

社会强化效应及连边权重对网络传播的影响分析

阚佳倩¹, 谢家荣², 张海峰¹

(1. 安徽大学数学科学学院 合肥 230601; 2. 中国科学技术大学近代物理系 合肥 230026)

【摘要】研究加权网络中社会增强效应、连边权重和网络结构非局域性效应对信息传播的影响。将网络个体间的亲密程度定义为节点之间的共同邻居数，并基于亲密关系赋予边权值。通过研究发现，当个体越倾向于接受亲密朋友的信息的时候，信息越不容易大范围传播，即强连接会降低传播范围；反之，当个体倾向于接受非亲密朋友的信息的时候信息更容易大范围传播，即弱连接会增加传播范围。强化效应强度较小的时候，随机网络可以比规则网络传播范围广，反之规则网络传播范围更广。

关 键 词 信息传播; 亲密程度; 规则网络; 随机网络; 强化效应

中图分类号 O41; TN92

文献标志码 A doi:10.3969/j.issn.1001-0548.2014.01.003

Impacts of Social Reinforcement and Edge Weight on the Spreading of Information in Networks

KAN Jia-qian¹, XIE Jia-rong², and ZHANG Hai-feng¹

(1. School of Mathematical Science, Anhui University Hefei 230601;

2. Department of Modern Physics, University of Science and Technology of China Hefei 230026)

Abstract In this paper we study the impacts of social reinforcement, edge weight, and the non-locality effect of network on information spreading. Intimacy between two nodes is defined as the number of their common neighbors, and edge weight is defined based on its intimacy. We show that when an individual has the larger tendency to accept information from close friend, the less likely a wide range of information dissemination, in other words, strong ties will reduce the range of propagation. On the contrary, when an individual has the larger tendency to accept information from estranged friend, the more likely a wide range of information dissemination, in other words, weak ties will enlarge propagation. Meanwhile, we find that when the social reinforcement strength is small, information transmission in the random networks will have wider spread range than in the regular networks. Otherwise, the result will be opposite.

Key words information spreading; intimacy; random network; regular network; social reinforcement

传染病、计算机病毒、谣言以及观点等总是通过某种形式的“接触”传播的，这种接触包括人与人之间真实的物理接触行为以及在线网络上的交互接触行为，因此复杂网络上的传播动力学一直是科学的研究热点和焦点^[1-6]。早期，人们把复杂网络上的信息、谣言等传播行为理解为疾病传播的一种特例。如人们在研究谣言传播的时候，把人群分为无知者(ignorants)、传播者(spreaders)、已知者(stiflers)三类。那么无知者、传播者以及已知者可以相应地对应传染病模型中的易感者，感染者以及恢复者^[7]。沿着这个方向文献[8]研究了复杂网络上的谣言传

播，然后采用类似于疾病传播的方法证明充分大的非均匀网络同样不存在有限阈值。

如基于疾病传播理论框架研究信息传播动力学，则可以得到信息在随机网络传播比在规则网络传播更快、更广，这是由于随机网络存在很多长程边^[9-10]。然而最近文献[11]通过实证研究发现环状规则网络比随机网络更容易传播健康行为，这是由于行为传播具有社会强化效应和记忆效应等属性。文献[12]考虑到信息传播具有3个相对普适的规律：1) 社会强化效应；2) 记忆效应；3) 非冗余接触，然后提出一个具有饱和效应的概率函数，通过

研究发现小世界效应最利于信息的传播。文献[13]在加权短信网络上研究了边权分布以及聚类系数对谣言传播行为的影响。但是以往的研究忽视人与人之间关系的亲疏性对信息传播行为的影响，认为每个邻居的影响是一样的。然而在现实中，人们可能更愿意接受亲密朋友的观点或者行为，也就是说，同样的一条信息，不同的传播者的传播效果是不同的。

鉴于此，本文基于亲密程度建立一种加权网络上的信息传播模型，研究亲密程度对信息传播行为的影响。其中个体的亲密程度定义为两节点之间的共同邻居数(很多文献中用相似度的概念^[14-16]，本文采用亲密程度可以更贴切地反映两节点之间的关系)，而亲密程度表征为两节点之间的边权。同时假设信息传播满足社会强化效应、记忆性以及非冗余性三条性质^[12]。

