

文章编号: 1001-0920(2006)07-0817-04

## 局域世界复杂网络中的病毒传播及其免疫控制

许丹, 李翔, 汪小帆

(上海交通大学 自动化系, 上海 200240)

**摘要:** 许多实际复杂网络具有局域世界特性, 为此研究病毒在局域世界复杂演化网络中的传播现象, 考察了在局域世界演化网络中, 初始感染节点选择对传播行为的影响, 传播临界值与局域世界之间的关系, 并比较了随机免疫和目标免疫两种策略对局域世界复杂网络的有效性

**关键词:** 局域世界; 复杂网络; 传播临界值; 免疫控制

**中图分类号:** N94; TP393

**文献标识码:** A

## On Virus Spreading in Local-world Complex Networks and Its Immunization Control

XU Dan, LI Xiang, WANG Xiao-fan

(Department of Automation, Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200240, China Correspondent: WANG Xiao-fan, E-mail: xfwang@sjtu.edu.cn)

**Abstract:** Local-world property exists in many real-life complex networks. The virus spreading in local-world complex evolving networks is studied. The effect of different initially infected nodes on the spreading behavior of the network, and the relationship between epidemic threshold and local-world are investigated. Finally the efficiency of random and target immunizations for local-world complex networks is compared.

**Key words:** Local world; Complex networks; Epidemic threshold; Immunization control

### 1 引言

SARS 的蔓延, 口蹄疫的流行, 计算机病毒在互联网上的肆虐等, 都是病毒在复杂网络上的传播现象。无论是人类社会网络、牲畜群网络还是互联网, 都属于复杂网络。它们有着庞杂的结构、众多的节点和多种连接方式, 并且不断演化。近年来的研究表明, 网络的拓扑结构与网络上的传播行为之间有着密切的关系<sup>[1~4]</sup>。根据网络的拓扑特性找出其上病毒传播的共同规律, 从而针对不同的网络制定出相应的策略, 具有重要的现实意义。

Barabási 等提出的 BA 无标度模型<sup>[5]</sup>, 刻画了众多实际复杂网络的统计特性。它考虑了实际网络的两个重要演化特性: 一是增长特性; 二是优先连接

特性, 或称“富者更富”现象。对世界贸易网的研究发现, 许多国家都致力于加强与各自区域经济合作组织(如欧盟、东盟、北美自由贸易区等)内部的经济合作和贸易关系, 优先连接机制只存在于某些区域经济体。这揭示了现实复杂网络的一个重要特性——局域世界<sup>[6,7]</sup>。概括而言, 局域世界可以是实体化的世界贸易网中的区域经济合作组织、计算机网络中的自治系统(域)、人类社会的社团组织等。所有这些都说明局域世界存在于诸多实际的复杂网络。

以往的研究并未涉及复杂网络局域特性对传播的影响。在具有局域世界特性的复杂网络中, 病毒的传播具有哪些特性? 它们的传播行为如何受到局域世界的影响? 本文在局域世界演化网络模型<sup>[7]</sup>的基

收稿日期: 2005-06-03; 修回日期: 2005-09-07

基金项目: 国家自然科学基金项目(60504019, 70431002); 国家杰出青年基金项目(60225013); 上海市青年科技启明星计划项目(05QM X1436)。

作者简介: 许丹(1981—), 女, 江苏常州人, 硕士生, 从事复杂网络病毒传播与控制的研究; 汪小帆(1967—), 男, 江苏句容人, 教授, 博士生导师, 从事混沌控制、复杂网络等研究。

基础上,对这些问题进行研究

## 2 局域世界演化模型

局域世界演化模型的基本思想是:保留BA模型中的增长机制,利用局部优先连接机制代替BA模型中的全局优先连接机制<sup>[7]</sup>.

