

文章编号: 1000-5862(2015)05-0531-05

网络上局部行为反应对爆发阈值的影响

陈淑芳¹, 吴庆初^{2*}

(1. 江西师范大学物理与通信电子学院, 江西 南昌 330022; 2. 江西师范大学数学与信息科学学院, 江西 南昌 330022)

摘要: 利用微观马氏链近似方法研究了社会网络上基于局部信息的行为反应对疾病传播的影响. 根据微分方程的稳定性理论, 得到了爆发阈值与行为反应参数的依赖关系; 结合同质小世界网络上的随机模拟, 发现在网络结构不变的情况下个体的行为反应对疾病控制有一定的作用.

关键词: 社会网络; 局部信息; 行为反应; 爆发阈值

中图分类号: O 157.5 **文献标志码:** A **DOI:** 10.16357/j.cnki.issn1000-5862.2015.05.19

0 引言

复杂网络正在深入发展, 从研究网络的结构到网络上发生的动力学过程^[1], 再到动力学与网络结构的相互作用、相互演化^[2]. 作为网络上发生的过程, 流行病传播(或信息扩散)是复杂网络研究的主要问题之一. 除了可以研究动力学参数和网络结构对动力学行为的影响, 还可以采用自适应方法探索网络与传播的协同演化^[3], 这其中关键机制是节点的自适应调节.

节点的自适应调节不仅包括节点改变接触数量以及接触对象^[3], 还包括节点的易感性变化^[2, 4-5], 即社会网络中个体面对周围的疾病信息, 采取一定的自我保护措施(如洗手、戴口罩等)尽量减少与感染者的接触, 导致个体易感性的降低, 从而使得易感者发生感染的可能性变小. 尽管个体意识可以降低易感性, 但是个体意识如何影响易感性没有确定的关系. 若令疾病信息量为 x , 易感性为 y , 则 2 者的关系可表示为函数 $y = \varphi(x)$, 它满足 3 个条件^[6]: (i) $\varphi(0) = 1$; (ii) $\varphi'(x) \leq 0$; (iii) $\varphi(x) \geq 0$. 根据已有文献, 意识函数可以是多项式形式, 如 $y = 1 - \alpha x$ ^[6] 或 $y = 1 - \alpha x^m$ ^[7]; 也可以是指数函数形式, 如 $y = e^{-\alpha x}$ ^[8] 或 $y = (1 - \alpha)^x$ ^[9].

在意识函数确定后, 需要将其耦合到传播动力学中. 传播动力学的一个关键参数是感染率 λ , 它是指单位时间内一个感染者通过一条 SI 边感染易感者的概率. 无论何种传染病模型(如 SIS 模型^[10], SIR 模型^[11] 或者 $SIRS$ 模型^[12]) 感染率都存在 1 个

临界值 λ_c , 当感染率跨过该值时传染病爆发, 系统的相从吸收态变为活跃态^[13]. 引入意识函数后, 原有的感染率会缩小, 变为 $\lambda\varphi(x)$. 此时, 感染率从一个全局常量变为局部(每条传染边)变量. 本文关心的是: 这种情况下, 如何确定爆发阈值? 进而探究感染率的局部变化是怎样影响全局的动力学行为.

以 SIS 传播过程为例, 基于局部疾病信息的意识对爆发阈值的影响已有一些研究. 文献 [6] 研究了线性形式的意识函数, 即 $\varphi = 1 - \alpha s_v/k_v$, 其中 s_v 是节点 v 在 t 时的感染邻居数量, k_v 是节点 v 的所有邻居数量. 通过借助邻居感染状态二项式分布, 采用异质平均场方法(HMF heterogeneous mean-field)^[10], 获得了阈值的表达式, 结果表明局部信息依赖的个体意识可以增大阈值. 文献 [7] 巧妙地利用矩母函数方法结合 HMF 理论分析了一类常见的非线性形式 $\varphi = 1 - \alpha (s_v/k_v)^m$, 这里的 m 为正整数. 研究发现调节参数 m, α 都能改变爆发阈值. 以上研究均假定局部疾病信息为节点的邻居感染密度, 即 $x = s_v/k_v$. 最近 Zhang Haifeng 等^[9] 认为局部信息也可以是节点的感染邻居数量, 即 $x = s_v$, 考虑了意识函数为 $\varphi = (1 - \alpha)^x$ 的情形. 研究发现爆发阈值与 $1 - \alpha$ 成反比, 这说明基于邻居感染数量的意识对爆发阈值有很强的影响. 同时还研究了 SIR 模型获得了同样的结果.

