔内被添加到网络, 因此节点  $i$  的到达时间  $t_i$  具有常数概率密度

$$p(t_i) = \frac{1}{m_0 + t}. \quad (10)$$

将 (10) 式代入 (9) 式, 可得

$$p(k_i(t) < k) = 1 - p \left( t_i \leq \frac{(2m_0 + (1 + q)(m_1 + m_2)t) \left( \frac{m_1(m_0 + t) - m_2 q(t + 1)}{k(m_0 + t) - m_2 q(t + 1)} \right)^{\frac{1+q}{f(a)}} - 2m_0}{(1 + q)(m_1 + m_2)} \right) = 1 - \frac{(2m_0 + (1 + q)(m_1 + m_2)t) \left( \frac{m_1(m_0 + t) - m_2 q(t + 1)}{k(m_0 + t) - m_2 q(t + 1)} \right)^{\frac{1+q}{f(a)}} - 2m_0}{(1 + q)(m_1 + m_2)} \cdot \frac{1}{m_0 + t}. \quad (11)$$

基于此, 可求出节点的出度分布  $p(k)$  为

$$p(k) = \frac{\partial p(k_i(t) < k)}{\partial k} = \frac{(2m_0 + (1 + q)(m_1 + m_2)t)}{f(a)(m_0 + t)(m_1 + m_2)} \times \left( m_1 - \frac{m_2 q(t + 1)}{m_0 + t} \right)^{\frac{1+q}{f(a)}} \times \left( k - \frac{m_2 q(t + 1)}{m_0 + t} \right)^{-1 - \frac{1+q}{f(a)}}. \quad (12)$$

当  $t \rightarrow \infty$  时, 化简 (12) 式可得

$$p(k) = \frac{1 + q}{f(a)} (m_1 - m_2 q)^{\frac{1+q}{f(a)}} (k - m_2 q)^{-\gamma}, \quad (13)$$

式中  $\gamma = 1 + (1 + q)/f(a)$  为度分布指数, 当  $q = f(a) = 1$  时,  $\gamma = 3$ . 由此可知, BA 无标度网络是本文所提微博用户关系网络演化模型的一个特例. 由 (13) 式可知, 本文提出的微博用户关系演化网络具有无标度特性, 度分布指数  $\gamma$  不仅与建立反向连接的比例  $q$  有关, 而且还取决于节点的吸引度分布  $f(a)$ . 调整  $q$  和  $f(a)$  的取值, 就能够得到具有任意度分布的微博用户关系网络演化模型, 因

此该演化模型具有较强的适用性.

## 4 仿真结果与讨论

### 4.1 度分布特性

下面通过仿真实验, 进一步分析本文所提演化模型的统计特性, 仿真过程中, 网络节点数  $N = 5000$ ,  $m_0 = m_1 = 3$ ,  $m_2 = 0$ ,  $q = 0.5$ . 仿真结果如图 1 所示. 结果表明, 由本文所提机制演化生成的微博用户关系网络的拓扑结构具有无标度特性, 图中的直线由 (13) 式给出. 为了考察节点吸引度分布对演化网络拓扑特性的影响, 本文对均匀分布、指数分布及幂律分布三种情况进行了仿真, 结果如图 2 所示. 图 2 表明, 在节点吸引度满足不同分布的情况下, 微博用户关系网络演化模型具有的无标度特性保持不变, 其中  $N = 2000$ ,  $m_0 = m_1 = 3$ ,  $m_2 = 2$ ,  $q = 0.5$ .

下面采用真实微博用户关系网络与本文所提演化模型的出度分布进行对比分析. 真实网络为一个美国政治家的微博用户关系网络 [18], 该网络包含 4940 个节点, 13188 条有向连边, 其出度分布如图 3 所示, 图中的直线由 (13) 式给出, 参量的取值分别为  $m_1 = 3$ ,  $m_2 = 0$ ,  $q = 0.5$ ,  $f(a) = 0.6$ . 文献 [19] 已经给出新浪、腾讯及搜狐三类微博用户关系

网络的出度分布依次为 1.4, 1.3, 1.1, 适当选取参量  $q$  和  $f(a)$  的值也可得到相同的度分布指数, 因此可以采用本文提出的演化模型来刻画这三类微博用户关系网络. 由上述可知, 本文提出的微博用户关系网络演化模型的适应性较强.