局域世界演化模型的构造算法如下:

1) 增长:网络初始有  $m_0$  个节点和  $e_0$  条边,在每一步时刻  $t$ ,加入一个新节点和  $m$  条边

2) 局域世界优先连接:随机地从网络已有的节点中选取  $M$  个节点 ( $M \geq m$ ),作为新加入节点的局域世界.新加入的节点根据优先连接概率

$$\Pi_{\text{Local}}(k_i) = \frac{\Pi(i \text{ Local-world}) k_i}{\sum_j \Pi_{\text{Local}} k_j} = \frac{M}{m_0 + t} \frac{k_i}{\sum_j \Pi_{\text{Local}} k_j} \quad (1)$$

选择与局域世界中的  $m$  个节点相连

网络中节点的度的分布情况可用分布函数  $P(k)$  来描述  $P(k)$  为网络中度为  $k$  的顶点占所有顶点数的比例,即随机选取的一个顶点的度恰好为  $k$  的概率.局域世界  $M$  的选择应满足  $m \leq M \leq m_0 + t$ ,即

$$1 \leq M/m \leq \frac{m_0 + t}{m} \quad (2)$$

当  $M/m$  的值在此范围内增加时,网络中节点度的分布呈现出由指数分布向幂律分布的过渡过程

## 3 局域世界演化模型上的病毒传播

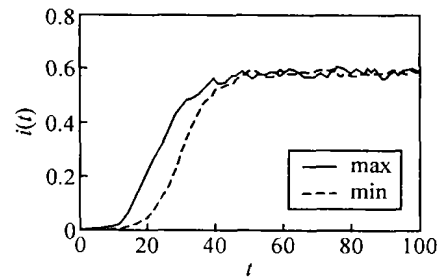
考虑传统的流行病学 SIS 模型,所有节点只属于两种状态:易染状态(S)和感染状态(I).定义病毒的传播率为  $\lambda = p/u$ <sup>[8]</sup>,其中  $p$  为被感染概率,  $u$  为被治愈概率.在特定的网络拓扑结构下,给定相同的初始被染节点选择条件以及相同的病毒传播规则,使其自发地进行演化.此时,网络拓扑结构成为传播特性的一个主导因素,不同的拓扑结构可能产生不同的演化结果

在以下仿真中,网络规模为  $N = 1000$  (这足以体现局域世界模型的主要演化特性),采用 SIS 模型,传播率取  $\lambda = 0.5$

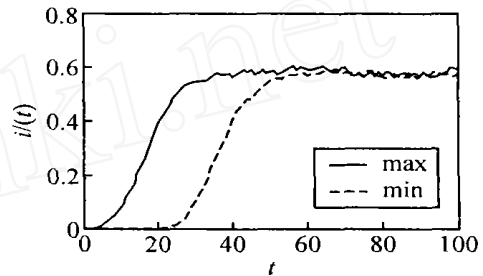
### 3.1 初始感染节点选择的比较

网络中的节点开始均处于易染状态(S),选择其中一个节点使之被感染(状态 I).初始感染节点选择的不同,在不同拓扑结构的网络中会不会影响病毒传播的性质?图 1 给出了初始感染网络中度最大的节点与度最小的节点的比较,其中(a)和(b)分别是  $M/m = 4/3$  和  $M/m = 40/3$  的情况.后者两条曲线的差异比前者显著,其本质是由网络的拓扑结

构造成的,初始被感染的节点的地位(以度的大小衡量)在  $M/m = 40/3$  的网络中比  $M/m = 4/3$  的网络中更重要.当  $M/m = 4/3$  时,网络的度分布近似为指数分布,节点的度在平均度周围波动的范围较小;当  $M/m = 40/3$  时,网络的度分布近似为幂律分布,各节点间地位明显扩大,节点的度相对于平均度有较大范围的波动



(a)  $M/m = 4/3$



(b)  $M/m = 40/3$

图 1 初始感染局域世界网络中度最大和度最小的节点

随着局域世界模型演化参数  $M/m$  的变化,生成不同拓扑特性的网络,初始被感染节点的选择影响到病毒的传播行为.当  $M/m$  较大时,网络非均匀性增强,初始感染度最大的节点能加快病毒的传播,初始感染度最小的节点病毒传播扩散明显缓于前者

