

一种基于元胞自动机的自适应网络病毒传播模型*

宋玉蓉[†] 蒋国平 徐加刚

(南京邮电大学自动化学院, 南京 210003)

(2011年1月14日收到; 2011年8月9日收到修改稿)

自适应网络是节点动力学和网络动力学相互作用和反馈的演化网络. 基于元胞自动机建立自适应网络中易感-感染-易感 (susceptible-infected-susceptible) 的病毒传播模型, 研究节点为了规避病毒传播所采取的多种网络重连规则对病毒传播及网络统计特征的影响. 结果表明: 自适应网络中的重连规则可以有效减缓病毒传播速度, 降低病毒传播规模; 随机重连规则使得网络统计特征趋于随机网络; 基于元胞自动机建立的传播模型清晰地表达了病毒在传播过程中的双稳态现象.

关键词: 自适应网络, 传播动力学, 网络动力学, 元胞自动机

PACS: 05. 90. + m, 05. 65. + b, 05. 70. Jk

1. 引言

当某种流行病在人群中传播时, 人们会自发地调整个体的社会活动行为以规避感染的风险. 当获知某新闻网站有木马病毒时, 网络用户会自然停止访问该网站, 而转去其他网站浏览新闻. 网络蠕虫病毒爆发会使得网络流量陡增, 造成网络拥塞, 从而使网络中的一些边失去传输能力, 这也相当于网络连接改写. 节点自身的这种应对风险的规避行为改变了网络中的边连接, 导致网络拓扑发生变化^[1]. 此外, 现有的大量研究成果表明网络拓扑变化会对网络传播行为产生重要的影响. 例如, 在小世界网络中病毒的传播比在规则网络中更快、更容易^[2], 无标度网络无明显的传播阈值, 病毒更容易在此类网络中流行并长期存在^[3]. 上述现象及相关研究表明, 网络拓扑会依赖节点病毒传播动力学而进行适应性调整, 网络拓扑的改变和调整反过来又对病毒传播产生影响. 体现出这样一种节点动力学 (以节点作为一个动力学系统) 和网络动力学 (以网络拓扑作为一个动力学系统) 相互反馈的网络被称为自适应网络 (adaptive networks, 简记为 AN)^[4], AN 是一类时变

网络. Gross 等^[4] 提出 AN 中的易感-感染-易感 (susceptible-infected-susceptible, 简记为 SIS) 模型, Shaw 等^[5] 提出自适应网络中的易感-感染-免疫-易感 (susceptible-infected-recovered-susceptible, 简记为 SIRS) 模型, 这两个模型考虑网络中易感节点 (S 节点) 会尽量避免与感染节点 (I 节点) 接触, 断开与 I 节点的连接而重新与其他 S 节点或免疫节点 (R 节点) 建立新连接. Risau-Gusman 等^[6] 考虑节点对邻居节点状态具有不完全知识时, 研究了在多种重连策略下 AN 中的病毒传播行为. 研究表明, 节点动力学和拓扑的相互作用对传播产生重要影响. 重写边连接导致传播阈值增加, 传播出现双稳态 (感染稳态和健康稳态). Shaw 等^[7] 也研究了应用随机免疫策略在 AN 中比在静态网络中更加有效. 以上关于 AN 病毒传播的研究改变了目前多为静态网络的假设^[8], 反映了一些实际网络中的传播特性. 然而, 上述研究主要针对随机网络进行, 现实网络中大多具有小世界和无标度效应, 重连策略对不同网络的拓扑统计特征产生怎样的影响是现有文献中未能体现的. 此外, 现有文献关于 AN 的研究主要基于平均场理论, 用微分方程体现网络拓扑的多种特征是比较困难的, 从而也在一定程度上制约了对多种网络拓扑的

* 国家自然科学基金 (批准号: 60874091)、江苏省自然科学基金 (批准号: BK2010526)、江苏省“六大人才高峰”计划 (批准号: SJ209006)、高等学校博士学科点专项科研基金 (批准号: 20103223110003) 和南京邮电大学引进人才计划 (批准号: NY209021) 资助的课题.

[†] E-mail: songyr@njupt.edu.cn

考虑.

元胞自动机(CA)是一个具有简单构造但能产生复杂自组织行为的离散动力学系统,其应用涉及生物学、计算机科学、信息科学、复杂性科学、地理学等领域. CA能有效克服基于平均场方法建立的微分方程模型所表现出来的缺陷,是一种研究复杂系统及其动力学的有效替代方法. 利用CA对传染病学^[9-13]、网络系统行为^[14-16]的研究已经受到广泛关注. 文献[17, 18]使用CA,基于多种网络拓扑结构对复杂网络中的病毒传播进行了研究,研究表明CA在反映个体间相互作用、网络拓扑的表达、节点的空间特性以及传播过程中的概率事件描述上具有其固有的优势.

本文使用CA建立AN病毒传播模型,考虑在多种网络拓扑下病毒传播过程中,节点规避传播可能采取边重连行为,这些重连行为导致网络拓扑发生改变,研究传播行为与拓扑结构的相互作用和反馈机制,以及网络拓扑如何依赖节点状态而发生变化,反之,演化的拓扑又对传播行为产生

的影响. 同时,还对时变的AN的统计特征、传播演化、传播阈值和免疫控制等进行研究.

2. AN病毒传播的CA模型

建立AN的CA传播演化模型如图1所示. 考虑AN是网络动力学和节点动力学之间相互作用、相互反馈的耦合演化网络. 我们对AN在网络结构特征和节点行为特征进行分析,其中网络结构主要考虑网络节点度分布、平均路径长度、聚类特征等统计特征,节点行为则主要考虑节点传播行为特征、规避心理、免疫特性等. 一个CA模型主要由元胞空间 C 、元胞的有限状态集 Q 、元胞邻域 V 和元胞状态转换规则函数 f 等四个要素构成. 通常情况下,用一个四元组 (C, Q, V, f) 表示一个CA. 抽象AN的网络结构特征和节点行为特征映射到CA的 C, Q 和 V 中,考虑AN网络结构变化和传播行为的合作演化,抽象出影响状态转换的多种因素,定义合作演化规则,并映射到CA的 f 中.