除了异质平均场方法外, 微观马氏链近似方法(MMA microscopic Markov-chain approximation)也是研究传播的一种重要方法. 在结构不变网络上学者们比较了这 2 种方法的准确性^[14-15], 从结果可以看出利用网络全局结构信息的 MMA 方法能较准

收稿日期: 2015-05-15

基金项目: 国家自然科学基金(61203153, 61463022)资助项目.

通信作者: 吴庆初(1979-), 男, 江西都昌人, 副教授, 博士, 主要从事应用数学教学与研究工作.

确地预测爆发阈值. 虽然 MMA 方法比较重要, 但是到目前为止还没有看到利用这种方法研究局部行为反应对传播的影响. 较接近的工作是, 文献 [4] 利用连续的 MMA 方法建立了具有警觉者类的 SAIS 模型, 发现了两阈值现象.

本文将采用 MMA 方法重新研究具有局部信息影响的网络传播模型^[6], 通过从离散模型过渡到连续模型的方法^[16] 将建立基于个体感染概率的微分方程模型. 为叙述方便, 先给出要用到的一个引理.

引理 1 设 V 为节点集, $p_v(t)$ 为节点 v 在 t 时刻感染的概率, 则 V 中感染节点数量 ξ 的 1 阶矩为 $E\{\xi\} = \sum_{v \in V} p_v(t)$ 2 阶矩为 $E\{\xi^2\} = \sum_{v \in V} p_v(t) + \sum_{v_1 \neq v_2} p_{v_1}(t) p_{v_2}(t)$.

引理 1 可用完全归纳法证明. 关于 1 阶矩的证明可参见文献 [6, 17], 关于 2 阶矩的证明方法类似. 为说明 2 阶矩的正确性, 以大小为 3 的节点集 V 为例. 此时,

$$E\{\xi^2\} = 1^2 \times [p_1(1 - p_2)(1 - p_3) + p_2(1 - p_1)(1 - p_3) + p_3(1 - p_1)(1 - p_2)] + 2^2 \times [p_1 p_2(1 - p_3) + p_1 p_3(1 - p_2) + p_2 p_3(1 - p_1)] + 3^2 \times p_1 p_2 p_3 = p_1 + p_2 + p_3 + 2(p_1 p_2 + p_2 p_3 + p_1 p_3).$$

在研究主要问题之前, 有必要重新考察微观马氏链近似模型的建立过程.

1 微观马氏链近似方法

MMA 方法最早是由 Wang Yang^[18] 在 2003 年提出, 然后经 S. Gómez 等^[19-20] 发展起来的一种分析网络上动力学过程的近似方法. 在文献 [5, 16, 19-22] 中, 微观马氏链模型分为离散和连续 2 种类型, 而且都以节点的状态变化作为研究对象. 为此, 用 $X_v(t)$ 表示节点 v 在时间 t 时的状态, $p_v(t)$ 定义如上.

考虑 SIS 传播模型, 此时网络中节点 v 只有 2 种状态: 易感态 ($X_v(t) = 0$) 和感染态 ($X_v(t) = 1$), 于是 $p_v(t) = P[X_v(t) = 1]$ 和 $1 - p_v(t) = P[X_v(t) = 0]$. 易感节点通过每一条 SI 边被感染的概率为 λ , 而感染节点以概率 γ 恢复进入易感态. 由于 $X_v(t)$ 的变化只与上一时间步的状态有关, 因此这就确立了 1 个马氏链过程.