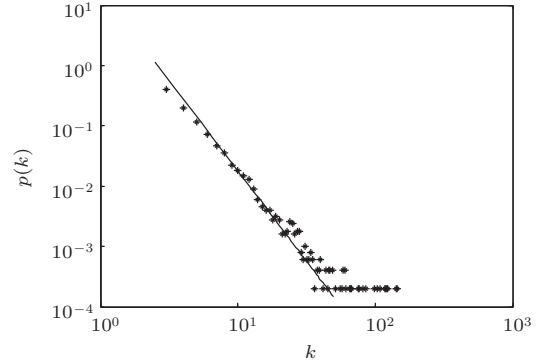


图 1 微博用户关系演化网络的出度分布

图 4 给出了演化网络出度分布随节点吸引度分布  $f(a)$  的变化情况, 其中  $m_1 = 3$ ,  $m_2 = 0$ ,  $q = 0.5$ . 从图 4 可以看出, 演化网络中具有较大度节点的比例随着  $f(a)$  的减小而减小. 因此, 节点吸引度的分布会影响最终演化网络的稀疏程度, 进而将影响微博谣言传播的防控效果. 图 5 显示了演化网络出度分布随反向连接概率  $q$  的变化情况, 其中  $m_1 = 3$ ,  $m_2 = 0$ ,  $f(a) = 0.25$ . 由图 5 可知, 较大的