1 模型

考虑一个具有 N 个节点和 E 条边的网络，节点代表个体，两个体之间有联系则对应的两节点之间就有连边，用两个相连节点的共同邻居数表征两个体间的亲密程度。

每一时步，网络中的个体处于以下4种状态之一：1) 未知态(unknown)，个体尚未接收过信息；2) 已知态(known)，个体接收信息后，因怀疑该信息的真实性而不愿意转发；3) 认可态(approved)。个体相信该信息，下一时步转发给他的邻居；4) 疲惫态(exhausted)，个体转发后，对传播该信息失去兴趣，不再转发^[11-12]。

开始时，随机从网络中选择一个节点作为传播种子，而其他的节点属于未知态。这个种子会将信息传给它的邻居而在同一时步自己变为疲惫态。而一个节点(未知态或已知态)接收到信息，它就会依据自己接收此信息的次数以及自己与传来此信息的邻居的亲密程度来判断信息的真实性，从而决定接受与否。这种规则就意味着信息传播的两个特点—记忆性和社会强化，同时边权对信息的传播有影响。

实际网络中，权重对于网络动力学特点有显著的影响且是网络中很重要的指标^[17-21]。故在模型中，定义两个相邻的个体 i 和 j 之间的亲密关系为共同邻居的个数，记为 n_{ij} ，那么定义节点 i 和 j 之间的边权为 $\omega_{ij} = \frac{(n_{ij} + 1)^\alpha}{\langle(n_{ij} + 1)^\alpha\rangle}$ 。其中1是为了防止分母出现零，导致公式出现无意义的情况，同时也保证了

若两个体之间有连边但无共同邻居时，边权值依然存在； α 是刻画节点之间边权的权重因子， $\alpha > 0$ 表示个体间共同朋友数越多则两者之间的权重越大； $\alpha = 0$ 不考虑个体间亲密关系对信息传播的影响，每条边的权重都一样，回归到以往研究的无权模型^[11-12]； $\alpha < 0$ 是表示个体间共同朋友越少两者之间的权重越大(即弱连接，此时可以理解为个体对与自己差异大的个体传过来的信息感觉很新鲜，所以很感兴趣)。当一个节点接收到信息时，它接受此信息的概率为 $\lambda = \frac{1}{1 + \beta e^{-b(\sum \omega_{ij} - 1)}}$ ，其中 $\sum \omega_{ij}$ 为此节点累计接收到信息的边权和(信息传播的记忆性和累积效应)， β 为可调参数， $\frac{1}{1 + \beta}$ 类似于传播率， β 增大导致概率函数 λ 减少。参数 b 为强化因子(放大亲密关系影响的因数)，当 $(\sum \omega_{ij} - 1) > 0$ 时， b 增大概率函数增大；当 $(\sum \omega_{ij} - 1) < 0$ 时， b 增大概率函数减小。这里不考虑信息的衰减，并且认为信息传播的时间尺度比记忆衰减的快。当节点接受信息后，下一个时步，它会将信息传给其邻居，自己成为疲惫态(即非冗余性)。当没有新节点接受信息和传播信息时，那么整个传播过程就结束了。

本文将在三类网络上研究此信息传播模型，节点的度都是常数 K ，之所以保持节点度不变是为了消除节点度的影响，从而重点研究亲密程度对信息传播的影响。1) 规则网络(最近邻耦合网络)，其节点度为 K ，即每个节点都顺时针连接 $K/2$ 个节点，逆时针连接 $K/2$ 个节点^[10]。2) 匀质小世界网络，是由规则网络经过随机的交叉换边且保持节点度不变得到的^[22]。交叉换边的方法^[23-24]，是在每一个时步，随机的选择两条边，设为 $A-B$ 和 $C-D$ ，重新连接成边 $A-D$ 和 $B-C$ ，为了防止边重复，如果边 $A-D$ 和 $B-C$ 在网络中已经有了，那么这一步就作废重新随机选择两条边。 p 代表着网络的随机程度，那么就进行 $p \times E$ 步交叉换边。3) 随机网络，即重复上面的交叉换边多次从而得到匀质随机网络。理论上来说，一个匀质随机网络只有在 $p \rightarrow \infty$ 时得到，本文考虑 $p \in [0, 10]$ ， $p=0$ 是规则网络，并且当 $p>1$ 其拓扑结构已经很接近随机网络。在以下的模拟中，节点度都设为 $K=6$ ，结果对度不敏感除非度很大或很小。