1.1 离散模型

考虑时间离散的传播过程. 根据全概率公式, 在任意节点 i 处有

$$P[X_i(t + 1) = 1] = P[X_i(t + 1) = 1 | X_i(t) = 1] \cdot P[X_i(t) = 1] + P[X_i(t + 1) = 1 | X_i(t) = 0] \cdot$$

$$P[X_i(t) = 0]. \tag{1}$$

注意到, 感染者的恢复率为 γ , 于是 $P[X_i(t + 1) = 1 | X_i(t) = 1] = 1 - \gamma$. 如果知道节点 i 的感染邻居数量 s_i , 那么 $P[X_i(t + 1) = 1 | X_i(t) = 0] = 1 - (1 - \lambda)^{s_i}$. 然而, 节点 i 的感染邻居数量 s_i 是在 $[0, k_i]$ 范围变化的随机变量, 不能直接用它来计算感染概率. 为了处理这种问题, 一般需要用平均场近似, 即

$$P[X_i(t + 1) = 1 | X_i(t) = 0] \simeq E\{1 - (1 - \lambda)^{s_i}\} = 1 - E\left\{\prod_{j=1}^N (1 - \lambda)^{a_{ij} X_j(t)}\right\} = 1 - E\left\{\prod_{j=1}^N [1 - \lambda a_{ij} X_j(t)]\right\} = 1 - \prod_{j=1}^N E\{1 - \lambda a_{ij} X_j(t)\} = 1 - \prod_{j=1}^N [1 - \lambda a_{ij} p_j(t)].$$

上式推导过程中, 倒数第 2 个等式利用基本假设: 一个易感节点被不同邻居感染是相互独立的事件, 因此未感染也是相互独立的. 于是, 方程组 (1) 化为标准的 SIS 离散模型^[19, 22]

$$p_i(t + 1) = (1 - \gamma) p_i(t) + [1 - p_i(t)] \left[1 - \prod_{j=1}^N (1 - \lambda a_{ij} p_j(t))\right]. \tag{2}$$

1.2 连续模型

为建立连续时间演化模型, 需要考虑无穷小区间 $(t, t + \Delta t]$ 上的离散模型, 此时只需将感染率和恢复率从 λ, γ 分别调整为 $\lambda \Delta t, \gamma \Delta t$, 并将它们代入 (1) 式中, 得到新模型

$$p_i(t + \Delta t) = (1 - \gamma \Delta t) p_i(t) + [1 - p_i(t)] \cdot E\{1 - (1 - \lambda \Delta t)^{s_i}\}. \tag{3}$$

根据 $dp_i(t)/dt = \lim_{\Delta t \rightarrow 0} [p_i(t + \Delta t) - p_i(t)]/\Delta t$ 以及 $\lim_{\Delta t \rightarrow 0} (1 - E\{(1 - \lambda \Delta t)^{s_i}\})/\Delta t = \lim_{\Delta t \rightarrow 0} \lambda E\{s_i \cdot (1 - \lambda \Delta t)^{s_i-1}\}/\Delta t = \lambda E\{s_i\} = \lambda \sum_{j=1}^N a_{ij} p_j(t)$, 则模型 (3) 化为连续模型

$$dp_i(t)/dt = \lambda [1 - p_i(t)] \sum_{j=1}^N a_{ij} p_j(t) - \gamma p_i(t). \tag{4}$$

(4) 式也被称为 N -intertwined 模型^[20], 因为它可从精确的 2^N 维马氏链主方程由平均场降维法导出.

2 基于局部信息的行为反应模型

2.1 理论模型

引言部分已经给出了基于一般信息的意识函数 $\varphi(x)$, 为简便起见, 只考虑局部信息的作用, 并假定局部信息为邻居感染密度^[6], 而且意识函数为简单的线性函数, 即 $\varphi(x) = 1 - \alpha x (0 \leq \alpha \leq 1)$.