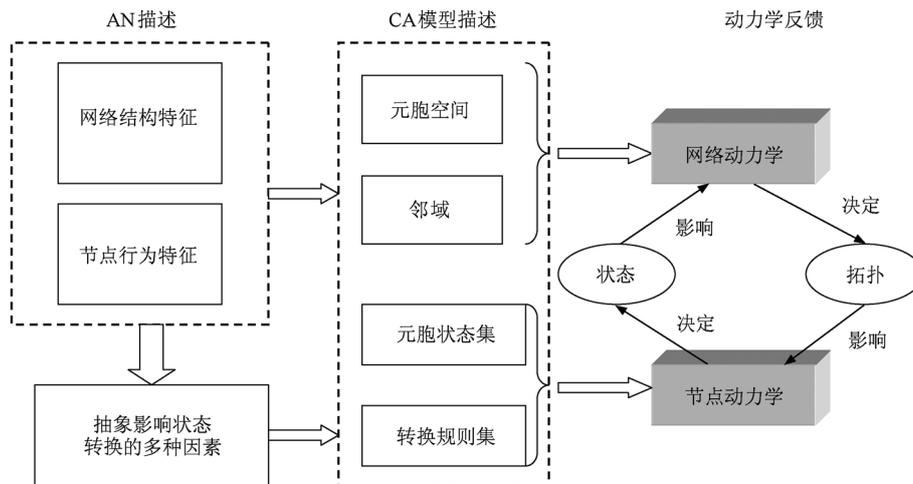


图1 基于CA的AN传播模型

2.1. CA模型

考虑一个具有 N 个节点的AN,建立包含 N 个元胞的一维元胞空间,一维元胞空间中的一个元胞即代表网络中的一个节点;网络的拓扑结构通常可以用邻接矩阵 A 来定义,由于AN的拓扑结构是随时间 t 变化的时变网络,故邻接矩阵表示为 $A(t)$. 显然,从 $A(t)$ 可以直接获取元胞的邻域, t 时刻节点 i 的邻域 $V_i(t)$ 就被定义为 $A(t)$ 中的第 i 行的向量,即 $V_i(t) = \{a_{ij}(t) | a_{ij}(t) \in A(t), j=1, 2, \dots, N\}$;若

$a_{ij}(t) = 1$,表示节点 i 和 j 之间在 t 时刻存在连接. 若 $a_{ij}(t) = 0$,表示节点 i 和 j 之间在 t 时刻无连接.

考虑SIS传播模型时,系统中节点状态只能处于易感(也可称为健康)状态(S状态)和感染状态(I状态)之一,S状态用0表示,I状态用1表示,令 $Q = \{0, 1\}$,节点 i 在 t 时刻的状态变量用 $s_i(t)$ ($s_i(t) \in Q$)表示,则当节点 i 在 t 时刻处于I状态时,

$$s_i(t) = 1; \quad (1a)$$

当节点 i 在 t 时刻处于S状态时,

$$s_i(t) = 0. \quad (1b)$$

本地转换函数 f 也称转换规则,它是 CA 模型的核心. 考虑病毒的传播行为和节点规避传播的自适应调整行为,我们可以将规则分为传播规则和重连规则两类.

2.2. SIS 传播规则

依据 SIS 传播过程^[17],在每个时间步内任何节点仅能被其邻居感染,I 状态节点试图以概率 β 感染它的每一个处于 S 状态的邻居节点,这一过程我们称为感染过程,同时,处于 I 状态的节点以概率 δ 恢复为 S 状态节点,这一过程称为治愈过程. 那么,节点 i 在离散时刻 t 的状态 $s_i(t)$ 依赖于该节点在上一时刻的自身状态 $s_i(t-1)$ 和其邻居的状态 $s_{v_i}(t-1)$,节点状态转换可用下列状态转换函数表示:

$$s_i(t+1) = \max(f_\delta(s_i(t)(1-\delta_i)), g_\beta(\overline{s_i(t)(1-(1-\beta_i)^{m_i(t)})})), \quad (2)$$

式中 $\bar{\cdot}$ 表示取反操作, \max 函数取其两个参数中的最大值作为 $t+1$ 时刻节点 i 的状态, \max 函数中的两个参数分别由治愈过程函数 $f_\delta(s_i(t)(1-\delta_i))$ 和感染过程函数 $g_\beta(\overline{s_i(t)(1-(1-\beta_i)^{m_i(t)})}$ 的返回结果确定. 这里,治愈过程函数 $f_\delta(x)$ 表示先前处于感染状态节点,经过一个离散时间 t 后的状态改变结果,感染节点以概率 δ 治愈恢复为 S 状态,以概率 $1-\delta$ 维持原有的 I 状态,定义为

$$f_\delta(x) = \begin{cases} 1 & (x \geq \delta), \\ 0 & (x < \delta). \end{cases} \quad (3)$$

若 $s_i(t) = 0$,那么节点 i 不受治愈过程影响. 感染过程函数 $g_\beta(x)$ 表示处于健康状态节点,经过一个离散时间 t 后的状态改变结果,定义为

$$g_\beta(x) = \begin{cases} 1 & (x \geq 1-\beta), \\ 0 & (x < 1-\beta). \end{cases} \quad (4)$$

一个感染节点以概率 β 感染处于健康状态的邻居节点,亦即一个健康节点受到处于感染状态的邻居的感染. 这个健康节点获得感染的概率随着处于感染状态的邻居数目的增加而增加,这个概率表示为 $1-(1-\beta_i)^{m_i(t)}$,其中 $m_i(t)$ 表示在 t 时刻节点 i 的邻居中处于感染状态的邻居数,有

$$m_i(t) = \sum_{j=1}^N a_{ij}(t) s_j(t). \quad (5)$$

若 $s_i(t) = 1$,那么节点 i 不受感染过程影响.

