论文

自适应网络中针对疾病传播暂态的局部隔离策略

刘宏鲲^①, 杨慧^{②*}, 唐明^{②*}, 周涛^②^① 西南财经大学统计学院, 成都 610074;^② 电子科技大学互联网科学中心, 成都 610054

*联系人: 杨慧, E-mail: yanghui032178@163.com; 唐明, E-mail: tangminghuang521@hotmail.com

收稿日期: 2013-04-04; 接受日期: 2013-05-15

国家自然科学基金(批准号: 11105025)、博士后科学基金(编号: 2012T50711, 20110491705)、博士点新教师基金(编号: 20110185120021)、中央高校基本科研业务费项目(编号: ZYGX2011J056)和新世纪优秀人才计划(编号: NCET-11-0070)资助项目

摘要 自适应网络中疾病传播的研究往往关注于稳态动力学特性及其控制, 而最近的研究表明暂态动力学特性对于疾病的控制有着非常重要的作用. 为了及时而有效地控制疾病爆发, 本文提出了一种局部控制策略——熟人隔离策略. 该策略能有效地控制疾病的传播, 效果非常接近基于全局信息的最佳隔离策略. 另外, 我们通过分析不同隔离策略对各参数的敏感性来验证熟人隔离策略在控制效果方面的鲁棒性, 并揭示了不同参数下隔离策略的控制效果对暂态过程中形成的社区结构的依赖性.

关键词 自适应网络, 疾病传播, 暂态过程, 隔离策略, 社区结构

PACS: 89.75.Hc, 87.19.X-, 89.75.Fb, 87.19.lr

doi: 10.1360/132013-155

在自然界和社会生活中, 许多复杂系统的结构往往是随时间不断演化的^[1]. 一些复杂网络的结构与其上的动力学相互影响, 形成一个反馈环, 这样的网络被称为自适应网络或共演化网络^[2]. 例如, 对于一个交通运输网络, 网络结构会影响其上动力学状态, 即交通流量. 如果一条道路上经常发生交通阻塞, 那么当地政府可能会修建一条新的道路来缓解这种拥堵现象, 从而改变了运输网络的结构, 由此形成运输网络的结构与交通流之间相互作用的反馈环. 在这种情况下, 将网络结构变化和其上动力学特性割裂开来分别研究已经无法捕捉网络的真实性质. 最近自适应网络的相关研究覆盖了网络科学的各个分支,

包括网络自组织^[3–5]、同步^[6–12]、博弈^[13–16]、意见形成^[17–20]、疾病传播^[21–35]等等. 这些研究揭示了很多有趣的现象, 例如具有鲁棒性的动态自组织现象^[3,4]、网络同步能力的增强^[6–8]、社会分工的自发形成^[9–12]、个体间合作的促进^[13–16]和社区结构的产生^[19,20]等.

在疾病传播方面, 当易感人群获取了疾病传播的消息后, 他们会自适应地改变自己的行为以避免被感染, 例如勤洗手^[36]、戴口罩^[36,37]、频繁地寻求医疗服务^[38]和避免与感染个体接触^[21–25,31–33]等; 而染病个体也会相应地改变自己的行为, 如自我隔离^[25,38,39]和积极治疗^[40,41]等. 这些自适应行为不仅可以改变个体当前的状态, 也使得个体所在网络的结

引用格式: 刘宏鲲, 杨慧, 唐明, 等. 自适应网络中针对疾病传播暂态的局部隔离策略. 中国科学: 物理学 力学 天文学, 2014, 44: 32–41
Liu H K, Yang H, Tang M, et al. Local transient-based quarantine strategy in adaptive networks (in Chinese). Sci Sin-Phys Mech Astron, 2014, 44: 32–41, doi: 10.1360/132013-155

构发生变化, 例如个体避免与感染个体接触以及感染个体自我隔离的行为使得“易感-感染”类的连接密度下降. Gross 等人^[21]首次研究了 SIS (Susceptible-Infected-Susceptible) 类型疾病在自适应网络中的传播动力学行为, 即在疾病传播过程中易感个体会以一定概率断开与感染个体的连边. 他们发现: 易感个体的自适应重连能够改变网络的结构, 有效地阻止疾病传播, 并会导致双稳态、磁滞回线和震荡等有趣稳态现象的产生. 基于相似的自适应规则, Shaw 和 Schwartz 研究了 SIRS (Susceptible-Infective-Recovered-Susceptible) 类疾病在自适应网络中的传播, 得到了类似的结论^[22]. 进一步地, 若自适应行为中包含危机意识, 则会导致疾病传播范围和网络拓扑在很大的参数范围内出现大幅度的震荡现象^[23]. 考虑到个体无法及时获知网络中所有节点的当前状态, Zanette 等人^[24,25]研究了三种更符合现实情况的断边规则对于自适应网络结构以及稳态感染密度的影响. 现实网络中的边始终处于动态变化的过程中, 而不是只有某一类边才会演化, 由此, Segbroeck 等人考虑网络中不同类型的连边均以一定的概率随机增加或移除, 其概率大小依赖于边的类型. 研究结果表明: 疾病的有效传播依赖于人口的规模、人群中感染节点的数目以及健康节点断开与感染节点之间连边的能力; 而且, 准确了解邻居的状态对于阻止疾病传播具有重要作用^[26]. 通过对比自适应和静态网络中对疾病的稳态控制效果, 发现重连和免疫的双重作用使得自适应网络中的随机免疫比静态网络中的随机免疫高效很多^[27]. 而当个体对疾病的危机意识主要体现在减小被感染的概率时, 这种危机意识能减小疾病的稳态传播范围, 但不影响传播的阈值^[28].