2 仿真及分析

用 R 表示接受信息的节点数目，那么在最后阶段 R 越大就代表信息的传播范围越广。图1描述了在不同的参数 α 和不同的强化因子 b 下，网络结构对传播

范围 R 的影响。

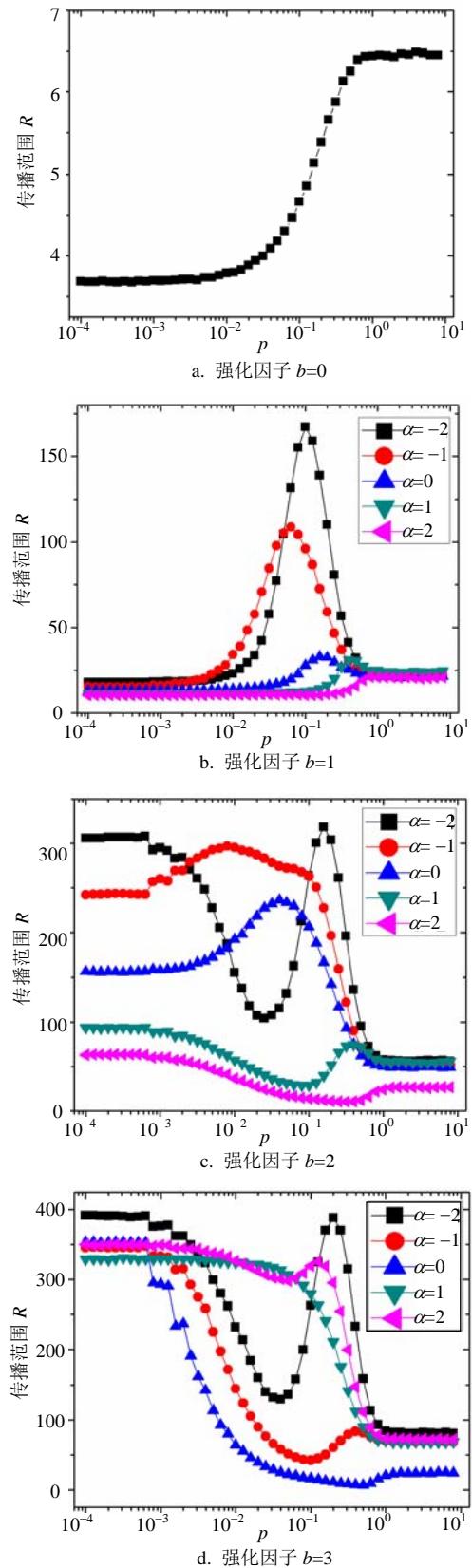


图1 对于强化因子 b 取值的不同, 网络随机性 p (不同的网络拓扑结构)与最后传播范围 R 的关系, 其中,

$$N=500, K=6, \beta=5$$

当 $\alpha=0$ 时, 不考虑个体间亲密关系对信息传播的影响, 每条边的权重都一样, 即回归到以往研究的无权的情况^[11-12], 从图1a~图1c中可以发现此时小世界网络产生更有效的信息传播, 与文献[12]研究结论一致; 但是, 从图1d中可以发现当强化因子 b 继续增大时, 上述结论却不成立。同时从图1c和图1d可以发现, $p=0$ (规则网络时)的传播范围大于 $p \geq 1$ (随机网络)的传播范围。

为了更好解释图1中的现象, 给出了 n_{ij} 与网络随机程度 p 的关系图(图2a)以及网络聚类系数 C 与网络随机程度 p 的关系图(图2b)。在图2a中 $p(n_{ij}>5)=0$, 实际上, 有非常小的概率, 两个节点被孤立出来, 形成一个恰有 $K=6$ 个共同邻居的孤立节点对——当然, 这个概率基本等于0。同时, 对 $p \geq 1$ 尝试了100 000次, 发现交叉换边仍然保证网络的连通性。

当强化因子 $b=0$ 时, 从图1a中发现: 随着随机程度 p 的逐步增大, 传播范围 R 逐渐上升后趋于平稳。这是因为 $b=0$ 时, 节点接受信息的概率 $\lambda = \frac{1}{1+\beta}$, 信息传播与权重因子和强化因子无关(即, 不存在社会强化因子)随着网络随机化, 出现长程边, 信息传播突破局域性, 信息传播范围增大。