为建立理论模型, 只要在模型 (3) 的基础上将感染率 λ 用 $\lambda(1 - \alpha s_v/k_v)$ 代替, 其中 s_v, k_v 如上定义. 此时模型 (3) 化为

$$p_i(t + \Delta t) = (1 - \gamma \Delta t) p_i(t) + [1 - p_i(t)] \cdot E\{1 - [1 - \lambda(1 - \alpha s_i/k_i) \Delta t]^{s_i}\}.$$

因为

$$\lim_{\Delta t \rightarrow 0} E\{1 - [1 - \lambda(1 - \alpha s_i/k_i) \Delta t]^{s_i}\} / \Delta t = \lim_{\Delta t \rightarrow 0} E\{s_i [1 - \lambda(1 - \alpha s_i/k_i) \Delta t]^{s_i-1} \lambda(1 - \alpha s_i/k_i)\} = \lambda E\{s_i(1 - \alpha s_i/k_i)\} = \lambda E\{s_i\} - \lambda \alpha E\{s_i^2\} / k_i,$$

由引理 1 可得网络上基于局部信息的行为反应连续模型

$$dp_i(t) / dt = -\gamma p_i(t) + \lambda [1 - p_i(t)] \left[(1 - \alpha/k_i) \sum_{j=1}^N a_{ij} p_j(t) - \frac{\alpha}{k_i} \sum_{j_1 \neq j_2} a_{ij_1} a_{ij_2} p_{j_1}(t) p_{j_2}(t) \right]. \quad (5)$$

注 1 模型 (5) 不能从模型 (2) 直接推导.

2.2 阈值分析

本部分对模型 (5) 进行阈值分析. 为此, 在模型 (5) 中去掉高次项有

$$dp_i(t) / dt = -\gamma p_i(t) + \lambda \left(1 - \frac{\alpha}{k_i}\right) \sum_{j=1}^N a_{ij} p_j(t). \quad (6)$$

令 $p = (p_1, p_2, \dots, p_N)^T$ 模型 (6) 可以写成更紧凑的形式

$$dp(t) / dt = (-\gamma I + \lambda H) p(t),$$

这里矩阵 $H = (h_{ij})_{N \times N}$ $h_{ij} = a_{ij} - \alpha a_{ij}/k_i$. 根据微分方程稳定性理论, 可得爆发阈值

$$\lambda_c^{MMA} = \gamma / \Lambda_{\max}(H), \quad (7)$$

其中 $\Lambda_{\max}(H)$ 表示矩阵 H 的最大特征值. 此阈值关系式说明流行病爆发阈值不仅依赖于网络结构, 也依赖于局部行为参数 α .

注意到, 在文献 [6] 中, 利用 HMF 方法得到依赖于同样参数 α 的阈值关系式

$$\lambda_c^{HMF} = \gamma \langle k \rangle / [\langle k^2 \rangle - \alpha \langle k \rangle].$$

特别地, 考虑规则网络并假设对每个节点 i 的度 $k_i = \langle k \rangle$. 因为规则网络邻接矩阵的最大特征值为 $\langle k \rangle$ [23], 所以

$$\lambda_c^{MMA} = \lambda_c^{HMF} = \gamma / [\langle k \rangle - \alpha]. \quad (8)$$

这说明规则网络上 2 种方法得到的结果相同.

3 模拟与讨论

在上一节, 已得到网络上耦合局部信息行为反应的爆发阈值公式. 从 (7) 式中可以看到, 阈值随 α 的增大而增大. 在这一节, 想通过数值模拟来验证这个公式, 并详细考查阈值随 α 的依赖程度.

考虑到异质网络上阈值随 α 变化不明显 [6], 因

此选定聚类系数可调的同质小世界网络. 该网络最早是由 F. C. Santos 等 [24] 在 2005 年提出来用于研究度分布的异质性对阈值的影响. 同质小世界网络可按如下方法生成: 给定规模为 N 的 K 阶近邻网络 (此时, 网络总边数为 NK , 平均度 $\langle k \rangle = 2K$), 然后每次随机选择 2 条独立 (即没有相同的节点) 的边交换重连, 直到有 fNK 条边获得重连. 随着 f 从 0 变到 1, 网络便从规则网络逐渐转变为随机规则网络 (RRN), 从而聚类系数 C 随之变小. 在图 1 中, 设定参数值: $N = 2000, K = 3$. 从图 1 中可以看出, 网络的聚类系数随参数 f 的增加而快速减少.