令 $S(t)$ 为状态矩阵, SIS 传播演化规则表明节

点下一时刻的状态依赖于当前时刻的节点状态及网络拓扑,即

$$S(t+1) = F(A(t), S(t)). \quad (6)$$

设 $\rho(t)$ 为 t 时刻网络中受感染节点的密度, $\rho(0)$ 为初始时刻的节点感染密度,则有下列统计结果:

$$\rho(t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N s_i(t). \quad (7)$$

2.3. 重连策略

这里网络拓扑演化由节点间的断边重连行为引起,当节点获知病毒在网络中蔓延时,为规避感染,节点会主动调整自己的行为,减少或断开与感染体或疑似感染体的接触,转而与其他节点建立联系. 这种行为相当于改写网络中的边,网络结构必然随着传播演化而动态调整. 假设重写连接不改变网络中总节点数和总边数,我们将重写连接过程细化为以下三个步骤:步骤 1 是选择具有何种属性的边断开;步骤 2 为选择发起新连接的节点;步骤 3 为选择被连接的节点,从而建立一条新的边. 在每个步骤中根据不同情形,可以定义若干策略或规则,下面将进行详细叙述.

步骤 1 该步骤用于规定当网络中有病毒流行时具有何种属性的边可能被断开.

若健康节点 i 和感染节点 j 之间有边连接,则在时刻 t 以概率 ω 断开两者的边,即 $P\{a_{ij}(t) = 0, a_{ji}(t) = 0\} = \omega$. 这是一种最常用的断边规则,我们将此策略记为 P1-1,表示步骤 1 中的第一种规则或策略. 下面步骤中的策略也采用类似记法.

步骤 2 该步骤将选择发起新连接的节点 N_{source} ,用于规定断边后被断边的两端节点新连接的发起者.

我们考虑 P2-1, P2-2 和 P2-3 三种策略. 在 P2-1 中,选择健康节点 i 成为 N_{source} ,即 $P\{N_{\text{source}} = i\} = 1$; 在 P2-2 中,感染节点 j 成为 N_{source} ,即 $P\{N_{\text{source}} = j\} = 1$; 在 P2-3 中,规定按概率 ξ 选择健康节点 i 成为 N_{source} ,按 $1-\xi$ 的概率选择感染节点 j 成为 N_{source} ,即 $P\{N_{\text{source}} = i\} = \xi, P\{N_{\text{source}} = j\} = 1-\xi$.

步骤 3 该步骤首先定义被连接的候选节点集 $N_{\text{candidate}}$,然后从 $N_{\text{candidate}}$ 中随机选择最终的被连接节点 $N_{\text{destination}}$.

选择 $N_{\text{candidate}}$ 策略规定,在发起连接节点的所有非邻居节点中,选择具有何种状态的非邻居节点成为 $N_{\text{candidate}}$,有 P3-1, P3-2 和 P3-3 三种策略. 在 P3-1

中,选择 N_{source} 的所有具有 S 态的非邻居节点为 $N_{candidate}$, 令 $x_{N_{source}k}(t) = a_{N_{source}k}(t) + s_k(t), k = 1, \dots, N$ 且 $k \neq N_{source}$, 则 $N_{candidate} = \{k | x_{N_{source}k}(t) = 0\}$. 在 P3-2 中,选择 N_{source} 的所有具有 I 态的非邻居节点为 $N_{candidate}$, 令 $\hat{x}_{N_{source}k}(t) = a_{N_{source}k}(t) + \overline{s_k(t)}, k = 1, \dots, N$ 且 $k \neq N_{source}$, 则 $N_{candidate} = \{k | \hat{x}_{N_{source}k}(t) = 0\}$. 在 P3-3 中,选择 N_{source} 的任意态非邻居节点, 则 $N_{candidate} = \{k | a_{N_{source}k}(t) = 0\}$.

P3-1 和 P3-2 策略适用于对周围非邻居节点状态具有完全知识, P3-3 策略适用于对周围非邻居节点状态完全不具有知识.

令 $|N_{candidate}|$ 为候选节点数, 则 $|N_{candidate}| \geq 1$. 在选定候选节点后, 从候选节点中随机选择一个节点作为被连接节点 $N_{destination}$, 有 $P\{N_{destination} = \kappa, \kappa \in N_{candidate}\} = \frac{1}{|N_{candidate}|}$; 然后, 建立发起连接节点 N_{source} 与被连接节点 $N_{destination}$ 的边, 即 $a_{N_{source}N_{destination}}(t) = 1, a_{N_{destination}N_{source}}(t) = 1$.

上述重连策略表明, 网络拓扑演化依赖于上一时刻的拓扑及节点状态, 即

$$A(t+1) = G(A(t), S(t+1)). \quad (8)$$

(6) 和 (8) 式正是表达了网络动力学和传播动力学的相互作用与反馈.

在文献[4, 5]提出的 AN 的 SIS 模型中, 采用的重连策略是以一定概率断开 S 节点与 I 节点的连边, S 节点随机选择一个具有 S 态的非邻居节点建立新连接, 即采用 P1-1, P2-1, P3-1 这组策略. 文献[6]除了采用 P1-1, P2-1, P3-1 策略外, 也考虑了 P1-1, P2-1, P3-2 和 P1-1, P2-2, P3-1 两组重连策略.

3. 仿真分析

考虑下列四种典型拓扑网络: 最近邻耦合 (NC) 网络、Erdos-Renyi (ER) 随机网络、Watts-Strogatz (WS) 小世界网络和 Barabási-Albert (BA) 无标度网络, 网络规模 N 分别为 200 和 500 两种, 网络平均度为 6, 使用上述提出的基于 CA 的 AN 病毒传播模型, 通过仿真分析不同重连规则下的病毒传播演化、重连策略对网络统计特征的影响以及重连策略对传播阈值的影响等.