以上这些研究重点关注稳态的动力学特性及其控制, 但对传播过程中暂态特性的探索却很有限. 最近, Marceau 等人^[29]提出了一种精确的解析方法, 通过分析一些暂态特征(如易感节点与感染节点连边的比例)来验证其准确性, 研究发现初始网络拓扑决定了双稳态区域的大小, 初始疾病感染比例决定了稳定时的状态. Fenichel 等人^[30]的研究也表明人类的自适应行为能够显著地改变传播过程, 且理解人的接触方式和权衡机制能有效地改善疾病控制的成本效益并帮助卫生当局避免一些不必要的后果. 在我们以前的工作中, 对传播过程中的暂态特性也进行了初步的探索. 研究表明, 通过分析自适应网络的暂态

特性, 可以有针对性地提出有效的控制策略^[31]. 这些研究表明认识传播过程中的暂态特性非常重要, 它对于我们准确理解传播机制和更有效地控制疾病很有帮助. 不管是稳态还是暂态特征研究, 最终都是为了更好控制疾病传播. 由于在现实大规模网络中全局信息的获取与处理是不切实际的, 所以我们在疾病控制过程中希望能够利用局域信息来达到较好的控制效果. 事实上, 以前针对静态网络传播动力学的研究表明, 利用局域信息可以设计出有效的免疫策略, 从而很好地控制疾病传播^[42-44]. 鉴于此, 我们针对疾病传播过程中的暂态特性, 提出了一种局域的熟人隔离策略, 它能够有效阻止疾病的爆发. 我们对此策略进行了鲁棒性分析, 发现此策略在不同的参数下是普遍适用的, 其效果都比随机隔离策略更好, 且与全局最佳隔离策略效果很接近.

1 自适应网络模型和特征参量

本文使用文献[21]中提出的自适应模型来研究疾病传播, 疾病传播采用 SIS 模型. 假设随机网络中有 N 个节点, K 条无向边, 节点或为易感态(S)或为感染态(I). 在每个时间步中, 对于一个易感节点和感染节点之间的连边(SI 边), 易感节点以概率 p 被感染节点感染为感染态, 每一个感染节点都以概率 r 恢复为易感节点, 同时对于每条易感节点与感染节点的连边(SI 边), 易感节点以概率 w 断开此边, 并重连向一个随机选择的易感节点. 网络中不能包含重边和自环. 此文的所有结果中 $N=10^4$, $K=10^5$, $r=0.002$.

在暂态过程中, 自适应重连边会使得易感、感染节点逐渐形成两个内部连接紧密外部连接稀疏的簇, 如果根据节点的不同状态将网络分为两个社区, 那么 SI 边为社区网络的弱连边, 而其连接的两个节点即为桥节点^[45-47]. 若根据节点的不同状态来定义自适应网络的社区结构, 强社区性表明易感、感染节点更容易连向状态相同的节点, 易感节点和感染节点连边相对较少; 弱社区性则表明两类节点之间更倾向于随机连接^[31]. 为了刻画网络社区结构的显著程度, Newman 和 Girvan 提出社区模块度作为评价指标^[48], 即

$$Q = \sum_{j=1}^c \left[\frac{l_j}{M} - \left(\frac{d_j}{2M} \right)^2 \right]. \quad (1)$$

其中 l_j 是社区 j 内部节点之间的总边数, d_j 是社区 j 内度值的总和, M 是网络的总边数, C 是社区数目. 但由于社区模块度 Q 在刻画不同尺度的社区规模上有一定的局限性, 无法准确刻画网络社区性强弱随时间的变化情况, 因此将 Q 标准化为^[31]

$$Q_n = \frac{Q - Q_{\text{rand}}}{Q_{\text{max}} - Q_{\text{rand}}}. \quad (2)$$

其中 $Q_{\text{max}} = 1 - (d_1/2M)^2 - (d_2/2M)^2$ 表示在相同的社区划分时社区模块度可能取到的最大值, 即社区之间不存在连边时的社区模块度, Q_{rand} 表示具有相同度分布的随机网络的社区模块度. 经过标准化后, Q_n 的取值范围是 $[0, 1]$. $Q_n=0$ 时对应随机连边形成的随机网络, 网络没有社区结构的情况; $Q_n=1$ 时对应网络中两个社区完全分离的情况.