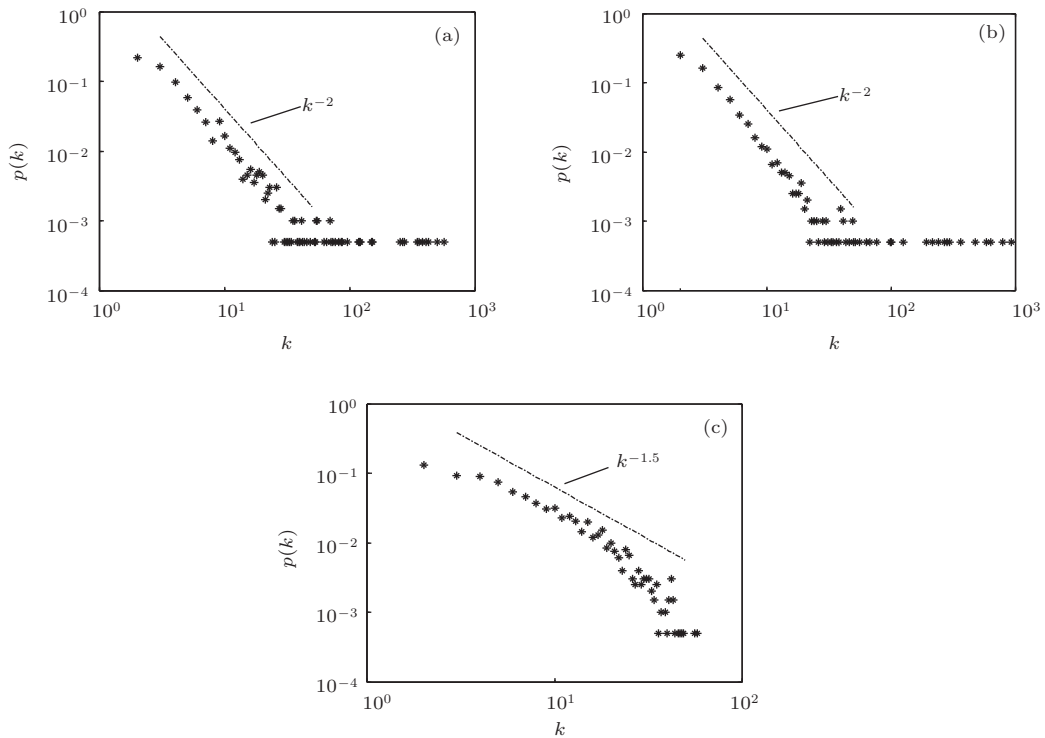


图 2 不同吸引度分布下的微博用户关系演化网络的出度分布 (a) 均匀分布; (b) 指数分布; (c) 幂律分布

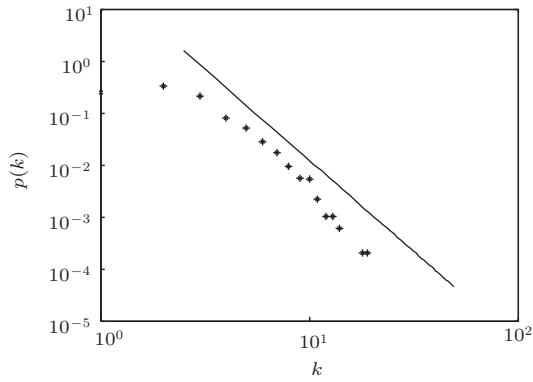


图3 美国政治家微博用户关系网络出度分布

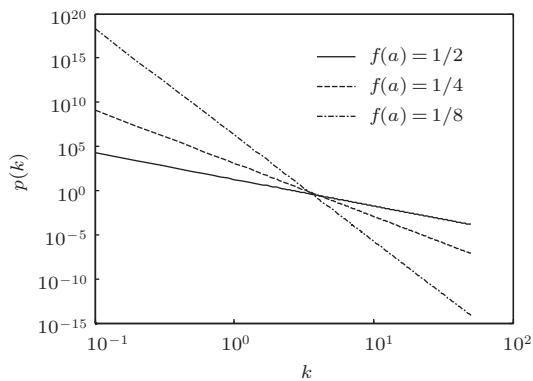


图4  $f(a)$  取不同值时的网络出度分布

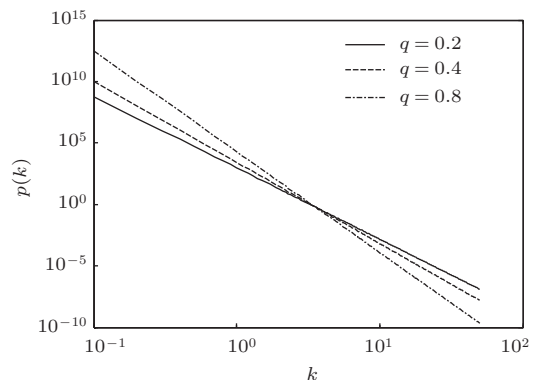


图5 演化网络出度分布与  $q$  之间的关系

$q$  取值降低了演化网络的无标度特性, 将会改变谣言在微博中的传播机理, 这表明反向连接机制在微博谣言防控中起着重要作用.

### 4.2 谣言传播特性

当谣言开始在本文所提微博用户关系演化网络中传播时, 随机选择一个节点作为感染节点. 我们定义  $\lambda_c$  为网络的传播临界值,  $R_k(t)$  为  $t$  时刻网络中度为  $k$  的节点的免疫密度,  $R_k(\infty)$  则为  $R_k(t)$  的稳态值,  $R(\infty)$  为网络中稳态时的谣言传播程

度, 即网络中被谣言感染的节点密度. 因此, 有  $R(\infty) = \sum_k p(k)R_k(\infty)$ . 在仿真过程中, 相关参数的选取如下: 网络节点数  $N = 5000$ ,  $\delta = 1$ ,  $\sigma = 0.1$ . 仿真结果均为 100 次独立运行所得数据的平均值.

图 6 描述了不同节点吸引力分布下, 稳态时的谣言传播程度随有效传播率  $\lambda$  的变化情况, 其中  $m_0 = m_1 = 3$ ,  $m_2 = 2$ ,  $q = 0.5$ . 由图 6 可知, 当节点吸引力  $f(a)$  满足均匀分布、指数分布及幂律分布时, 网络的传播临界值  $\lambda_c$  都比较小, 从而导致谣言很容易在微博用户关系演化网络中传播, 这充分表明了本文所提演化模型具有明显的无标度特性. 通过对比我们发现, 节点吸引力满足指数分布和均匀分布时的网络传播临界值基本一致, 明显小于节点吸引力满足幂律分布时的网络传播临界值; 当  $\lambda$  取值较小时, 幂律分布下稳态时的谣言传播程度会比较小. 然而, 随着  $\lambda$  取值的增大, 幂律分布下稳态时的谣言传播程度明显大于其他两种分布下稳态时的谣言传播程度.

