

# 基于演化博弈的社交网络模型演化研究\*

刘群 易佳†

(重庆邮电大学, 计算智能重庆市重点实验室, 重庆 400065)

(2013年5月11日收到; 2013年8月22日收到修改稿)

社交网络研究的兴起, 为网络演化规律研究提供了有效工具, 但大多数研究集中从宏观机制评估网络演化的动态过程. 本文基于公共品博弈, 通过演化博弈与网络拓扑共演化方式, 从微观角度提出了多社区动态网络演化模型 (dMCPGG), 即以节点间演化博弈为动力, 修改节点间边的关系, 驱动网络拓扑演化. 考虑到网络异质性, 采用基于拓扑势的偏好规则更准确全面的描述节点影响力. 通过数值模拟和仿真实验, 验证了本模型的合理性, 不仅重现了无标度网络及随机网络的节点度、聚类系数及平均路径长度的结构特性, 还准确捕捉到真实社交网络的演化过程.

**关键词:** 公共品博弈, 拓扑势, 偏好选择, 共演化

**PACS:** 89.75.Hc, 89.75.Fb

**DOI:** 10.7498/aps.62.238902

## 1 引言

网络演化的研究是当今网络社会科学的重要领域, 通过对网络形成机制以及演化规律研究, 加深了对网络行为的理解并对网络日常管理有着重要意义.

在社交网络演化过程中, 传统关注点主要集中在网络拓扑结构及其性质的演化过程. Klemm 等提出具有高聚类系数特性的网络模型<sup>[1]</sup>. Chen 等提出的局域世界优先连接模型能保持无标度网络的鲁棒性<sup>[2]</sup>. Bianconi 等认为节点偏好连接与适应度有关, 提出了适应度模型<sup>[3]</sup>. Barrat 等提出了边权动态演化机理<sup>[4]</sup>. 另一方面, 许多学者采取数学动态模型、物理过程以及演化博弈思想, 通过研究网络的动力学演化机理了解网络拓扑演化过程<sup>[5-8]</sup>. 文献<sup>[9]</sup>采取耗散级联动力学从局部到宏观研究系统自组织临界性. 上述方法及模型要么偏向节点偏好选择, 对已存在的结构关系研究较少, 要么偏向动力学研究, 关注演化网络的动力学特性.

近年来, 学者们基于纳什均衡理论研究了网络拓扑与个体合作之间关系. 文献<sup>[10-16]</sup>通过分析网络异质性对合作行为影响, 指出适度的节点度和

聚类系数能提高网络合作频率. 杨涵新等通过偏好策略获得收益最大化<sup>[17,18]</sup>, 但未考虑个体差异性, 且个体选择参考策略时未考虑短程场影响. 这些工作主要研究网络结构对个体合作的影响, 而对网络演化过程研究相对较少<sup>[19,20]</sup>. 因此, 在我们工作中, 通过 BA 模型构建基本网络结构, 根据演化博弈模型修改节点边的关系, 驱动网络拓扑演化. 同时, 我们考虑到被选节点短程场影响, 采用拓扑势方法计算节点重要性. 为模拟现实网络复杂性, 我们分析了多社区无标度网络的演化过程, 发现由本模型生成的网络具有良好的网络结构性质. 并且我们将模型成功应用于美国 109 届议会成员网络, 通过与 dM<sup>3</sup>SB 方法<sup>[21]</sup>的对比进一步确定模型的适用性和可靠性.

## 2 基于演化博弈的多社区动态网络演化模型

### 2.1 演化博弈模型

在公共品博弈 (PGG) 中, 个体选择向公共品池中投入一定资金  $c$  或者不投资. 一段时间后, 公共资源产生  $r$  倍增值, 小组所有  $N$  个成员平均分

\* 国家自然科学基金 (批准号: 61075019) 和重庆市自然科学基金 (批准号: CSTC2011jjA40045) 资助的课题.

† 通讯作者. E-mail: xunlava@gmail.com

配所有资源. 假设小组内  $x$  个合作者投入资金, 那么背叛者的收益为  $P_D = rcx/N$ , 而合作者的收益为  $P_C = P_D - c$ . 最终, 背叛者成为小组主导者, 背叛策略成为占优策略.