2 隔离策略分析

如前所述, 传播暂态过程中, 网络会自发分裂成两个社区, 一个由易感节点组成, 一个由感染节点组成, 社区内部连接紧密, 社区之间连接较少. 杨慧等人^[31]曾提出了一种基于此社团效应的随机隔离策略, 后文用 **R** (**Random**)表示. 该策略每时间步随机隔离一定比例 **SI** 边上的感染节点, 由于与易感节点连边较多的感染节点更容易被选中, **R** 策略可以有效地减少疾病传播的途径, 抑制疾病的爆发. 为了达到更好的控制效果, 需要隔离有更多易感邻居的感染节点, 对应网络中那些更为重要的桥节点. 由此可知, 最为有效的策略为基于全局信息的隔离方式, 即选择全网络中与易感节点连边数量最多的感染节点进行隔离. 这种方法用到了网络的全局信息, 后文用 **G** (**Global**)表示. 但是对于大规模网络而言, 要想实时而准确地获悉其全局动力学信息需要付出巨大的花费和代价, 是一项难以实现的任务^[49-51]. 鉴于局域信息对于疾病传播控制的重要作用^[26,42-44], 我们提出了一种更为有效的局域控制策略——熟人隔离策略: 每个时间步隔离比例为 f 的感染节点, 选择感染节点的方式为随机选择一条 **SI** 连边, 找出此边上易感节点的所有感染邻居, 比较这些感染节点的易感邻居数量, 选择其中数目最多的感染节点进行隔离. 这种方法只利用了网络的局部信息, 所以后文用 **L** (**Local**)表示. 如图 1 所示, 浅色圆表示易感节点, 深色圆表示感染节点, 若随机选到易感节点 7 与感染节点 3 之

间的 **SI** 连边, 找出易感节点 7 邻居中的所有感染邻居节点 3, 6, 10 和 11, 然后找出这些节点中与易感节点连边较多的感染节点 10, 最后对感染节点 10 进行隔离.

为了比较各种隔离策略的效果, 我们令 T_0 表示开始隔离的时间, 感染比例增幅 $\Delta i(T_0)$ 表示隔离策略作用下感染比例所能达到的最大值 $i_{\text{max}}(T_0)$ 与开始隔离时的感染比例 $i_0(T_0)$ 的差值, 即 $\Delta i(T_0) = i_{\text{max}}(T_0) - i_0(T_0)$, 有效控制时间间隔 $\Delta t(T_0)$ 表示隔离策略作用下感染比例达到最大值时的时间与开始隔离时间的差值, 有效隔离比例 $r(T_0)$ 表示在 $\Delta t(T_0)$ 时间内累积隔离的节点数目占网络节点总数的比例 (如示意图图 2(d)所示). $\Delta i(T_0)$, $\Delta t(T_0)$ 和 $r(T_0)$ 越小, 说明控制疾病所需的时间越短, 所需隔离的节点数量越少, 控制效果越好.

图 2 和 3 分别表示当 $f=0.004$ 和 $f=0.008$ 时 **R**, **L**, **G** 三种隔离策略的控制效果对比. 熟人隔离策略 **L** 和全局隔离策略 **G** 的控制效果均比随机策略 **R** 更佳, 即控制住疾病所需的隔离节点比例 $r(T_0)$ 更少, 所需时间 $\Delta t(T_0)$ 更短, 感染比例增幅 $\Delta i(T_0)$ 更小. 值得注意的是, 熟人隔离策略 **L** 的控制效果非常接近于最佳的全局隔离策略 **G**. 另外, 三种隔离策略都呈现出类似的现象, 即根据 $\Delta i(T_0)$ 的曲线趋势可把 T_0 分为四个区域: 初始下降区 **I**, 相对稳定区 **II**, 增长区 **III**, 再次下降区 **IV**.

以下我们主要以局域策略 **L** 为例对图 3 中的现象作出解释, 图上已经用点划线将四个区域划分开来. 这里需要特别说明一下: 图示结果是网络规模

图 1 (网络版彩图)熟人隔离策略中感染节点的选择方法示意图

Figure 1 (Color online) The schematic of selecting method of infected nodes in acquaintance quarantine strategy.

图 2 (网络版彩图)当隔离比例 $f=0.004$ 时, 三种隔离策略的隔离效果示意图

(a) $\Delta i(T_0)$ 随 T_0 的变化情况, (b) $\Delta t(T_0)$ 随 T_0 的变化情况, (c) $r(T_0)$ 随 T_0 的变化情况, (d) T_0 , $\Delta i(T_0)$ 和 $\Delta t(T_0)$ 的示意图. 此处 $i(0)=0.3$, $w=0.3$, $p=0.008$. 图中每个点都是重复 100 次的结果

Figure 2 (Color online) The effects comparison diagram of three different quarantine strategies versus the starting time of quarantine T_0 when the quarantine ratio $f=0.004$. (a) $i(T_0)$ versus T_0 , (b) $t(T_0)$ versus T_0 , (c) $r(T_0)$ versus T_0 , (d) The schematic diagram of T_0 , $i(T_0)$ and $t(T_0)$. Here $i(0)=0.3$, $w=0.3$, $p=0.008$. Each point represents an average over 100 realizations.