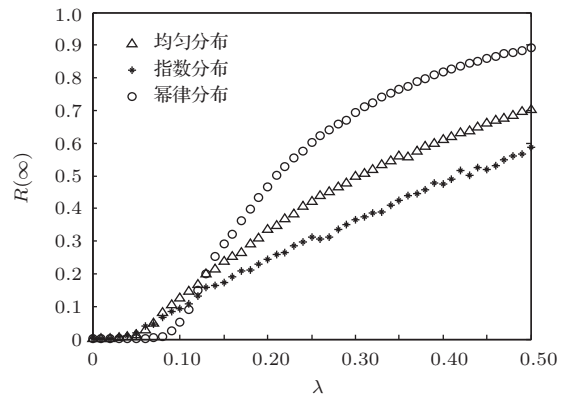


图6 不同分布下稳态时的谣言传播程度  $R(\infty)$  随有效传播率  $\lambda$  的变化情况

图 7 显示了不同反向连接概率下, 稳态时的谣言传播程度与有效传播率  $\lambda$  的对应关系, 其中节点吸引力  $f(a)$  满足均匀分布,  $m_0 = m_1 = 3$ ,  $m_2 = 2$ . 由图 7 可以看出, 随着反向连接概率  $q$  取值的增大, 网络的传播临界值逐渐减小, 稳态时的谣言传播程度却不断增大. 这是因为  $q$  越大, 网络中无向边的数量越多, 进而增加了谣言的传播途径, 这必将增大谣言传播爆发的概率以及网络中最终接受谣言的节点数量. 因此, 为了提高微博谣言的防控效果, 我们应当尽可能地减少微博用户关系网络形成过程中添加反向关注的概率.

图8所示为不同节点初始连边下, 稳态时的谣言传播程度与有效传播率 $\lambda$ 之间的演化关系, 其中节点吸引度 $f(a)$ 满足均匀分布,  $m_0 = m_1$ ,  $m_2 = m_1 - 1$ ,  $q = 0.4$ . 图8表明, 当节点初始连边数量较小时, 网络的传播临界值较大, 而稳态时的谣言传播程度却比较小. 这说明当演化网络比较稀疏时, 有利于降低谣言传播爆发的概率以及被谣言感染节点的密度. 因此, 当谣言在微博用户关系网络中传播时, 我们可以采取适当措施减小微博用户之间添加关注的概率, 从而达到有效控制谣言传播的目的.

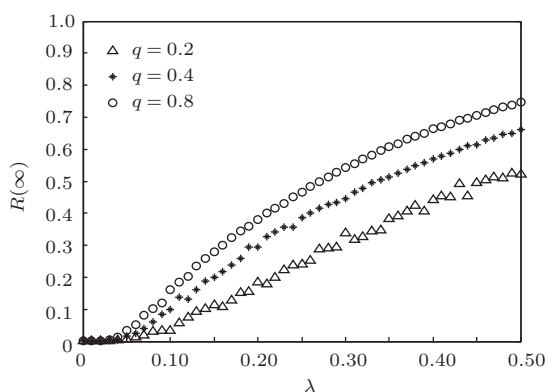


图7 不同反向连接概率下稳态时的谣言传播程度 $R(\infty)$ 与有效传播率 $\lambda$ 的对应关系

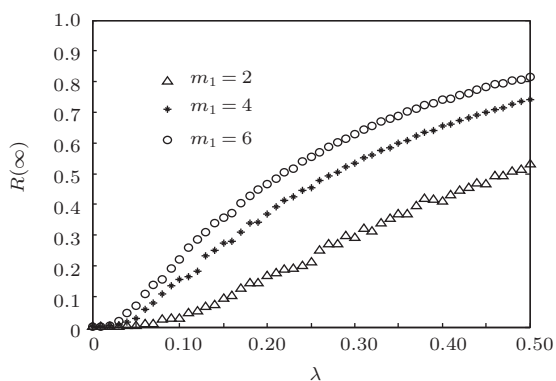


图8 不同节点初始连边下稳态时的谣言传播程度 $R(\infty)$ 与有效传播率 $\lambda$ 的演化关系

## 5 结 论

借助于微博用户关系网络演化模型研究微博谣言的传播规律具有重要现实意义. 本文提出了一种微博用户关系网络演化模型, 分析了该模型的出度分布特性, 发现该模型具有无标度特性. 通过适当调整相关参数, 本文提出的演化模型能够刻画不同类型的微博用户关系网络, 具有较强的实用性.

我们还研究了本文所提演化模型上的谣言传播动力学行为, 以此来探讨该模型的拓扑结构对谣言传播机理的影响. 研究表明, 与节点吸引度满足指数分布和均匀分布相比, 幂律分布对网络传播临界值及稳态时的谣言传播程度的影响较大. 研究还发现, 增大反向连接概率或节点初始连边数量会显著增大网络中最终被谣言感染的节点数量. 研究过程中, 我们仅探讨了演化模型的出度分布情况, 而该模型的社区性及自相似性也同样值得关注. 此外, 演化模型中反向连接概率是一个常数, 事实上该参量可能会满足不同的分布, 该问题是今后我们研究的重点.