在本文中, 我们将网络节点看作博弈个体, 节点间信息交互看作个体博弈过程. 节点在网络活动中采取合作或背叛策略. 节点通过合作交换有效信息, 互利共赢; 而当节点通过自私行为获益时, 我们认为其采取了背叛策略. 由于真实网络与博弈实验的差异性, 我们对公共品博弈模型进行修改, 并做出如下假设:

1) 社交网络中, 由于网络节点有限理性, 我们约定节点只与其邻居信息交互.

2) 考虑到社交网络的异质性, 网络节点更倾向与重要性强的节点和社区建立强联系. 一方面, 通过加强社区内网络活动, 增强社区的活跃性及重要度, 提高社区的社会资本. 另一方面, 通过合理分配资源, 提升节点在社区内重要性, 获得最大效益. 因此节点根据社区重要性分配资源, 根据节点在社区内重要性获得相应利益. 我们约定节点拥有同等资源 (假设为单位 1), 根据利益最大化原则定义节点  $i$  的收益函数为

$$M_i = \sum_{\Omega_i} r \sum_0^k s_j \delta_i \delta_j - \sum_0^k s'_j \delta'_j, \quad (1)$$

其中  $\Omega_i$  为节点  $i$  及其邻居构成的社区,  $r$  为倍增系数,  $s_j$  为邻居  $j$  对  $i$  策略,  $s'_j$  为  $i$  对邻居  $j$  的策略. 为简便起见, 本文仅考虑无向图,  $k$  为节点  $i$  的度,  $\delta$  为节点贡献度, 以节点度在其交互节点的所有邻居节点的度总和中所占比例作局域重要性参考.

3) 节点在网络演化过程中受各种社会因素影响, 需要不断调整策略、模仿邻居行为提高适应度. 我们采用 Fermi 函数<sup>[22]</sup> 度量节点  $i$  采取邻居  $j$  策略的概率

$$W_{ij} = \frac{1}{1 + \exp[(M_i - M_j)/T]}, \quad (2)$$

其中  $T$  为噪声, 表征选择理性程度,  $T$  越小代表节点行为越理性.

4) 在网络演化过程中, 节点根据自身条件及周边环境, 对从社区中获得收益产生一定期望, 以激励节点网络活动. 在博弈过程中, 我们定义节点  $i$  收益期望为

$$E(M_i) = rK(1 - T)\delta_i/k_i \cdot \sum_{m=0}^{k_i} m \binom{k_i}{m}$$

$$\times \left(\frac{m}{k_i}\right)^m \left(1 - \frac{m}{k_i}\right)^{k_i - m}, \quad (3)$$

其中  $K$  为约束因子, 表征网络环境良好程度, 反映个体对期望收益的强度.

## 2.2 演化稳定策略

本文所采用模型的演化稳定策略是基于公共品博弈的策略, 每个节点参与自身及其周围  $k$  个邻居的博弈行为中, 我们将其分割为  $k+1$  次的子博弈, 那么节点的博弈行为就等价于多个体的囚徒博弈, 并有收益矩阵如下所示:

$$\begin{matrix} & C & D \\ C & \begin{pmatrix} x-y & -y \end{pmatrix} \\ D & \begin{pmatrix} x & 0 \end{pmatrix} \end{matrix}$$

其中  $x = r \frac{k_i}{\sum k_j} \frac{k_i}{\sum k_i}$ , 表示邻居节点选择合作策略

(C) 时节点  $i$  的单个博弈的收益;  $y = \frac{k_j}{\sum k_i}$ , 表示节点  $i$  选择合作时节点  $i$  自身单个博弈的支付. 对于有限阶段囚徒博弈, 背叛策略是纳什均衡策略, 但纳什均衡是根据角谷静夫不动点求解的局域最优解. 在无限重复博弈中, 博弈主体往往选择具有帕累托最优的合作策略, 博弈个体和团体获得更大收益. 并且研究表明异质网络可加强合作行为. 由于节点度复杂性, 传统的基于平均场理论和成对估计的方法失效, 本文暂不对演化模型的演化稳定策略进行数学分析证明, 在下文通过实验模拟证实上述分析有效性.