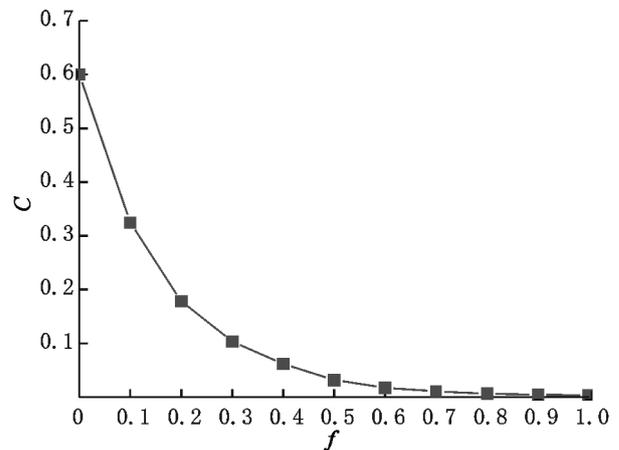


图 1 聚类系数 C 随参数 f 的变化曲线

为了分析局部行为反应对阈值的影响, 首先采用模拟的方法研究在不同 f 情况下的 SIS 反应模型. 不失一般性, 在模拟中设定恢复率 $\gamma = 1$ 和 $\Delta t = 0.01$ 并且所有模拟过程是基于网络节点的同步更新, 所得结果均是在同一网络中对动力学过程做 50 次平均得到的. 从图 2 可以看到, 无论 f 取值如何疾病爆发阈值的确与参数 α 正相关. 因此, 聚类系数大小并不影响这个结论.

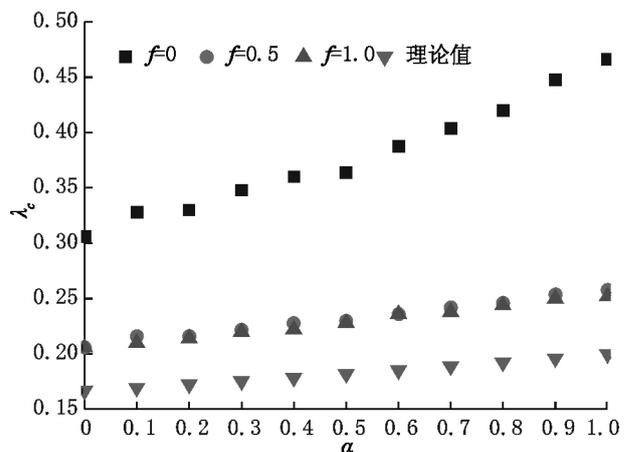


图 2 爆发阈值随参数 α 的变化曲线

进一步, 将模拟与理论结果做比较. 由于考虑的

是同质小世界网络,每个节点的度都相同,因此阈值(8)简化为

$$\lambda_c^{MMA} = \frac{1}{\langle k \rangle - \alpha} = \frac{1}{2K - \alpha} \approx \frac{1}{2K} + \frac{1}{4K^2} \alpha.$$

由于在模拟中,取定参数 $K = 3$,所以 $\lambda_c^{MMA} \approx 1/6 + \alpha/36$. 从而,爆发阈值随参数 α 呈线性增长且 $\partial \lambda_c^{MMA} / \partial \alpha \approx 0.028$.

下面分 2 种情况进一步分析.

(i) 聚类系数比较小: $f = 0.5$ 和 $f = 1.0$. 图 2 显示模拟结果与理论预测基本一致. 不过,也发现模拟结果大于理论预测,这实际上是由于模型近似产生的误差. 如果改进方法,则有可能提高精确度. 例如,在 RRN 网络中(即 $f = 1.0$) 考虑标准 SIS 模型(即 $\alpha = 0$),若采用渗流理论或偶对近似方法处理流行病爆发阈值^[25] 可得到更精确结果 $\lambda_c = \gamma(\langle k \rangle - 1)$.