### 3.2 局域世界网络的传播临界值

临界值是传播动力学中的一个重要参数, Pastor 等学者研究了病毒在复杂网络中的传播临界值  $\lambda_c$  的性质<sup>[8-10]</sup>.病毒在传播过程中,由于传播率  $\lambda$  的取值不同,会引起传播结果的质的区别.在均匀网络中,存在一个有限的正的传播临界值  $\lambda_c$ .如果有效传播率  $\lambda$  大于临界值  $\lambda_c$ ,则感染个体能将病毒传播扩散,并使整个网络感染个体总数最终稳定于某一平衡状态;如果有效传播率低于此临界值,则感染个体数呈指数衰减,无法大范围传播.对于网络规模  $N$

的无标度网络,其临界值为零.因此,只要传播率大于零,病毒就能传播并最终维持在一个平衡状态.在有限规模的无标度网络中,虽然也存在一个正的临界值,但相比于均匀网络,该值要小得多.因此,无论病毒传播率的大小如何,对于呈幂律分布的无标度网络,均具有面对病毒传播的脆弱性特点

在局域世界网络中,也存在传播临界值 图 2 对 BA 网络和局域世界网络的临界值作了比较,初始随机选取 1% 的节点被感染 记录稳态时被感染节点数占总数的比例,横坐标表示有效传播率  $\lambda$  纵坐标表示稳态时被感染节点数占总数的比例  $i$  通过比较,BA 模型中存在一个较小的临界值,在 0.07 左右;在局域世界模型中,临界值相对大一些, $M/m = 40/3$  时在 0.08 左右, $M/m = 4/3$  时在 0.13 左右

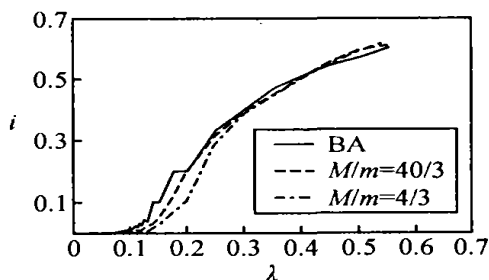


图 2 BA 无标度网络与局域世界网络的临界值对比

对于局域世界模型,选取不同的  $M/m$  值,得到 SIS 模型不同参数下的传播临界值,二者之间的关系如图 3 所示

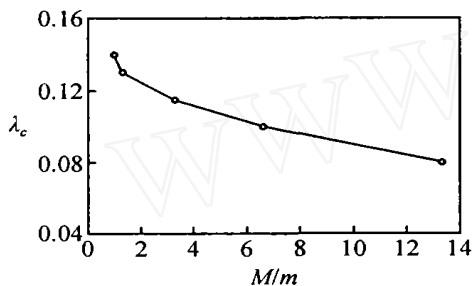


图 3 传播临界值与局域世界模型参数  $M/m$  的关系

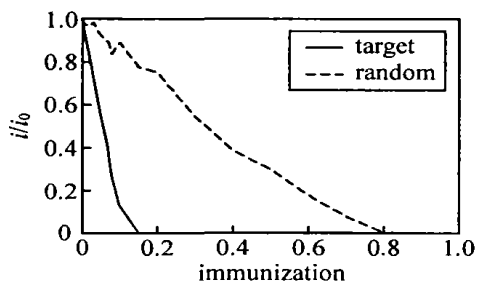
可见,随着参数  $M/m$  的增大,临界值逐步减小 这说明网络越不均匀,病毒在其上传播的临界值越小 这也体现了由局域世界模型所得到的非均匀网络在面对病毒攻击时存在着脆弱性