当强化因子 $b=1$ 时, 从图1b中发现: 1) 对于给定的 p , α 越大, 信息传播范围 R 越小。这是因为 α 越大, 节点越倾向于接受关系亲密的节点传过来的信息, 可能会屏蔽关系弱的节点传来的信息。而亲密邻居主要是这个节点的近邻, 因此导致信息主要在局域范围传播。反之 α 越小, 个体接受长程边邻居信息的概率增加, 因而导致信息可以大范围传播; 2) 当 $\alpha > 0$ 时, 随着 p 的逐步增大, 传播范围 R 首先缓慢上升, 这是因为此时网络从规则开始变得随机, 当 p 不是很大的时候, 一方面少量的长程边可以使得信息向远处邻居传播, 另一方面网络的局域效应(如图2b所示)保证信息传播的强化效应依然起作用, 故促进信息传播。随着 p 的进一步增加, 由图2知, 亲密关系强的连边数急剧减少而亲密关系弱的连边数增多, 故导致节点之间的边权减小, 因此信息传播概率也减小, 从而导致传播范围 R 开始下降, 并随着随机程度(p 的增加)的加剧最终趋于平稳; 3) 当 $\alpha < 0$ 时, 随着 p 的增大, 传播范围 R 也是先上升后下降。当随机程度 p 从0逐步增加的时候, 长程边数也逐步增加, 而长程边两端的节点之间的共同邻居数基本上为0, 因此在 $\alpha < 0$ 时, 信息可以通过长程边传出去, 同时网络的局域化效应又保证信息传播的强化

效应，因此刚开始随着 p 的增加，传播范围 R 增加。随着 p 的进一步增大，虽然网络的长程边增多，但是此时网络聚类系数急剧下降，如图2b所示，信息传播的强化效应被减弱，所以信息传播范围会降下来。

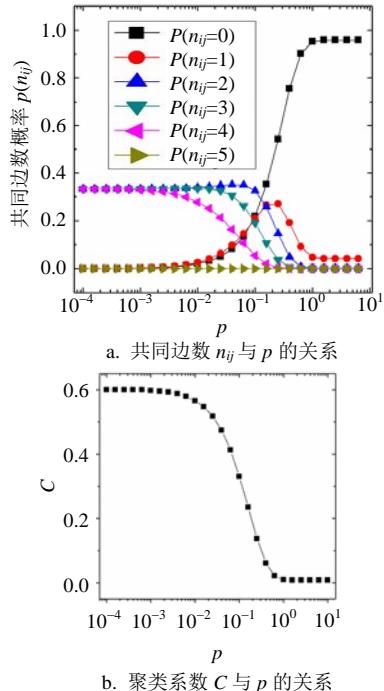


图2 随着网络随机程度 p 的变化(网络拓扑的改变)网络中节点的共同邻居数的变化以及网络聚类系数 C 的变化，其中

$$N=500, K=6$$

当强化因子 $b=2$ 的时候，强化效应非常明显，从图1c中发现：当 $|\alpha|$ 较大的时候，传播范围 R 不像图1b所示的那样——传播范围 R 随着随机程度 p 增加而增加，而是传播范围先下降到一定程度以后，才经历一个先上升后下降的过程。针对这种反常现象需要分 $\alpha > 0$ 和 $\alpha < 0$ 解释：当 $\alpha > 0$ 且强化效应很明显的时候(b 大的时候)，此时节点只接受最亲密的邻居的信息，但随着 p 的增加，个体间亲密关系的边开始变少，如图2a所示，且网络聚类系数下降，如图2b所示，从而导致社会强化效应减弱，所以信息传播范围会降下来。随着网络进一步随机化，图2a知个体间的亲密关系随机化(都差不多)，所以个体接受邻居传来信息的概率都差不多，传播范围 R 会有一定的上升并趋向稳定；当 $\alpha < 0$ 且 b 很大的时候，随着随机程度 p 从0逐步增加，网络中出现少量的长程边，而此时节点仅仅接受亲密关系弱的邻居(即长程边)传来的信息而不接受近邻的信息，使得社会强化效应失效，从而导致信息传播范围大幅度下降。随着网络的进一步随机化，长程边的数量越来越多，所以信息可以从多个途径传播，因此传播范围 R 又开始

增加。当 p 很大时，网络随机化更加明显且网络的局部效应失效，从而导致信息传播范围又开始回落并最终趋于稳定。

当强化因子 $b=3$ 时，对应图1d，与图1c比较，发现两图像走势大致相当即传播范围，先下降到一定程度后，才经历一个先上升后下降的过程，但规则网络传播范围增大，图像先下降的幅度变大。这是因为强化因子 b 增大为3，规则网络的网络聚类系数大，故社会强化效应增强导致信息传播范围增大；个体间亲密关系的边开始变少，网络中出现少量的长程边，网络聚类系数下降，从而导致社会强化效应严重减弱甚至失效，所以信息传播范围大幅下降。