## 2.3 多社区动态网络演化模型 (dMCPGG)

dMCPGG 模型是基于 BA 无标度网络的多社区演化模型, 主要引入了基于拓扑势的重要节点选择方法和基于公共品博弈的网络演化策略. 我们假定经过一段时间博弈后, 网络合作频率趋于稳定, 网络群体达到动态平衡状态, 网络结构处于稳定阶段. dMCPGG 模型演化算法如下:

1) 初始化.  $t = 0$  时刻, 网络含  $N_c (N_c > 1)$  个社区, 每个社区是含  $m_0$  个节点的完全耦合图. 为确保社区连通性, 社区间至少用一条边连接.

2) 节点增长. 在每个时间步, 节点  $i$  随机加入到某社区  $c$ , 并在社区内选择  $m$  个节点相连. 同时以较小常数概率  $p_{out}$  发出一条向其他社区的边.

3) 偏好选择. 在选择节点连边时, 与节点  $j$  相连的概率正比于节点  $j$  的度  $k_j$

$$p_j = \frac{k_j}{\sum k_j}. \quad (4)$$

4) 边的演化. 节点根据收益函数 (1) 计算收益  $M$ , 然后节点  $i$  以概率

$$R_{ij} = \begin{cases} (1 - p_{\text{out},j})\varphi_j, & c_i = c_j, \\ p_{\text{out},j} \cdot \varphi_j, & c_i \neq c_j. \end{cases} \quad (5)$$

在社区内外选择邻居  $j$  进行收益比较. 其中  $\varphi$  为节点重要性,  $c$  为节点社区. 选取邻居节点后, 节点根据策略更新规则 (2) 进行策略调整. 策略调整与网络演化异步进行, 在本文中我们假定每轮策略调整后, 网络拓扑发生相应变化. 若节点收益  $M$  小于期望值  $E(M)$ , 断开与背叛节点的边, 并在社区内随机选择合作节点相连.

5) 规模增长. 重复 2)3)4) 过程, 直到网络达到预期规模.

### 3 数值模拟

如图 1 所示, 我们采取蒙特卡洛方法对由 100 个节点组成的网络进行模拟. 初始时刻, 我们以  $c = 3, m_0 = 3, p_{\text{out}} = 0.1$  构建初始网络. 初始网络形成后, 用网络拓扑与节点博弈化的方式驱动网络拓扑演化. 下文中, 我们对网络特征、节点重要性、演化稳定性以及相关参数进行分析.

#### 3.1 网络特征度量

节点度分布、聚类系数以及平均路径长度是衡量网络特征的三大主要标准, 本文对模拟网络进行分析.

1) 如图 2 所示, 节点度接近幂律分布  $P(k) \sim k^{-\gamma}$ , 且  $\gamma \approx 3$ . ER 随机图由于连边随机性, 度呈现泊松分布. 而无标度网络由于偏好连接, 节点度呈现幂律分布. 由图 2 可知, 本文模拟的网络符合无标度网络特性.

2) 如图 3 所示, 节点聚类系数都较小, 主要在 0.2—0.7 之间, 且平均聚类系数接近 0.6. 在图 4 中, 节点平均路径长度集中 2—5 之间, 且网络的平均路径长度约为 4. 较小的聚类系数和平均路径长度都表明本文模拟的网络为无标度网络.