### 3.3 随机免疫与目标免疫的比较

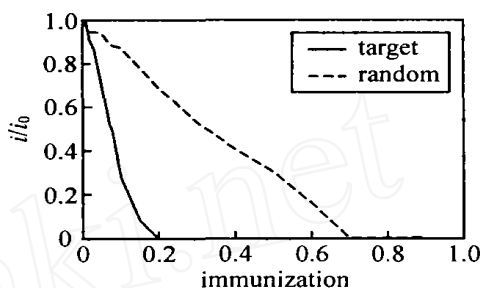
免疫是抑制病毒传播的一种重要方法 目前探讨最多的有两种免疫策略:随机免疫和目标免疫<sup>[8]</sup>. 随机免疫对度大的节点和度小的节点平等看待,进行免疫时随机地选择节点,没有优先顺序 研究发现,对于无标度网络采用随机免疫法,几乎需要对网络中绝大部分节点都进行免疫,才能保证最终消除感染<sup>[8]</sup>. 目标免疫法则利用网络的非均匀性特点,选取度大的节点进行免疫 一旦节点被免疫,则意味着它们所连的边可从网络中去除,这些边的去除重构了网络结构,切断了病毒的传播路径

本文针对局域世界网络研究这两种免疫策略 对于 BA 网络,  $M/m = 40/3$  和  $M/m = 4/3$  的局域世界网络,采用随机免疫和目标免疫的比较分别如

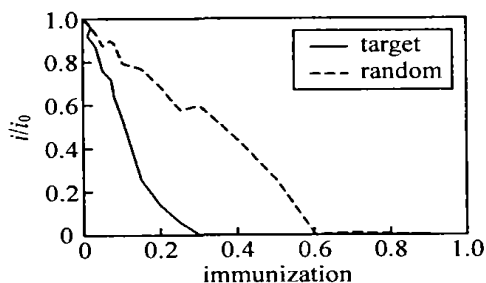
图 4(a) ~ (c) 所示 其中横坐标表示被免疫的节点数占总节点数的比例,纵坐标为加入免疫后最终被感染的节点数与没有免疫情况下最终被感染的节点数的比值



(a) BA 网络



(b) 局域世界网络 ( $M/m = 40/3$ )



(c) 局域世界网络 ( $M/m = 40/3$ )

图 4 无标度网络与局域世界复杂网络的随机免疫和目标免疫的对比

仿真结果表明,BA 模型中这两种免疫方式的差异最明显 为了彻底消除感染,目标免疫和随机免疫分别需要免疫 15% 和 80% 的节点;在  $M/m = 40/3$  的局域世界模型中,这种差异有所减小,分别为 20% 和 70%;在  $M/m = 4/3$  的网络中进一步缩小,分别为 30% 和 60%. 对网络中度最大的那些节点进行免疫与随机选取节点进行免疫的效果之间的差异,体现了网络中节点地位之间的差异,而这种差异随着参数  $M/m$  的增加而增加,即在非均匀网络中更加明显

需要指出的是,研究抗病毒传播的免疫机制,可以事先(即病毒未爆发前)对处于易染状态随机选取的节点或度最大的目标节点进行免疫,切断它与其他节点连接,观察采取免疫措施后病毒在网络

上的传播行为,旨在研究需要免疫掉多大比例的节点,最终使病毒无法传播扩散 因此这里的免疫针对的仅是易染(状态S)节点

#### 4 结 论

局域世界特性是许多现实复杂网络的一个重要特性 本文对局域世界演化网络的病毒传播进行仿真研究,从初始感染节点、传播临界值和免疫机制3个方面考察了局域世界模型中的病毒传播特性 初始被感染节点选择的不同导致的传播行为差异,从一个侧面反映了网络拓扑结构对病毒传播的影响 在局域世界演化模型中,随着参数 $M/m$ 的增大,网络节点的度分布表现出从指数到幂律的变化过程,病毒传播临界值呈下降趋势,而随机免疫和目标免疫两种策略之间的差异更加明显 从病毒传播的角度看,反过来也验证了局域世界模型所体现出的在均匀网络与非均匀网络之间的演化特性