3.1. 传播演化

仿真中传播参数取值为 $\alpha = 0.4, \beta = 0.8$,

$\rho(0) = 1\%$, 重连策略和重连相关参数如表 1 所列.

表 1 仿真中的重连策略及参数设置

策略编号	重连策略	相关参数	说明
R0	无重连	$\omega = 0$	静态网络
R1	P1-1, P2-1, P3-1	$\omega = 0.5$	S 节点随机选择非邻居 S 节点
R2	P1-1, P2-1, P3-2	$\omega = 0.5$	S 节点随机选择非邻居任意节点
R3	P1-1, P2-2, P3-3	$\omega = 0.5$	I 节点随机选择非邻居任意节点
R4	P1-1, P2-3, P3-1	$\omega = 0.5, \xi = 0.8$	任意节点随机选择非邻居 S 节点
R5	P1-1, P2-3, P3-3	$\omega = 0.5, \xi = 0.8$	任意节点随机选择非邻居任意节点

在上述仿真参数设置下, 每次仿真试验选择一种网络拓扑和重连规则进行传播演化, 演化时间步为 200. 对每一种网络拓扑, 在各种重连策略下分别执行 100 次仿真试验, 进行统计平均, 得到图 2 所示的传播演化曲线. 图 2(a)–(f) 网络规模 $N = 500$, 分别使用表 1 中所列 R0 到 R5 策略; 图 2(g), (h) 网络规模 $N = 200$, 分别使用 R1 和 R5 策略. 经比较分析后发现以下五种典型的现象: (1) 从传播最终感染节点的密度看, 采用 R1–R5 中任意一种策略, 都可使病毒感染密度较无重连 (即 R0) 策略时有所减低, R1 策略下具有最小的病毒感染密度, R4 次之. 在 R1 和 R4 策略中, 发起连接节点对邻居所处状态具有完全知识, 说明如果能对非邻居节点状态有完全知识, 节点做出理性的规避策略可以更有效地降低感染规模. (2) 重连策略的使用使得任何一种网络中节点的最终感染密度趋于一致. (3) 使用重连策略后, NC 网络的病毒传播速度变快, 其他三种网络的传播速度均变慢. 造成 (2) 和 (3) 两种现象的原因是随机重连使得 NC 网络中规则的邻居关系被打破, 小世界网络中的长程边增多, 无标度网络中的优先连接机制失效, 从而任何一种网络都趋向随机图进行演化. (4) 图 2(d) 中, 四种网络下传播速度都明显加快. 这说明在感染节点做出非理性的恶意选择或不清楚自身状态的感染节点做出的过失选择连接都会使病毒传播加快. (5) 图 2(b) ($N = 500$) 和图 2(g) ($N = 200$) 均使用 R1 策略, 图 2(f) ($N = 500$) 和图 2(h) ($N = 200$) 均使用 R5 策略, 由此可知, 网络规模越小传播越快, 但整体传播趋势在不同规模网络下都是一致的.