图 3 (网络版彩图)当隔离比例 $f=0.008$ 时, 三种隔离策略的隔离效果示意图

(a) $i(T_0)$, (b) $t(T_0)$, (c) $r(T_0)$. 此时 $i(0)=0.3$, $w=0.3$, $p=0.008$. 图中每个点都是重复 100 次的结果

Figure 3 (Color online) The effects comparison diagram of three different quarantine strategies versus the starting time of quarantine T_0 when the quarantine ratio $f=0.008$. (a) $i(T_0)$, (b) $t(T_0)$, (c) $r(T_0)$. Here $i(0)=0.3$, $w=0.3$, $p=0.008$. Each point represents an average over 100 realizations.

$N=10000$ 时重复多次的结果, 当 $\Delta i(T_0)$ 约为 10^{-4} 时, 控制效果已经足够好, 因此我们将相对稳定区划分为 $T_0 \in [15, 60]$, 此划分与图 3(b) 中的 $\Delta t(T_0)$ 和图 3(c) 中的 $r(T_0)$ 所示结果一致.

对初始下降区 I $T_0 \in [0, 15]$, 此时社区强度较弱, 隔离较少的感染节点并不能有效地断开易感节点社区和感染节点社区之间的连边, 感染比例 $i(t)$ 增长较快; 同时重连过程使得社区结构增强, 即 $Q_n(t)$ 增大, 如图 4 所示. 随着开始隔离时间 T_0 的延迟, 社区结构增强, 隔离策略可以更彻底地断开两个社区之间的连边, 因此更能控制住疾病的爆发. 因此 $\Delta i(T_0)$ 随 T_0 增大而减小, 同时通过隔离更少的感染节点(如图 3(c) 中的 $r(T_0)$)即可更快地控制住疾病的传播(图 3(b) 中的 $\Delta t(T_0)$).

对于相对稳定区 II $T_0 \in [15, 60]$, 此时社区结构非

常强并且感染比例增长缓慢(图 4), 有针对性地选出与易感节点有更多的连边的桥节点进行隔离可以有效地防止更多易感节点被感染, 从而及时阻止疾病在易感节点社区中爆发, 因此 $\Delta i(T_0)$ (图 3(a)) 取最小值, 同时 $\Delta t(T_0)$ (图 3(b)) 和 $r(T_0)$ (图 3(c)) 也取到最小值, 并且保持相对稳定.

对于增长区 III $T_0 \in [60, 90]$, 虽然自适应网络有较强的社区结构, 但是疾病已经开始再次入侵高度紧密的易感节点社区, 感染比例 $i(t)$ 的增长变快, 社区性变弱($Q_n(t)$ 逐渐减小). 此时 T_0 越大, 社区性越弱, 局域隔离策略的控制效果越差, 因此相应的三个参量随 T_0 的增大而增大.

对于再次下降区 IV $T_0 \in [90, 100]$, 疾病传播速度非常快且疾病已经遍布大部分网络, 社区性很弱并且仍在逐渐减弱, 此时基于比例的局域隔离策略

图4 (网络版彩图)感染比例 $i(t)$ 和社区模块度 $Q_n(t)$ 随时间的演化情况, 此处 $i(0)=0.3$, $w=0.3$, $p=0.008$

Figure 4 (Color online) The temporal evolution of the density of infected $i(t)$ and the modularity $Q_n(t)$ when $i(0)=0.3$, $w=0.3$, $p=0.008$.

能隔离较多的节点, 这既能较大地减少感染比例, 又能有效地减慢疾病传播, 因此 $\Delta i(T_0)$ (图 3(a)), $\Delta t(T_0)$ (图 3(b)) 和 $r(T_0)$ (图 3(c)) 随 T_0 的增大而再次减小. 又因为此时疾病几乎遍布整个网络, 即 $i_{\max}(T_0) \rightarrow 1$, 所以此时的隔离控制意义较小.

根据以上分析, 相对稳定区 II 的控制效果最好, 可以把这段时间看作最优控制区域. 此时整个网络感染比例仍比较小, 社区结构非常强, 感染比例增长缓慢, 因而此时采取具有针对性的隔离策略能有效且及时地阻止疾病在易感节点社区中爆发. 对比随机隔离策略 R 可知, 局域隔离策略 L 和全局隔离策略 G 还能增大相对稳定区域的大小, 即扩展了最优控制时间区域, 如图 2 中 R 策略的最优控制区域为 $T_0 \in [35, 45]$, 而 L 和 G 策略的最优控制区域为 $T_0 \in [30, 50]$, 图 3 中 R 策略的最优控制区域为 $T_0 \in [15, 60]$, 而 L 和 G 策略的最优控制区域为 $T_0 \in [15, 65]$. 当自适应网络具有较强的社区效应时, 随机策略 R 可以保证与易感节点有较多连边的感染节点能以更大的概率被隔离, 从而断开易感社区与感染社区之间的弱连接, 达到较好的控制效果. 但是利用局域信息可以搜索出局域范围内有最多易感邻居的感染节点, 隔离这些感染节点就可以切断两社区之间更多的弱连接, 从而获得更好的控制效果, 如图 2 和图 3 所示. 更重要的是, 虽然局域隔离策略 L 只利用了有限的局域信息, 但是控制效果与最佳的全局隔离策略 G 很接近; 这

为疾病爆发的实时监控提供了一种切实可行的隔离策略.