(ii) 聚类系数比较大: $f = 0$. 此时,模拟结果与理论结果相差较大,这方面的改进可能需要借助于基于聚类的偶对近似理论^[25]. 一般来说,对于规则网络,已有的近似方法(包括 N -intertwined、偶对近似和异质平均场理论)都很难给出精确的阈值分析^[14]. 因此,理论分析也只适合聚类系数比较小的网络.

4 结论

基于信息的行为反应对流行病爆发阈值的影响涉及到疾病动力学与个体行为的相互作用. 本文考虑在给定网络连接结构不变的情况下,采用了微观马氏链近似方法重新考虑局部信息对爆发阈值的影响. 不仅得到了连续的基于节点的理论模型,而且确立了理论阈值与行为反应参数的关系. 结果显示,基于局部信息的个体反应行为有助于提高阈值从而抑制疾病流行. 这与异质平均场理论得到结果^[6-8] 相类似.

通过在同质小世界网络上的随机模拟也发现,无论聚类系数多大,提高行为反应参数值都会提高爆发阈值. 因此,提高爆发阈值控制疾病爆发除了接种免疫策略外^[26-28],还包括基于邻居感染信息的局部易感性调节策略.

当然,研究的模型比较理想化,要运用到现实情况还需要考虑更多合理的实际因素,比如多关系网络^[29]、多重网络^[22] 或更复杂传播机制^[30] 等.

5 参考文献

- [1] Newman M E J. The structure and function of complex networks [J]. SIAM Review 2003 45(2): 167-256.
- [2] Funk S, Gilad E, Jansen V A A. Endemic disease, awareness, and local behavioural response [J]. J Theor Biol, 2010 264(2): 501-509.
- [3] Shaw L B, Schwartz I B. Fluctuating epidemics on adaptive networks [J]. Phys Rev E 2008 77(6): 066101.
- [4] Sahneh F D, Chowdhury F N, Scoglio C M. On the existence of a threshold for preventive behavioral responses to suppress epidemic spreading [J]. Sci Rep, 2012 2(6): 632.
- [5] Wu Qingchu, Zhang Haifeng, Zeng Guanghong. Responsive immunization and intervention for infectious diseases in social networks [J]. Chaos 2014 24(2): 023108.
- [6] Wu Qingchu, Fu Xinchu, Small M, et al. The impact of awareness on epidemic spreading in network [J]. Chaos, 2012 22(1): 013101.
- [7] Shang Yilun. Modeling epidemic spread with awareness and heterogeneous transmission rates in networks [J]. J Biol Phys 2013 39(3): 489-500.
- [8] Bagnoli F, Liò P, Sguanci L. Risk perception in epidemic modeling [J]. Phys Rev E 2008 76(6): 61904.
- [9] Zhang Haifeng, Xie Jiarong, Tang Ming, et al. Suppression of epidemic spreading in complex networks by local information based behavioral responses [J]. Chaos, 2014 24(4): 043106.
- [10] Pastor-Satorras R, Vespignani A. Epidemic spreading in scale-free networks [J]. Phys Rev Lett 2001 86(14): 3200-3203.
- [11] Newman M E J. Spread of epidemic disease on networks [J]. Phys Rev E 2002 66(1): 016128.
- [12] Marceau V, Noël P A, Hébert-Dufresne L, et al. Adaptive networks: Coevolution of disease and topology [J]. Phys Rev E 2010 82(3): 036116.
- [13] Li Kezan, Xu Zongpu, Zhu Guanghu, et al. Global stability of a susceptible-infected-susceptible epidemic model on networks with individual awareness [J]. Chin Phys B, 2014 23(11): 118904.
- [14] Li Cong, van de Bovenkamp R, Van Mieghem P. Susceptible-infected-susceptible model: A comparison of N -intertwined and heterogeneous mean-field approximations [J]. Phys Rev E 2012 86(2): 026116.
- [15] Ferreira S C, Castellano C, Pastor-Satorras R. Epidemic thresholds of the susceptible-infected-susceptible model on networks: A comparison of numerical and theoretical