文献[11]证实规则网络比随机网络更容易传播健康行为，而吕琳媛等人通过调节接受信息的概率函数中的权重因子发现，在某些情况下规则网络确实比随机网络可以更好的促进传播，但是有些情况下随机网络可以更有效促进信息传播。在图1中也发现类似的结果，在图3中，固定 $N=500$ ， $\beta=5$ ，然后分别研究 α 取不同值时， $p=0$ 规则网络和 $p=5$ 随机网络传播范围 R 随 b 的变化曲线，以及临界值 b_c 随 α 变化的曲线。

从图3可以发现，总的来说， b 取值小的时候随机网络上信息的传播比在规则网络上信息传播范围大。但是随着 b 的增大，规则网络的传播范围将会超过随机网络上信息的传播。同时通过比较图3a~图3c可以发现 α 取值不同对应的临界值 b_c 也不同。图3d展示了临界值 b_c 随 α 取值的变化，总体上随着 α 增大临界值 b_c 呈先增大后减小的这样一个趋势。

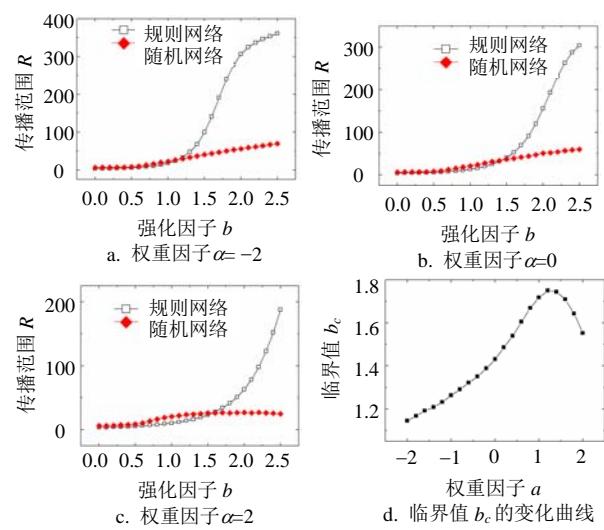


图3 对于不同 α 的取值，规则网络和随机网络上最后传播范围 R 与强化因子 b 的关系以及权重因子 α 对临界值 b_c 的影响，其中 $N=1\,000, \beta=5$

$$\text{其中 } N=1\,000, \beta=5$$

3 结 论

信息在社会网络以及在线网络中能否有效传播与个体的亲密程度、人们接受信息的倾向性以及社会强化效应有密切的关系, 在对信息传播的研究中不能忽视个体之间亲密关系的影响。鉴于此, 本文将网络个体间的亲密程度定义为节点之间的共同邻居数, 然后基于亲密关系建立加权网络, 并研究其上的社会强化效应及连边权重对网络信息传播的影响。结果表明: 1) 给定的网络拓扑, 倾向亲密关系的传播(强连接)会降低传播范围, 相反, 倾向非亲密关系的传播会增加传播范围。2) 规则网络之所以传播还能够比随机网络快, 主要由于社会增强效应。3) 强化强度较小时, 随机网络上信息传播范围比规则网络更广; 反之, 规则网络传播范围更广。

文献[24]假设每个个体的接触能力是有限的, 然后研究基于强弱连接的选择概率对传播范围和传播速度的影响。通过研究发现倾向选择强连接邻居可以提高传播范围, 反之, 倾向选择弱连接邻居可以提高传播速度。本文既考虑了强弱连接的影响又考虑了社会强化效应对信息传播的影响, 发现了更加丰富的动力学行为, 因此本文的工作是对文献[24]的进一步拓展和延伸, 也更加有现实意义。