此外, 对比图 2 和 3 明显可知, $f=0.004$ 时的 L 策略的最优控制区域为 $T_0 \in [30, 50]$ (图 2), $f=0.008$ 时的最优控制区域为 $T_0 \in [15, 60]$ (图 3), 因此隔离比例 f 越大, 疾病越好控制, 这是因为每个时间步隔离更大比例的感染节点可以更好地减少易感节点与感染节点的接触. 由于本文中的三种隔离策略均是按比例隔离, 每个时间步隔离的感染节点比例 f 越大, 控制住疾病所需隔离的节点的比例 $r(T_0)$ 越大, 如图 2 中, $r(T_0=30)=0.00225$, 而图 3 中 $r(T_0=30)=0.00424$.

3 控制效果对于参数的敏感性分析

由以上结果可知, 熟人隔离策略的控制效果优于随机隔离策略, 且与全局隔离策略效果相近. 而在自适应网络中, 初始感染比例 $i(0)$, 感染概率 p 和重连概率 w 等模型参数都会影响演化的暂态和稳态特性^[21,22,29,31], 此局域隔离策略是否在任何参数范围内都满足以上结论仍然未知. 另外, 最优控制区域随各参数的变化规律也是一个值得关注的重要问题. 为此, 以下将分别分析各参数取值对三种隔离策略控制效果的影响.

(1) 初始感染比例.

图 5 为不同初始感染比例 $i(0)$ 条件下, 三种隔离策略的隔离效果对比示意图. 对比不同初始感染比例的情况可以发现初始感染比例 $i(0)$ 越大, 疾病越不好控制, 此时控制疾病所需时间 $\Delta t(T_0)$ (图 5(b)) 越长, 所需的隔离节点比例 $r(T_0)$ (图 5(c)) 越大, 感染比例增幅 $\Delta i(T_0)$ (图 5(a)) 越大, 最优控制区域越小. 如, 对策略 L 来说, 当 $i(0)=0.3$ 时, 最优控制区域为 $T_0 \in [15, 60]$; 而当 $i(0)=0.4$ 时, 最优控制区域缩小为 $T_0 \in [15, 30]$. 造成这种现象的原因是: 当初始感染比例 $i(0)$ 越大时, 疾病传播速度越快 (图 6(a)), 相同的重连概率使得感染节点和易感节点的分离程度就越小, 从而演化过程中出现的社区性越弱, 强社区性的持续时间越短 (图 6(b)); 因此导致疾病更不容易被抑制, 尤其是最优控制区域会缩小. 但即使在 $i(0)$ 较大的情况下, 局域隔离策略仍然优于随机隔离策略, 并且和全局隔离策略的最佳效果基本保持一致. 如图 5(a), (b) 和 (c) 所示, 无论 $i(0)=0.3$ 或 0.4, 方框表示的 L 策略和圆圈表示的 G 策略所在曲线几乎重合, 并且值都比

图 5 (网络版彩图)不同初始感染比例 $i(0)$ 条件下, 三种隔离策略的隔离效果对比示意图

(a) $\Delta i(T_0)$, (b) $\Delta t(T_0)$, (c) $r(T_0)$. 此处 $w=0.3, p=0.008, f=0.008$. 图中每个点都是重复 100 次的结果

Figure 5 (Color online) The effects comparison diagram of three different quarantine strategies at different values of $i(0)$ versus the starting time of quarantine T_0 . (a) $\Delta i(T_0)$, (b) $\Delta t(T_0)$, (c) $r(T_0)$. Here $w=0.3, p=0.008, f=0.008$. Each point represents an average over 100 realizations.

图 6 (网络版彩图)当初始感染比例 $i(0)$ 不同时, 感染比例 $i(t)$ 和社区模块度 $Q_n(t)$ 的时间演化情况, 此处 $w=0.3, p=0.008$

Figure 6 (Color online) The temporal evolution of the density of infected $i(t)$ (a) and the modularity $Q_n(t)$ (b) at different values of $i(0)=0.3, 0.4$. Here $w=0.3, p=0.008$.

三角形表示的 R 策略小。

(2) 感染概率。

图 7 为不同感染概率 p 条件下, 三种隔离策略的隔离效果对比示意图。由图中 $p=0.008$ 和 0.009 的情况对比可知, 感染概率 p 越大, 疾病越不好控制, 此时控制疾病所需时间 $\Delta t(T_0)$ (图 7(b)) 越长, 所需的隔离节点比例 $r(T_0)$ (图 7(c)) 越大, 感染比例增幅 $\Delta i(T_0)$ (图 7(a)) 越大, 最优控制区域越小。如, 对策略 L 来说, 当 $p=0.008$ 时, 最优控制区域为 $T_0 \in [15, 60]$; 而当 $p=0.009$ 时, 最优控制区域缩小为 $T_0 \in [20, 30]$ 。这是因为感染概率 p 越大时, 疾病传播速度越快(图 8(a)), 演化过程中自适应行为造成的社区性越弱, 强社区性的持续时间越短(图 8(b)), 疾病越不好控制。虽然感染概率的增大一定程度上使得全局隔离策略的效果略优于熟人隔离策略(如图 7 中 $p=0.009$ 的情况), 但熟人隔离策略的效果仍然比随机隔离策略效果好很多。