局域世界中病毒传播特性的理论分析值得进一步深入研究 本文的局域世界演化模型对局域世界的选择是随机选取固定数目的节点作为局域世界,今后应进一步考虑更复杂的情况

#### 参考文献(References)

- [1] Wang C, Knight J C, Elder M C. On Computer Viral Infection and the Effect of Immunization [A]. *IEEE 16th Annual Computer Security Applications Conf* [C]. New Orleans, 2000: 246-256
- [2] Alexei V áquez, Romualdo Pastor Satorras, Alessandro Vespignani. Large - scale Topological and Dynamical Properties of the Internet [J]. *Physical Review E*, 2002, 65(6): 130-142
- [3] Li X, Chen G, Li C G. Stability and Bifurcation of Disease Spreading in Complex Networks [J]. *Int J of Systems Science*, 2004, 35(9): 527-536
- [4] 许丹,李翔,汪小帆. 复杂网络理论在互联网病毒传播研究中的应用 [J]. *复杂系统与复杂性科学*, 2004, 1(3): 10-26  
(Xu D, Li X, Wang X F. Application of Complex Network Theory to the Study of Virus Spreading on the Internet [J]. *Complex Systems and Complexity Science*, 2004, 1(3): 10-26 )
- [5] Barab ái A L, Albert R. Emergence of Scaling in Random Networks [J]. *Science*, 1999, 286: 509-512
- [6] Li X, Jin Y Y, Chen G. Complexity and Synchronization of the World Trade Web [J]. *Physica A*, 2003, 328(2): 287-296
- [7] Li X, Chen G. A Local World Evolving Network Model [J]. *Physica A*, 2003, 328(2): 274-286
- [8] Pastor Satorras R, Vespignani A. Epidemics and Immunization in Scale-free Networks [A]. *Handbook of Graphs and Networks: From the Genome to the Internet* [C]. Berlin: Wiley-VCH, 2002: 113-132
- [9] Moreno Y, Pastor Satorras R, Vespignani A. Epidemic Outbreaks in Complex Heterogeneous Networks [J]. *European J of Physica B*, 2002, 26(4): 521-529
- [10] Mari á Bogu ñá Romualdo Pastor Satorras. Epidemic Spreading in Correlated Complex Networks [J]. *Physical Review E*, 2002, 66(4): 104-108

(上接第 816 页)

- [2] 王旭,王宏,王文辉. *人工神经网络原理与应用* [M]. 沈阳: 东北大学出版社, 2000: 13-65  
(Wang X, Wang H, Wang W H. *Theory and Application of Artificial Neural Network* [M]. Shenyang: Publishing House of Northeastern University, 2002: 13-65 )
- [3] 阎平凡,张长水. *人工神经网络与模拟进化计算* [M]. 北京: 清华大学出版社, 2000  
(Yan P F, Zhang C S. *Artificial Neural Network and Simulation Evolution Computing* [M]. Beijing: Publishing House of Tsinghua University, 2000 )
- [4] Chow W S, Fang Y. A Recurrent Neural-network-based Real-time Learning Control Strategy Applying to Nonlinear System with Unknown Dynamics [J]. *IEEE Trans on Neural Network*, 1998, 45(1): 151-161
- [5] Shen W X, Chan C C, Lo E W C, et al. A New Battery Available Capacity Indicator for Electric Vehicles Using Neural Network [J]. *J of Power Sources*, 2002, 43(6): 817-826
- [6] Zhong L, Liu L S, Zou C M, et al. The Application of Neural Network in Life Time Prediction of Concrete [J]. *J of Wuhan University of Technology*, 2002, 17(1): 79-81
- [7] Kennedy J, Eberhart R C. Particle Swarm Optimization [A]. *Proc IEEE Int Conf on Neural Networks* [C]. Perth: IEEE Piscataway, 1995: 1942-1948
- [8] Kannana S, Mary S, Slochanal R, et al. Application of Particle Swarm Optimization Technique and Its Variants to Generation Expansion Planning Problem [J]. *Electric Power Systems Research*, 2004, 70(8): 203-210
- [9] Yi D, Ge X R. An Improved PSO-based ANN with Simulated Annealing Technique [J]. *Neurocomputing*, 2005, 63(11): 527-533