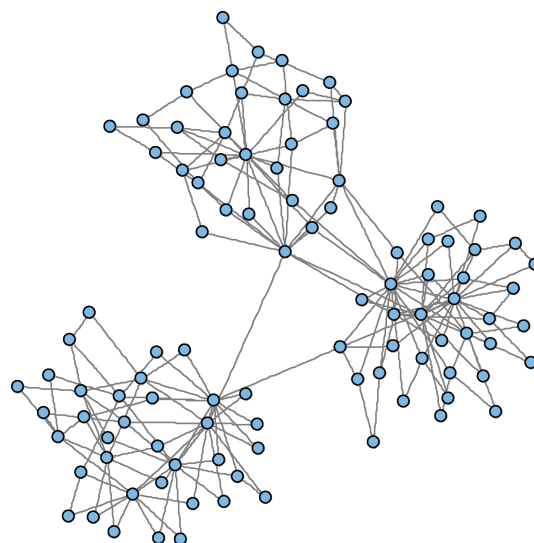


图 1 网络拓扑图

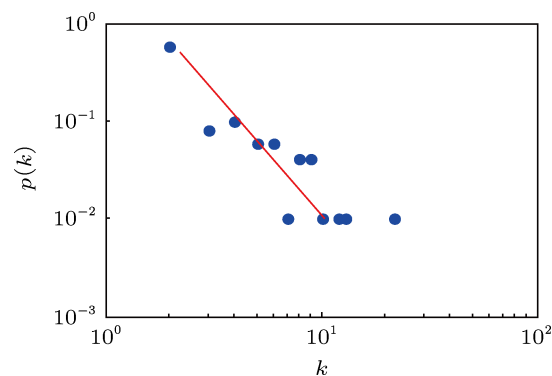


图 2 网络节点度分布图

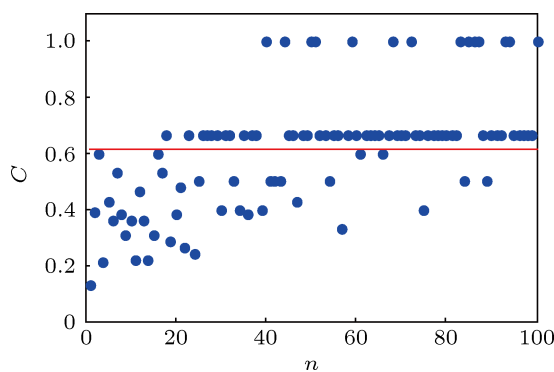


图 3 网络聚类系数图

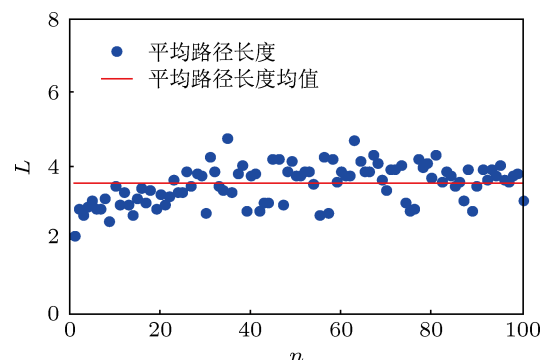


图 4 网络平均路径长度

### 3.2 节点重要性

表 1 是选取编号前 5 的节点重要性 [23] 的度量值, 我们通过对节点度、节点介数、基于 PageRank 及基于拓扑势的不同方法对比, 发现基于拓扑势的衡量方法在准确性及周全性方面具有明显优势, 且避免了度与基于 PageRank 方法的片面性, 以及介数的过分强调单个节点作用的重要性.

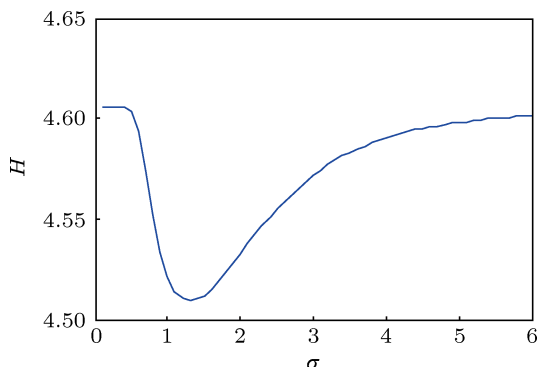


图 5 拓扑势熵与影响因子关系图

表 1 节点重要性比较

节点	度	介数	PageRank	拓扑势
1	9	6115.585631	0.467474	81.339697
2	7	153.9451104	0.16107	48.655289
3	2	317.5683372	0.091544	34.079284
4	21	1302.96887	0.304993	74.475595
5	8	59.548642	0.155855	49.108645

本文采用拓扑势 [24] 评价方法, 该思想源自数据场, 节点影响力不仅与邻居相关还受所处虚拟场影响. 因此, (5) 式中  $\varphi$  被选择用节点拓扑势表示, 公式如下:

$$\varphi_i = \sum_{j=1}^k \left[ m_j \times e^{-\left(\frac{d_{ij}}{\sigma}\right)^2} \right], \quad (6)$$