图 7 (网络版彩图)不同感染概率 p 条件下, 三种隔离策略的隔离效果对比示意图

(a) $\Delta i(T_0)$, (b) $\Delta t(T_0)$, (c) $r(T_0)$. 此处 $i(0)=0.3, w=0.3, f=0.008$. 图中每个点都是重复 100 次的结果

Figure 7 (Color online) The effects comparison diagram of three different quarantine strategies at different values of p versus the starting time of quarantine T_0 . (a) $\Delta i(T_0)$, (b) $\Delta t(T_0)$, (c) $r(T_0)$. Here $i(0)=0.3, w=0.3, f=0.008$. Each point represents an average over 100 realizations.

图 8 (网络版彩图)当感染概率 p 不同时, 感染比例 $i(t)$ 和社区模块度 $Q_n(t)$ 的时间演化情况, 此处 $i(0)=0.3$, $w=0.3$

Figure 8 (Color online) The temporal evolution of the density of infected $i(t)$ (a) and the modularity $Q_n(t)$ (b) at different values of the transmission rate p . Here $i(0)=0.3$, $w=0.3$.

(3) 重连概率.

图 9 为不同重连概率 w 条件下, 三种隔离策略的隔离效果示意图. 在不同重连概率的情况下, 重连概率 w 越大, 疾病越好控制, 此时控制疾病所需时间 $\Delta t(T_0)$ (图 9(b)) 越短, 所需的隔离节点比例 $r(T_0)$ (图 9(c)) 越小, 感染密度增幅 $\Delta i(T_0)$ (图 9(a)) 越小, 最优控制区域越大. 如, 对策略 L 来说, 当 $w=0.3$ 时, 最优控制区域为 $T_0 \in [15, 60]$; 而当 $w=0.31$ 时, 最优控制区域增大为 $T_0 \in [15, 70]$. 这是因为重连概率越大, 越能减慢疾病传播的速度(图 10(a)), 演化过程中出现

的社区性越强, 且强社区性的持续时间越长(图 10(b)), 这样就有更多的时间来实施控制措施, 而社区性越强使得控制疾病所需时间越短. 因此 w 越大, 越有利于疾病的控制. 但重要的是, 局域隔离策略的优越性不受重连概率 w 的影响, 无论 w 取何值, 局域隔离策略都比随机隔离策略效果好, 且与全局隔离策略效果相近.

4 结论

基于暂态过程中的局域信息, 本文提出了一种更为高效的熟人隔离策略, 其控制效果明显优于随机隔离策略, 且效果非常接近于最佳的全局隔离策略, 能够最大化最优控制的时间范围. 为了考察以上结论的鲁棒性, 我们分析了不同参数对熟人隔离策略效果的影响, 得出以下结论: 初始感染比例 $i(0)$ 越大, 越不利于网络中出现强社区结构, 因此越不利于疾病的控制, 最优控制区域越小; 感染概率 p 越大, 网络中越难出现强社区结构, 因此疾病控制的代价越大, 最优控制区域越小; 而重连概率 w 越大, 越容易在网络中形成强社区结构, 且强社区结构持续时间越长, 疾病越容易控制, 最优控制区域越大; 每个时间步隔离比例 f 越大, 越容易断开易感节点和感染节点之间的连接, 因此越容易控制疾病, 最优控制区域也越大. 最重要的是, 熟人隔离策略在不同参数下是普遍适用的, 其效果都比随机隔离策略更好, 且都与最佳的全局隔离策略很接近. 相比于随机隔离策略, 熟人隔离策略是一种更为有效的控制方法; 相对

图 9 (网络版彩图)不同重连概率 w 条件下, 三种隔离策略的隔离效果对比示意图

(a) $\Delta i(T_0)$, (b) $\Delta t(T_0)$, (c) $r(T_0)$. 此处 $i(0)=0.3$, $p=0.008$, $f=0.008$. 图中每个点都是重复 100 次的结果

Figure 9 (Color online) The effects comparison diagram of three different quarantine strategies at different values of w versus the starting time of quarantine T_0 . (a) $\Delta i(T_0)$, (b) $\Delta t(T_0)$, (c) $r(T_0)$. Here $i(0)=0.3$, $p=0.008$, $f=0.008$. Each point represents an average over 100 realizations.

图 10 (网络版彩图)当重连概率 w 不同时, 感染比例 $i(t)$ 和社区模块度 $Q_n(t)$ 的时间演化情况, 此处 $i(0)=0.3$, $p=0.008$
Figure 10 (Color online) The temporal evolution of the density of infected $i(t)$ (a) and the modularity $Q_n(t)$ (b) at different values of the rewiring rate w . Here $i(0)=0.3$, $p=0.008$.