- results [J]. *Phys Rev E* 2012 86(4):041125.
- [16] Wu Qingchu, Zhang Haifeng, Small M, et al. Threshold analysis of the susceptible-infected-susceptible model on overlay networks [J]. *Commun Nonlinear Sci Numer Simulat* 2014, 19(7):2435-2443.
- [17] Kostova T J. Interplay of node connectivity and epidemic rates in the dynamics of epidemic networks [J]. *Differ Equ Appl* 2009, 15(4):415-428.
- [18] Wang Yang, Chakrabarti D, Wang Chenxi, et al. Epidemic spreading in real networks: An eigenvalue viewpoint [C]//Proceedings of 22nd International Symposium on Reliable Distributed Systems (Carnegie Mellon University, Pittsburgh, PA 2003).
- [19] Gómez S, Arenas A, Borge-Holthoefer J, et al. Discrete-time Markov chain approach to contact-based disease spreading in complex networks [J]. *Europhys Lett* 2010, 89:38009.
- [20] Van Mieghem P, Omic J, Kooij R E. Virus spread in networks [J]. *IEEE ACM T Network* 2009, 17(1):1-14.
- [21] Cator E, Van Mieghem P. Second-order mean-field susceptible-infected-susceptible epidemic threshold [J]. *Phys Rev E* 2012 85(5):056111.
- [22] Granell C, Gómez S, Arenas A. Dynamical interplay between awareness and epidemic spreading in multiplex networks [J]. *Phys Rev Lett* 2013, 111(12):12870.
- [23] Van Mieghem P. *Graph spectra for complex networks* [M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2011: 43-44.
- [24] Santos F C, Rodrigues J F, Pacheco J M. Epidemic spreading and cooperation dynamics on homogeneous small-world networks [J]. *Phys Rev E* 2005, 72(5):056128.
- [25] House T, Keeling M J. The impact of contact tracing in clustered populations [J]. *Plos Comput Biol* 2010, 6(3):e1000721.
- [26] Cohen R, Havlin S, ben-Avraham D. Efficient immunization strategies for computer networks and populations [J]. *Phys Rev Lett* 2003, 91:247901.
- [27] Hébert-Dufresne L, Allard A, Young J G, et al. Global efficiency of local immunization on complex network [J]. *Sci Rep* 2013, 3:2171.
- [28] 石定琴, 柯林, 周金贵, 等. 带直接免疫的 SIRS 模型中疾病以 2 种途径传播的动力学分析 [J]. *江西师范大学学报: 自然科学版* 2013, 37(6):637-640.
- [29] 李睿琪, 唐明, 许伯铭. 多关系网络上的流行病传播动力学研究 [J]. *物理学报* 2013, 62(16):168903.
- [30] Xia Chenyi, Wang Zhen, Sanz J, et al. Effects of delayed recovery and nonuniform transmission on the spreading of diseases in complex networks [J]. *Physica A* 2013, 392:1577-1585.

The Impact of Local Behavioral Response on Epidemic Spreading in Networks

CHEN Shufang¹, WU Qingchu^{2*}

(1. College of Physics and Communication Electronics, Jiangxi Normal University, Nanchang Jiangxi 330022, China;

2. College of Mathematics and Information Science, Jiangxi Normal University, Nanchang Jiangxi 330022, China)

Abstract: The impact of local information based behavioral response on epidemic spreading in social networks is studied by using the microscopic Markov-chain approximation approach. According to the stability theory of differential equations, the relation between the epidemic threshold and the response parameter is obtained. Combining with the stochastic simulations on homogeneous small-world networks, the results suggest that local behavior response is effective in controlling epidemic outbreak.

Key words: social networks; local information; behavioral response; epidemic threshold

(责任编辑: 曾剑锋)