其中  $m$  为节点自身属性 (规模活动能力等),  $\sigma$  约束影响范围, 通过计算拓扑势熵  $H$  取得合理的值 [25]

$$H = - \sum_{i=1}^n \frac{\varphi_i}{\sum_{i=1}^n \varphi_i} \log \left( \frac{\varphi_i}{\sum_{i=1}^n \varphi_i} \right). \quad (7)$$

图 5 是节点拓扑势熵在不同影响因子作用下取值. 当  $\sigma \rightarrow 0$  时, 拓扑势熵趋近最大值  $H_{\max} = \log(100) \approx 4.605$ ; 随着  $\sigma$  增加, 节点影响范围增大. 在  $\sigma$  达到某个阈值前拓扑势熵逐渐减小, 在  $\sigma$  达到阈值时节点间相互作用力最清晰, 熵  $H$  取最小值;  $\sigma$  超过阈值 (约为 1.5) 后, 拓扑势熵逐渐趋近最大值  $H_{\max}$ . 图 6 是节点对之间影响的等势

图, 描述了节点对其他节点的作用力. 颜色越深代表作用力越强, 节点重要性越大. 从图中可以看出, 仅少数节点有较强重要性, 绝大多数节点重要性较弱, 这也符合无标度网络的特性.

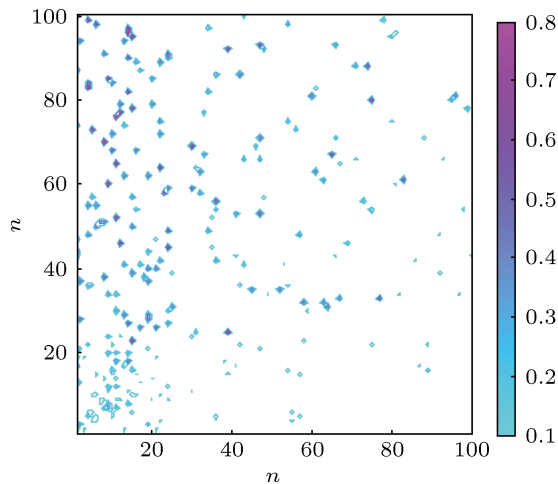


图 6 节点对等势图

### 3.3 演化稳定性分析

我们对前文模拟网络进行  $n = 100$  次不同实现并进行演化稳定分析. 由图 7 可知, 在演化过程中, 节点没全部背叛, 且网络合作频率  $\rho$  达到较高水平, 说明异质网络能促进节点合作. 同时, 合作频率波动性主要由节点模仿行为、策略突变及网络结构更新引起 [26]. 图 8 是一次网络演化过程中合作频率的变化情况. 起始由于随机选择策略, 合作频率为 0.5, 演化过程中合作频率逐渐增加并趋近于 1, 说明节点多数选择相互合作以达到互利共赢, 并保持了网络的稳定性.

从图 9 和图 10 看出, 绝大多数节点收益较小, 节点收益近似幂律分布, 且节点度与收益之间成正相关关系, 度大的节点收益更大.