于全局控制策略, 它又是一种更为切实可行的实时控制方法. 因此, 此研究对于控制自适应流行病传播

和谣言传播具有重要的借鉴意义, 特别凸显了局域信息对于传播控制的重要性.

参考文献

- 1 Holme P, Saramäki J. Temporal networks. *Phys Rep*, 2012, 519(3): 97–125
- 2 Gross T, Blasius B. Adaptive coevolutionary networks: A review. *J R Soc Interface*, 2008, 5(20): 259–271
- 3 Bornholdt S, Rohlf T. Topological evolution of dynamical networks: Global criticality from local dynamics. *Phys Rev Lett*, 2000, 84(26): 6114
- 4 Bornholdt S, Röhl T. Self-organized critical neural networks. *Phys Rev E*, 2003, 67(6): 066118
- 5 Zhu C P, Zhou T, Yang H J, et al. The process of coevolutionary competitive exclusion: speciation, multifractality and power-laws in correlations. *New J Phys*, 2008, 10(2): 023006
- 6 Zhou C S, Kurths J. Dynamical weights and enhanced synchronization in adaptive complex networks. *Phys Rev Lett*, 2006, 96(16): 164102
- 7 Ren Q, Zhao J. Adaptive coupling and enhanced synchronization in coupled phase oscillators. *Phys Rev E*, 2007, 76(1): 016207
- 8 Yuan W J, Zhou C S. Interplay between structure and dynamics in adaptive complex networks: Emergence and amplification of modularity by adaptive dynamics. *Phys Rev E*, 2011, 84(1): 016116
- 9 Ito J, Kaneko K. Spontaneous structure formation in a network of chaotic units with variable connection strengths. *Phys Rev Lett*, 2002, 88(2): 028701
- 10 Ito J, Kaneko K. Spontaneous structure formation in a network of dynamic elements. *Phys Rev E*, 2003, 67(4): 046226
- 11 Gong P, Leeuwen C V. Evolution to a small-world network with chaotic units. *Europhys Lett*, 2004, 67(2): 328–333
- 12 Van Den Berg D, Van Leeuwen C. Adaptive rewiring in chaotic networks renders small-world connectivity with consistent clusters. *Europhys Lett*, 2004, 65(4): 459–464
- 13 Ebel H, Bornholdt S. Coevolutionary games on networks. *Phys Rev E*, 2002, 66(5): 056118
- 14 Zimmermann M G, Eguíluz V M, San Miguel M. Coevolution of dynamical states and interactions in dynamic networks. *Phys Rev E*, 2004, 69(6): 065102(R)
- 15 Eguíluz V M, Zimmermann M G, Cela-Conde C J, et al. Cooperation and the emergence of role differentiation in the dynamics of social networks. *Am J Sociol*, 2005, 110(4): 977–1008
- 16 Pacheco J M, Traulsen A, Nowak M A. Coevolution of strategy and structure in complex networks with dynamic linking. *Phys Rev Lett*, 2006, 97(25): 258103
- 17 Holme P, Newman M E J. Nonequilibrium phase transition in the coevolution of networks and opinions. *Phys Rev E*, 2006, 74(5): 056108
- 18 Fu F, Wang L. Coevolutionary dynamics of opinions and networks: From diversity to uniformity. *Phys Rev E*, 2008, 78(1): 016104
- 19 Kozma B, Barrat A. Consensus formation on adaptive networks. *Phys Rev E*, 2008, 77(1): 016102
- 20 Iñiguez G, Kertész J, Kaski K K, et al. Opinion and community formation in coevolving networks. *Phys Rev E*, 2009, 80(6): 066119
- 21 Gross T, D’Lima C J D, Blasius B. Epidemic dynamics on an adaptive network. *Phys Rev Lett*, 2006, 96(20): 208701