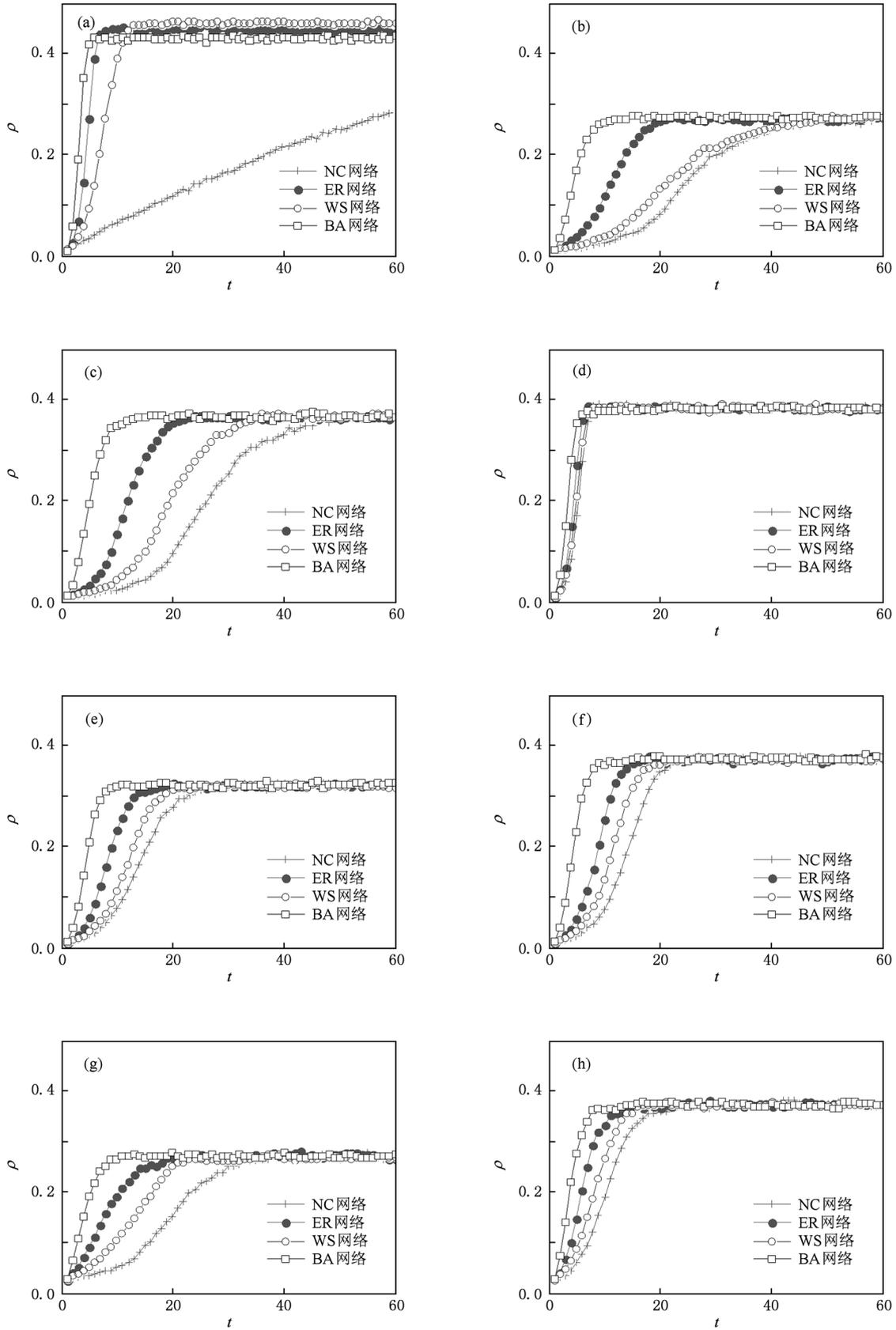


图2 当 $N=500, 200$ 时 AN 的传播演化 (a) $R_0, N=500$; (b) $R_1, N=500$; (c) $R_2, N=500$; (d) $R_3, N=500$; (e) $R_4, N=500$; (f) $R_5, N=500$; (g) $R_1, N=200$; (h) $R_5, N=200$

3.2. 重连策略对网络属性的影响

下面我们重点考察节点动力学和网络动力学相互耦合作用后最终网络拓扑性质的变化,分别考虑 $N=200$ 和 $N=500$ 两种网络规模. 应用以上设定的传播参数和表 1 中的 R1 策略,进行 200 个时间步的传播演化,这样的演化过程又被重复执行 100 次,从这 100 次试验中随机选择一次传播演化,对初始时刻、第 50 个时间步和第 200 个时间步的网络特征(包括度分布、平均路径长度和聚类系数)进行统计. 在 $N=200$ 和 $N=500$ 时,所得到的各个时刻网络统计特征是类似的,这里仅给出 $N=500$ 时网络统计特征变化,如表 2 所列.

表 2 $t=0, 50$ 和 200 时的网络统计参数(应用 R1 策略, $N=500$)

统计参数		$t=0$	$t=50$	$t=200$
NC 网络	聚类系数	0.6	0.013	0.014
	平均度	6	4.44(6.58)	4.27(6.51)
	平均路径长度	42.08	3.69	3.69
ER 网络	聚类系数	0.014	0.018	0.010
	平均度	6	4.56(6.57)	4.33(6.52)
	平均路径长度	3.67	3.68	3.68
WS 网络	聚类系数	0.43	0.011	0.012
	平均度	6	4.6(6.5)	4.6(6.5)
	平均路径长度	5.27	3.66	3.67
BA 网络	聚类系数	0.078	0.012	0.014
	平均度	6	4.2(6.6)	4.4(6.5)
	平均路径长度	3.08	3.65	3.66

注:括号外的值为处于 I 态节点的平均度,括号内的值为处于 S 态节点的平均度.