此外, 本文的工作也为谣言、舆情等传播行为的研究与控制提供了有意义的参考。后期可考虑边权以及强化效应对多层网络上信息传播的影响, 以及如何有效的控制信息传播。

参 考 文 献

- [1] PASTOR-SATORAS R, VESPINGANI A. Epidemic spreading in scale-free networks[J]. *Phys Rev Lett*, 2001(86): 3200.
- [2] ZHOU Tao, FU Zhong-qian, WANG Bing-hong. Epidemic dynamics on complex networks[J]. *Progress in Natural Science*, 2006, 16(5): 452-457.
- [3] ZANETTE D H. Critical behavior of propagation on small-world networks[J]. *Phys Rev E*, 2001, 64(5): 050901.
- [4] ZHANG Hai-feng, FU Xin-chu. Spreading of epidemics on scale-free networks with nonlinear infectivity[J]. *Nonlinear Analysis*, 2009, 70(9): 3273-3278.
- [5] 汪小帆, 李翔, 陈关荣. 网络科学导论[M]. 北京: 高等教育出版社, 2012.
WANG Xiao-fan, LI Xiang, CHEN Guan-rong. Network science: an introduction[M]. Beijing: Higher Education Press, 2012.
- [6] 荣智海, 唐明, 汪小帆, 等. 复杂网络2012年盘点[J]. 电子科技大学学报, 2012, 41(6): 801-806.
RONG Zhi-hai, TANG Ming, WANG Xiao-fan, et al. Review of complex network researches in 2012[J]. *Journal of University of Electronic Science and Technology of China*, 2012, 41(6): 801-806.
- [7] MORENO Y, NEKOVEE M, PACHECO A F. Dynamics of rumor spreading in complex networks[J]. *Phys Rev E*, 2004(69): 066130.
- [8] NEKOVEE M, MORENO Y, BIANCONI G, et al. Theory of rumour spreading in complex social networks[J]. *Physica A*, 2007(374): 457-470.
- [9] WATTA D J. Small worlds: The dynamics of networks between order and randomness[M]. Princeton: Princeton University Press, 1999.
- [10] WATTA D J, STROGATZ S H. Collective dynamics of ‘small-word’ networks[J]. *Nature*, 1998(393): 440-442.
- [11] CENTOLA D. The spread of behavior in an online social network experiment[J]. *Science*, 2010, 329(5996): 1194-1197.
- [12] LÜ Lin-yuan, CHEN Duan-bing, ZHOU Tao. The small world yields the most effective information spreading[J]. *New Journal of Physics*, 2011(13): 12305.
- [13] 刘星宏, 张海峰, 秦晓卫, 等. 加权短信网络上的谣言传播行为研究[J]. 中国科技大学学报, 2012, 42(5): 423-430.
LIU Xing-hong, ZHANG Hai-feng, QIN Xiao-wei, et al. Research of rumor spreading on weighted short message networks[J]. *Journal of University of Science and Technology of China*, 2012, 42(5): 423-430.
- [14] 吕琳媛. 复杂网络链路预测[J]. 电子科技大学学报, 2010, 39(5): 651-661.
LÜ Lin-yuan. Link prediction on complex networks[J]. *Journal of University of Electronic Science and Technology of China*, 2010, 39(5): 651-661.
- [15] 吕琳媛, 周涛. 链路预测[M]. 北京: 高等教育出版社, 2013.
LÜ Lin-yuan, ZHOU Tao. Link prediction[M]. Beijing: Higher Education Press, 2013.
- [16] LÜ Lin-yuan, ZHOU Tao. Link prediction in complex networks: a survey[J]. *Physica A*, 2011(390): 1150-1170.
- [17] YAN Gang, ZHOU Tao, WANG Jie, et al. Epidemic spread in weighted scale-free networks[J]. *Chin Phys Lett*, 2005, 22(2): 510-513.
- [18] KARSAI M, ROBERT J, FERENC I. Non-equilibrium phase transitions and finite-size scaling in weighted scale-free networks[J]. *Phys Rev E*, 2006(73): 036116.
- [19] YANG Rui, ZHOU Tao, LAI Ying-cheng, et al. Optimal contact process on complex networks[J]. *Phys Rev E*, 2008(78): 066109.
- [20] CHU Xiang-wei, GUAN Ji-hong, ZHANG Zhong-zhi, et al. Epidemic spreading in weighted scale-free networks with community structure[J]. *J Stat Mech*, 2009(7): P07043.
- [21] YANG Zi-mo, ZHOU Tao. Epidemic spreading in weighted networks: An edge-based mean-field solution[J]. *Phys Rev E*, 2012(85): 056106.
- [22] 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.
- [23] MASLOV S, SNEPPEN K. Specificity and stability in topology of protein networks[J]. *Science*, 2002, 296(5569): 910-913.
- [24] CUI Ai-xiang, YANG Zi-mo, ZHOU Tao. Roles of ties in spreading[EB/OL].[2012-12-21].<http://arXiv.org/pdf/1204.0100v1.pdf>.