- 22 Shaw L B, Schwartz I B. Fluctuating epidemics on adaptive networks. *Phys Rev E*, 2008, 77(6): 066101
- 23 Gross T, Kevrekidis I G. Robust oscillations in SIS epidemics on adaptive networks: Coarse graining by automated moment closure. *Europhys Lett*, 2008, 82(3): 38004
- 24 Zanette D H, Risau-Gusmán S. Infection spreading in a population with evolving contacts. *J Biol Phys*, 2008, 34(1-2): 135–148
- 25 Risau-Gusmán S, Zanette D H. Contact switching as a control strategy for epidemic outbreaks. *J Theor Biol*, 2009, 257(1): 52–60
- 26 Van Segbroeck S, Santos F C, Pacheco J M. Adaptive contact networks change effective disease infectiousness and dynamics. *PLoS Comput Biol*, 2010, 6(8): e1000895
- 27 Shaw L B, Schwartz I B. Enhanced vaccine control of epidemics in adaptive networks. *Phys Rev E*, 2010, 81(4): 046120
- 28 Funk S, Gilad E, Watkins C, et al. The spread of awareness and its impact on epidemic outbreaks. *Proc Natl Acad Sci USA*, 2009, 106(16): 6872–6877
- 29 Marceau V, Noel P A, Hebert-Dufresne L, et al. Adaptive networks: Coevolution of disease and topology. *Phys Rev E*, 2010, 82(3): 036116
- 30 Fenichel E, Castillo-Chavez C, Ccedia M, et al. Adaptive human behavior in epidemiological models. *Proc Natl Acad Sci USA*, 2011, 108(15): 6306–6311
- 31 Yang H, Tang M, Zhang H F. Efficient community-based control strategies in adaptive networks. *New J Phys*, 2012, 14: 123017
- 32 Valdez L D, Macri P A, Braunstein L A. Intermittent social distancing strategy for epidemic control. *Phys Rev E*, 2012, 85(3): 036108
- 33 Lagorio C, Dickison M, Vazquez F, et al. Quarantine-generated phase transition in epidemic spreading. *Phys Rev E*, 2011, 83(2): 026102
- 34 Zhou J, Xiao G, Cheong S A, et al. Epidemic reemergence in adaptive complex networks. *Phys Rev E*, 2012, 85(3): 036107
- 35 Ruan Z Y, Tang M, Liu Z H. Epidemic spreading with information-driven vaccination. *Phys Rev E*, 2012, 86: 036117
- 36 Aiello A E, Murray G F, Perez V, et al. Mask use, hand hygiene, and seasonal influenza-like illness among young adults: A randomized intervention trial. *J Infect Diseases*, 2010, 201(4): 491–498
- 37 Tan X D, Li S Y, Wang C H, et al. Severe acute respiratory syndrome epidemic and change of people's health behavior in China. *Health Educ Res*, 2004, 19(5): 576–580
- 38 Lau J T, Yang X, Tsui H, et al. Impacts of SARS on health-seeking behaviors in general population in Hong Kong. *Prev Med*, 2005, 41(2): 454–462
- 39 Chen F, Jiang M, Rabidoux S, et al. Public avoidance and epidemics: Insights from an economic model. *J Theor Biol*, 2011, 278: 107–119
- 40 Hausmann-Mueala S, Muela Ribera J, Nyamongo I. Health-seeking behaviour and the health system response. In: the Proceedings of Disease Control Priorities Project (DCPP), 2003
- 41 World Health Organization. Rapid assessment of health seeking behavior in relation to sexual transmitted disease: Draft protocol. 1995
- 42 Cohen R, Havlin S, ben-Avraham D. Efficient immunization strategies for computer networks and populations. *Phys Rev Lett*, 2003, 91(24): 247901
- 43 Gómez-Gardeñes J, Echenique P, Moreno Y. Immunization of real complex communication networks. *Eur Phys J B*, 2006, 49(2): 259–264
- 44 Zhou T, Fu Z Q, Wang B H. Epidemic dynamics on complex networks. *Prog Nat Sci*, 2006, 16(5): 452–457
- 45 Onnela J P, Saramäki J, Hyvönen J, et al. Structure and tie strengths in mobile communication networks. *Proc Natl Acad Sci USA*, 2007, 104(18): 7332
- 46 Jo H H, Pan R K, Kaski K. Emergence of bursts and communities in evolving weighted networks. *PLoS ONE*, 2011, 6(8): e22687
- 47 Shu P P, Tang M, Gong K, et al. Effects of weak ties on epidemic predictability on community networks. *Chaos*, 2012, 22(4): 043124
- 48 Newman M E J, Girvan M. Finding and evaluating community structure in networks. *Phys Rev E*, 2004, 69(2): 026113
- 49 Kim B J, Yoon C N, Han S K, et al. Path finding strategies in scale-free networks. *Phys Rev E*, 2002, 65(2): 027103
- 50 Noh J D, Rieger H. Random walks on complex networks. *Phys Rev Lett*, 2004, 92(11): 118701
- 51 Wang B H, Zhou T. Traffic flow and efficient routing on scale-free networks: A survey. *J Korean Phys Soc*, 2007, 50(1): 134–141

Local transient-based quarantine strategy in adaptive networks

LIU HongKun¹, YANG Hui^{2*}, TANG Ming^{2*} & ZHOU Tao²

¹*School of Statistics, South Western University of Finance and Economics, Chengdu 610074, China;*

²*Web Sciences Center, University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu 610054, China*

Most studies on epidemic spreading in adaptive networks mainly focus on characteristics and controlling of steady state. Recently some researches indicate that transient dynamics is of significant importance in controlling the spread of epidemics. In order to prevent epidemic spreading timely and efficiently, we propose a local control strategy, i.e. acquaintance quarantine strategy. This strategy can efficiently control the epidemic spreading, and the control effect is very close to that of optimal quarantine strategy which is based on global information. Moreover, we check its robustness in controlling by analyzing the sensitivity of different strategies to basic parameters, and reveal the dependency of control effects with different parameters on the community structure emerging from transient process.

adaptive network, epidemic spreading, transient process, quarantine strategy, community structure

PACS: 89.75.Hc, 87.19.X-, 89.75.Fb, 87.19.lr

doi: 10.1360/132013-155