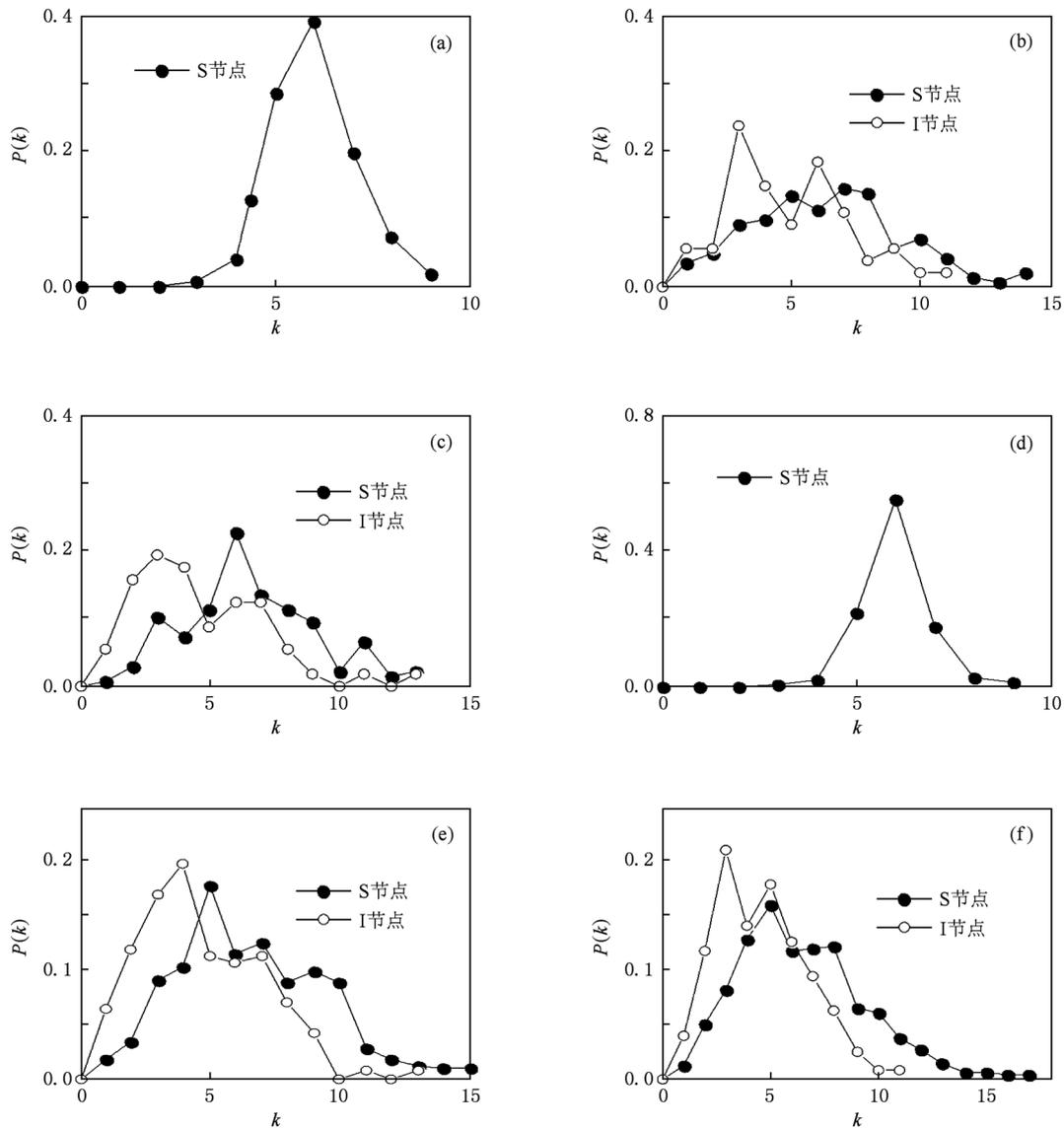


图 3 R1 策略下小世界网络度分布的变化 (a) $N=200, t=0$; (b) $N=200, t=50$; (c) $N=200, t=200$; (d) $N=500, t=0$; (e) $N=500, t=50$; (f) $N=500, t=200$

表2数据表明:经过断边和随机重连后,NC网络、WS网络和BA网络的聚类系数明显变小,并且趋向一致;NC网络中平均路径长度显著变小(这是导致在NC网络中病毒传播加快的重要因素);对任何一种网络都能发现处于I态节点的平均度变小,

处于S态节点的平均度变大.图3所示为小世界网络度分布变化,图4所示为无标度网络度分布变化.在R1策略下,不论何种初始网络结构,随着时间演化,网络结构都将趋同随机图的统计特征,即聚类系数小,平均路径长度小,度分布遵循泊松分布.

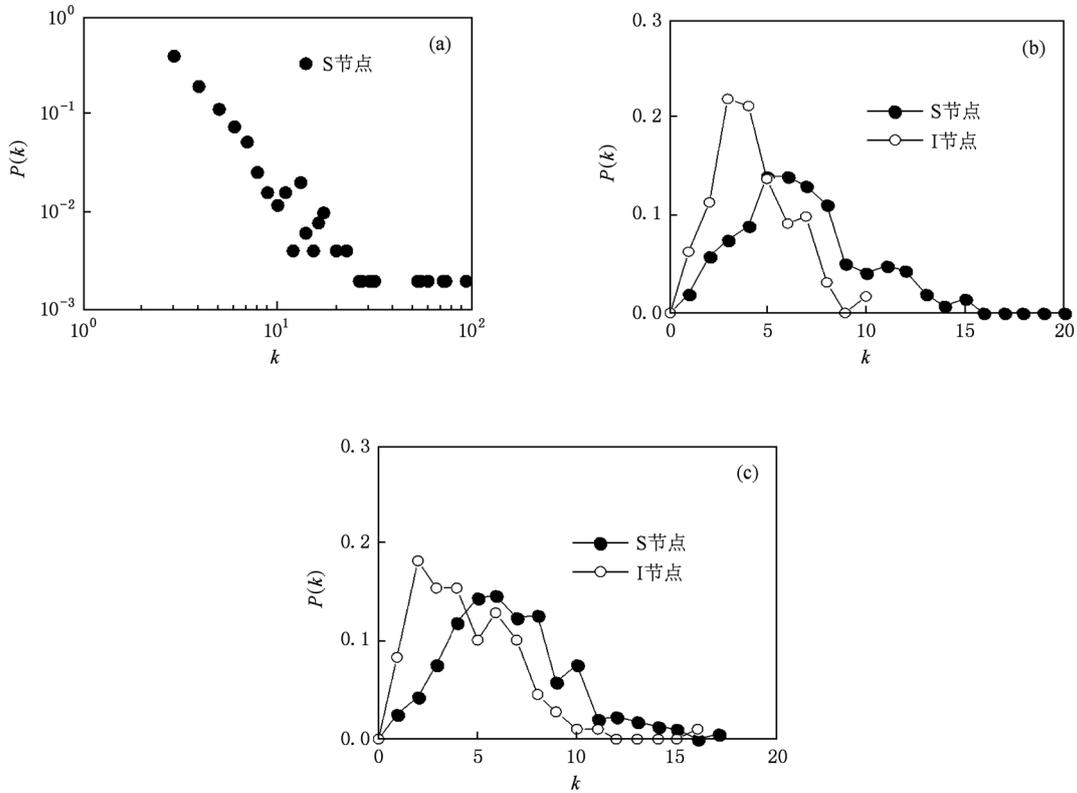


图4 R1策略下无标度网络度分布的变化 (a) $N=500, t=0$; (b) $N=500, t=50$; (c) $N=500, t=200$

3.3. 传播阈值(与无重连时进行对比)

设定传播参数 $\beta = 0.8, I(0) = 2$, 传染率 α 从 0 以步长 0.01 变化到 0.8, 分别应用 R0, R1 和 R5 策略, 在每一组传播参数和每一个重连策略的作用下, 分别进行 100 次试验, 对这 100 次结果进行统计平均, 得到四个网络的传播阈值如图 5—图 7 所示, 其中 λ 为传播值, $\lambda = \alpha/\beta$. 不考虑重连时(即 R0 策略), 四个网络中的传播阈值 λ_c 和感染密度 ρ 是互不相同的. 从如图 5(a) 可以看出, NC 网络具有最大的 λ_c ($\lambda_c \approx 0.175$), WS 网络和 ER 网络次之, 分别约为 0.15 和 0.13, BA 网络最小 ($\lambda_c \approx 0.05$), 即网络度分布的异质化程度越高, 传播阈值越小. 从感染密度看, 在相同传播率下, NC 网络感染密度最小, 其他三种网络基本相同. 如图 6(a) 和图 7(a) 所示, 考虑重连后, R1 策略和 R5