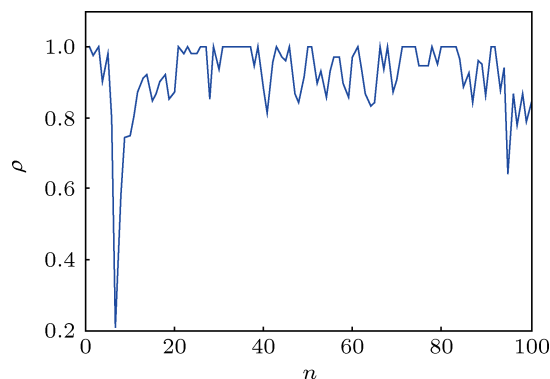


图 7 合作频率图

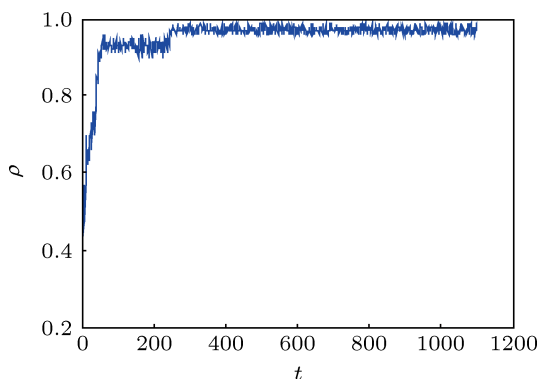


图8 合作频率随时间演化

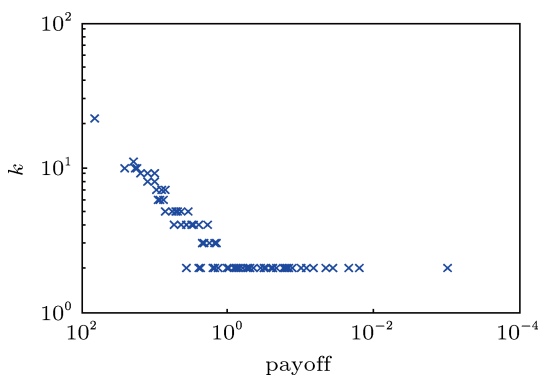


图9 收益与度的关系

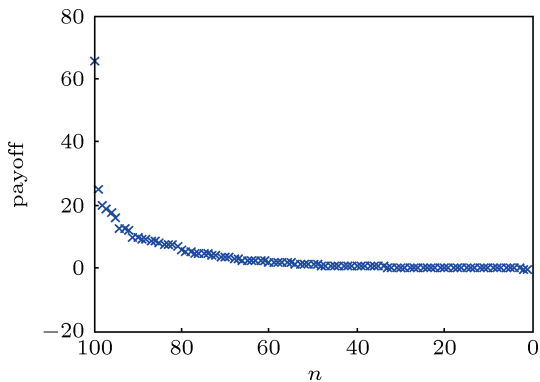


图10 节点收益分布图

图 11 和图 12 分析了网络环境因素、节点理性程度以及倍增系数对合作频率的影响. 由图 11 可知, 在倍增系数  $r$  较小时, 环境影响因子  $K$  对合作频率  $\rho$  有较大的影响.  $r$  较大时,  $\rho$  达到较高水平且基本不受  $K$  影响. 因此说明网络环境参数对网络的稳定性具有一定的影响, 如果节点能够选择合适的网络环境参数, 从而自动调整策略和期望, 就能获得较高收益和较强的自适应性, 并且保持网络稳定. 图 12 反映了节点噪声  $T$  对合作的影响.  $r$  较小时, 较小的  $T$  不利于网络稳定. 当  $r$  值达到一定水平, 网络也趋于稳定, 节点噪声  $T$  影响较弱. 但

当  $r$  较大、 $T$  较小时,  $\rho$  值出现波动, 网络不太稳定. 因此, 适中的噪声和倍增系数能促进节点做出合适选择, 提高网络合作频率, 促进网络稳定. 在本文的模拟实验中, 我们依据实验结果选取了最优参数  $K = 0.5, T = 0.5, r = 5$  做为相应影响因子.