## 参考文献

- [1] Watts D J, Strogatz S H 1998 *Nature* **393** 440
- [2] Barabási A L, Albert R 1999 *Science* **286** 509
- [3] Li X, Chen G A 2003 *Physica A* **328** 274
- [4] Tian S, Li H J, Zhao Y 2013 *Appl. Res. Comput.* **30** 869 (in Chinese) [田思, 李慧嘉, 赵岳 2013 计算机应用研究 **30** 869]
- [5] Wang X F, Chen G 2002 *IEEE Trans. Circ. Sys. I* **49** 54
- [6] Fang J Q, Liang Y 2005 *Chin. Phys. Lett.* **22** 2719
- [7] Chen L J, Liu M, Chen D X, Xie L 2009 *Chin. J. Comput.* **32** 69 (in Chinese) [陈力军, 刘明, 陈道蕃, 谢立 2009 计算机学报 **32** 69]
- [8] Wang Y Q, Yang X Y 2013 *Chin. Phys. B* **22** 010509
- [9] Gu Y R, Xia L L 2012 *Acta Phys. Sin.* **61** 238701 (in Chinese) [顾亦然, 夏玲玲 2012 物理学报 **61** 238701]
- [10] Zhong W D, Wang Y Q, Han Y L, Wang J 2014 *Secrecy Science and Technology* **9**(S) 258 (in Chinese) [钟卫东, 王亚奇, 韩益亮, 王静 2014 保密科学技术 **9**(S) 258]
- [11] Zhao X X, Wang J Z 2013 *Discrete Dynamics in Nature and Society* **2013** 1
- [12] Borge-Holthoefer J, Rivero A, Moreno Y 2012 *Phys. Rev. E* **85** 066123
- [13] Wang Y Q, Yang X Y, Wang J 2014 *Chin. J. Phys.* **52** 816
- [14] Zhao L J, Wang Q, Cheng J J, Zhang D 2012 *Physica A* **391** 3978
- [15] Zhou J, Liu Z H, Li W B 2007 *Phys. Lett. A* **368** 458
- [16] Wang Y Q, Yang X Y, Han Y L, Wang X A 2013 *Commun. Theor. Phys.* **59** 510
- [17] Moreno Y, Nekovee M, Pacheco A 2004 *Phys. Rev. E* **69** 066130
- [18] Adamic L A, Glance N 2005 *Proceedings of the 3rd International Workshop on Link Discovery*, New York, USA, 2005 p36
- [19] Yin S H 2011 *J. Southwest China Normal Univ.* **36** 57 (in Chinese) [尹书华 2011 西南师范大学学报 **36** 57]

# An evolution model of microblog user relationship networks based on complex network theory\*

Wang Ya-Qi<sup>†</sup> Wang Jing Yang Hai-Bin

(Network and Information Security Key Lab of Armed Police Force, Electronics Technology Department, Engineering College of Armed Police Force, Xi'an 710086, China)

( Received 16 June 2014; revised manuscript received 9 July 2014 )

## Abstract

Microblog provides convenience to the society, but at the same time, it also brings some adverse effects. To obtain the propagation mechanism of microblog rumor, and then take effective measures to prevent its spread, according to the complex network theory, in this paper we investigate the internal characteristics of microblog user relationship networks, and present a microblog user relationship network evolution model. By using the mean-field theory, the topological statistical property of our evolution model, and the dynamical behaviors of rumor spreading on such a model are analyzed. Theoretical analysis and simulation results show that such an evolving network exhibits a scale-free property. The degree distribution exponent not only is related to the reverse connection probability, but also depends on the node attraction degree distribution. It is also found that when the node attraction degree follows a power-law distribution, the steady-state rumor prevalence is great compared with the exponential distribution and uniform distribution. Moreover, as the reverse connection probability or the number of node initial edges increases, the probability of rumor outbreak and the number of nodes finally infected by the rumor will also increase.

**Keywords:** complex network, mean-field theory, node attraction degree, rumor spreading

**PACS:** 89.75.Hc, 02.50.EY, 64.60.aq

**DOI:** 10.7498/aps.63.208902

---

\* Project supported by the National Natural Science Foundation of China (Grant Nos. 61402531, 61103231, 61103230, 61272492), the Natural Science Basic Research Plan in Shaanxi Province of China (Grant Nos. 2014JQ8358, 2014JQ8307), and the Basic Research Foundation of Engineering University of the Chinese People's Armed Police Force (Grant Nos. WJY201218, WJY201419).

<sup>†</sup> Corresponding author. E-mail: [wjwangyq@126.com](mailto:wjwangyq@126.com)