策略都使得四种网络的 λ_c 明显增大, 如在 R5 策略作用下 NC 网络的 $\lambda_c \approx 0.3250$, WS 网络的 $\lambda_c \approx 0.2875$, ER 网络的 $\lambda_c \approx 0.2625$, BA 网络的 $\lambda_c \approx 0.2125$. 在 R1 策略下, 阈值增加更大. 当 $\lambda > \lambda_c$ 时, 这四种网络中的感染密度都几乎一致. 在图 5(b)、图 6(b) 和图 7(b) 中, 反映了传播值 λ 与传播消亡率的关系. 无论任何一种网络, 在特定的传播值区间, 病毒既有可能传播也有可能感染之初就很快消亡, 且消亡率随传播值的增加以指数形式迅速减小. 从图 5(b) 可以看出, 当 λ 在区间 (0.05, 0.60) 取值时, 病毒既可能传播, 也可能消亡. 例如, 当取 $\lambda = 0.3$ 时, BA 网络的消亡率为 0.82, 说明在 100 次试验中有 82 次病毒在感染之初就很快消亡, 只有 18 次导致病毒大规模流行. 在 R1 和 R5 策略下, BA 网络的这个特定区间分别为 (0.26, 0.66) 和 (0.21, 0.53), 其他三种网络

也都存在类似的特定传播值区间,如图 6(b) 和图 7(b) 所示. 以上结果说明,在这些特定传播值区间病毒流行和消亡这两种情况都有可能存在,文

献[4]中称之为双稳态现象. 本文的研究结果表明,不论是在静态网络(图 5)还是在 AN(图 6 和图 7)中,病毒传播都存在双稳态现象.

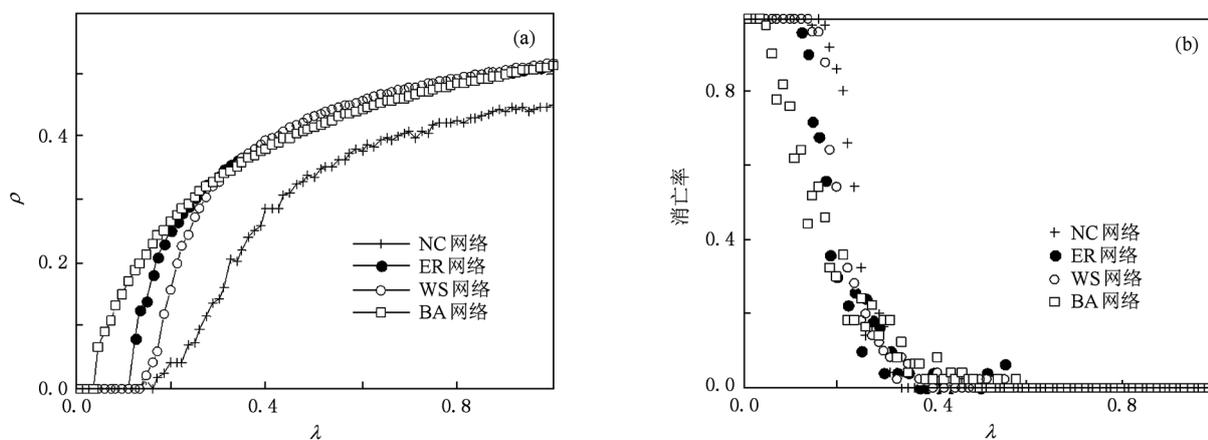


图 5 R0 策略下传播阈值及传播值与消亡率的关系 (a)传播阈值,(b)传播值 λ 与传播消亡率的关系

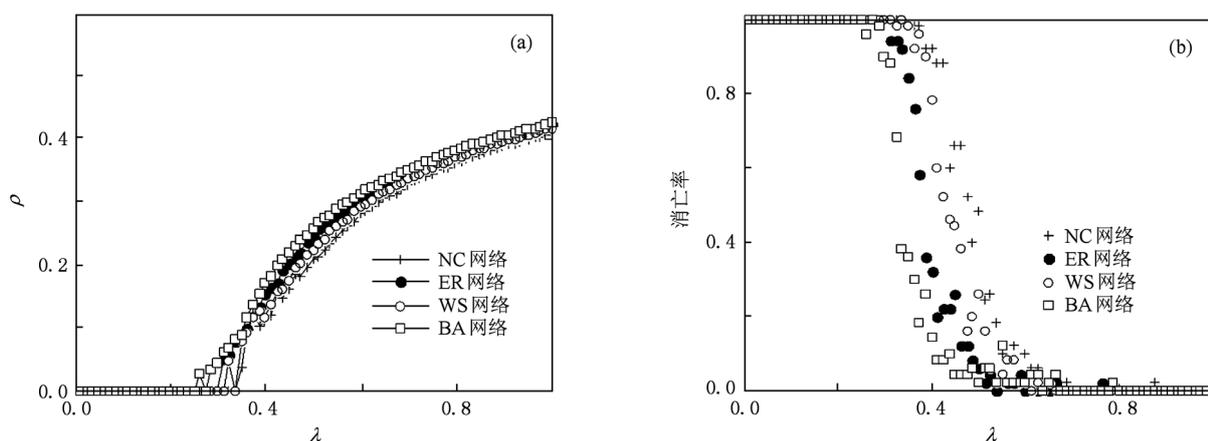


图 6 R1 策略下传播阈值及传播值与消亡率的关系 (a)传播阈值,(b)传播值 λ 与传播消亡率的关系

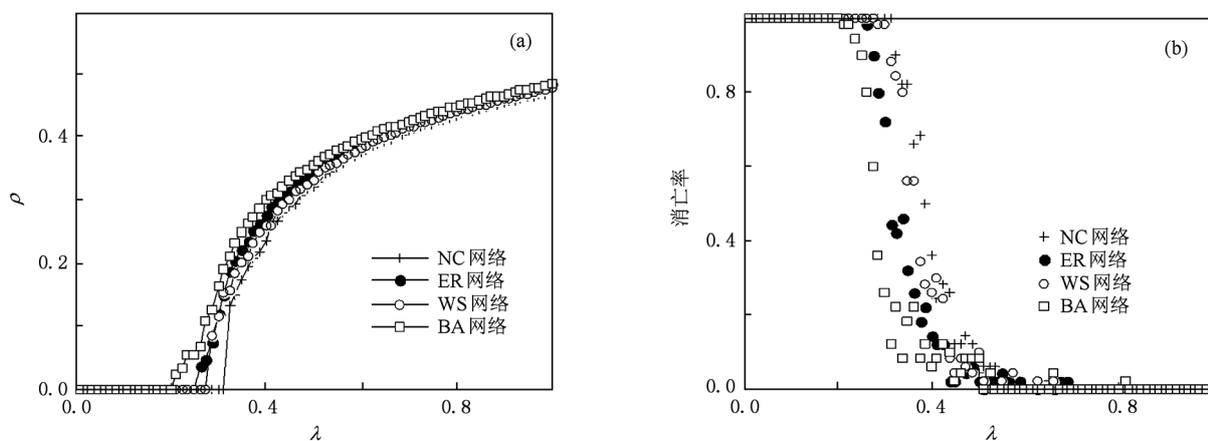


图 7 R5 策略下传播阈值及传播值与消亡率的关系 (a)传播阈值,(b)传播值 λ 与传播消亡率的关系

4. 结 论

本文使用 CA 建立了 AN 病毒传播的 SIS 模型, 研究了 AN 中病毒传播行为与拓扑结构的相互作用和反馈机制. 以 NC 网络、随机图网络、小世界网络和无标度网络作为初始网络拓扑, 考虑多种重连规则, 对 AN 在病毒传播演化、网络统计

特征变化和病毒传播阈值等方面分别进行了分析, 并与相应的静态网络进行了比较. 研究表明: AN 中的重连策略可以有效减缓病毒传播速度, 降低病毒传播规模; 随机重连策略使得具有任意拓扑特征的初始时刻网络在传播演化过程中, 其网络统计特征都将趋同于随机网络; 基于 CA 建立的传播模型清晰地表达了病毒在传播过程中的双稳态现象.

-
- [1] Schwartz I B, Shaw L B 2010 *Physics* **3** 17
- [2] Watts D J, Strogatz S H 1998 *Nature* **393** 409
- [3] Pastor-Satorras R, Vespignani A 2001 *Phys. Rev. Lett.* **86** 3200
- [4] Gross T, D'lima C J D, Blasius B 2006 *Phys. Rev. Lett.* **96** 208701
- [5] Shaw L B, Schwartz I B 2008 *Phys. Rev. E* **77** 066101
- [6] Risau-Gusman S, Zanette D H 2009 *J. Theor. Biol.* **257** 52
- [7] Shaw L B, Schwartz I B 2010 *Phys. Rev. E* **81** 046120
- [8] Pastor-Satorras R, Vespignani A 2002 *Phys. Rev. E* **65** 035108
- [9] Jin Z, Liu Q X, Mainul H 2007 *Chin. Phys.* **16** 1267
- [10] Liu Q X, Jin Z 2005 *Chin. Phys.* **14** 1370
- [11] White S H, der Rey A M, Sanchez G R 2007 *Appl. Math. Comput.* **186** 193
- [12] Fuentes M A, Kuperman M N 1999 *Physica A* **267** 471
- [13] Jin Z, Liu Q X 2006 *Chin. Phys.* **15** 1248
- [14] Smith D M D 2007 *Ph. D. Dissertation* (Oxford: University of Oxford)
- [15] Cunha R O, Silva A P, Loreiro A A F, Ruiz L B 2005 *Proceedings of the 38th Annual Symposium on Simulation* (Los Alamitos: IEEE) p323
- [16] Zhang W Z, Yuan J, Yu Z, Xu Z X, Shan X M 2008 *Acta Phys. Sin.* **57** 6896 (in Chinese) [张文铸、袁坚、俞哲、徐赞新、山秀明 2008 物理学报 **57** 6896]
- [17] Song Y R, Jiang G P 2009 *Acta Phys. Sin.* **58** 5911 (in Chinese) [宋玉蓉、蒋国平 2009 物理学报 **58** 5911]
- [18] Song Y R, Jiang G P 2009 *Complex Sciences* (Berlin: Springer-Verlag) p487

An epidemic spreading model in adaptive networks based on cellular automata^{*}

Song Yu-Rong[†] Jiang Guo-Ping Xu Jia-Gang

(College of Automation, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210003, China)

(Received 14 January 2011; revised manuscript received 9 August 2011)

Abstract

An adaptive network is a kind of co-evolutionary network in which the behaviors of nodes and the dynamics of the network affect each other. A susceptible-infected-susceptible epidemics spreading model in the adaptive network is proposed using cellular automata. Under different rewriting rules for avoiding the epidemic spreading, the changes in epidemic dynamics and the properties of the network statistic are investigated. The simulation results show that the introduction of rewiring can slow down the spreading speed of epidemic and suppress the infected scale of epidemic. The random rewiring rules make the properties of an original network with any topology tend to those of a random network. Furthermore, the proposed cellular automata model can clearly exhibit the phenomenon of bi-stability in epidemic dynamics.

Keywords: adaptive networks, epidemic dynamics, network dynamics, cellular automata

PACS: 05.90.+m, 05.65.+b, 05.70.Jk

^{*} Project supported by the National Natural Science Foundation of China (Grant No. 60874091), the Natural Science Foundation of Jiangsu Province, China (Grant No. BK2010526), the "Summit of the Six Top Talents" Program of Jiangsu Province, China (Grant No. SJ209006), the Doctoral Program Foundation of Institution of Higher Education, China (Grant No. 20103223110003), and the Program for Talents in Nanjing University of Posts and Telecommunications, China (Grant No. NY209021).

[†] E-mail: songyr@njupt.edu.cn