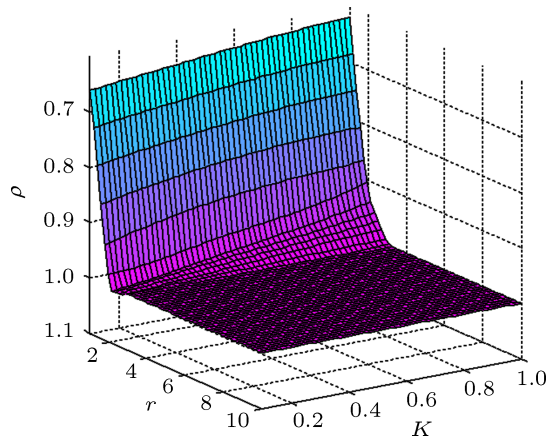


图11 网络环境对合作频率影响

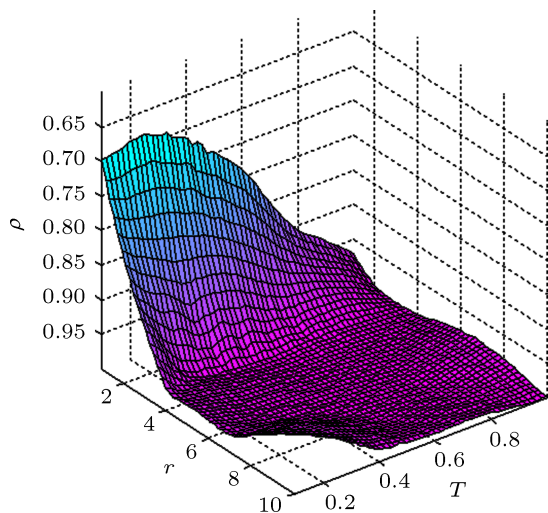


图12 节点噪声对合作频率影响

## 4 仿真实验

### 4.1 数据预处理

我们采用美国参议院第 109 届议会投票数据进行研究. 该数据集包含 100 位参议院议员, 以及在 2005—2006 年之间的 645 次议案投票数据. 将每位议员看作一个变量, 而将议员的每次赞成票、反对票数值化为 1 和 -1, 将弃权票做缺失数据处理. 该数据集被分割为  $n = 8$  个时间段, 每个时间段含 3 个月的投票数据. 通过投票数据, 我们计算议员相似度<sup>[27]</sup>, 构建了议员间的初始网络关系图 13.

## 4.2 实验结果分析

基于初始网络图 13, 我们应用 dMCPGG 模型描述了网络演化过程. 图 14 和图 15 分别表示第二阶段基于实际数据所画的网络关系图和使用 dMCPGG 模型演化所得到的网络关系图, 绿色代表民主党, 蓝色代表共和党, 红色代表自由派. 对比可知, 由 dMCPGG 模型得到的网络与真实网络具有高度的一致性, 准确的反映了实际网络的结构性质及演化过程. 从图中可以看出, 议员关系网络有较强群体性, 网络个体由于相似意见和行为而聚集, 呈现出社区结构. 网络演化过程不仅反映出政党意见属性, 还捕捉到了议员的政治倾向. 比如, 红点代表的 Jeffords 议员观点倾向于自由主义, 和民主党形成强关系. 从图 13 和图 15 看出, Chaffe 议员虽然是共和党成员, 但是其意见逐渐边缘化, 渐渐倾向自由主义, 最终 Chaffe 议员在 2007 年成为独立党成员, 与图 14 的情况相符合. 而作为民主党的 Nelson 议员观点比较保守, 是民主党中的保守派. 由图 13 所示, 代表 Nelson 议员的节点处在两个社区之间, 并与共和党成员的节点建立了强联系. 经过一段时间的投票, Nelson 议员的政治观点逐渐倾向于共和党, 由图 15 可知其与共和党成员的联系更加

紧密.

图 16 和图 17 是由  $dM^3SB$  方法和 dMCPGG 模型得到的节点度箱线图, 从图中看出, 节点度  $k$  均集中在 6 附近, 在整个演化过程中较为稳定, 并且中位数都相对靠中, 说明节点度分布大致为正态分布. 在该网络中, 绝大多数议员地位相当, 对网络的影响力也相当, 具有随机图的性质. 相比较而言, dMCPGG 模型得到的节点度有较少的离群值, 较少的异常情况说明该模型能更好的衡量网络拓扑结构. 为作图明了, 我们在计算节点相似性时取较大阈值, 因此节点度有所减少, 但不影响节点度分布.

从图 18 至图 21 可以看出, 网络聚类系数  $C$  接近 0.5, 平均路径长度  $L$  在 3 到 4 之间, 且在演化过程中变化较为平稳. 较小的聚类系数和平均路径长度是随机网络的特征, 说明该网络为随机网络. 同时,  $dM^3SB$  方法和 dMCPGG 模型得到的结果具有一致性, 说明基于演化博弈的 dMCPGG 模型也具有很强可靠性, 同时较少离群值再次反映了基于演化博弈 dMCPGG 模型的优势. 另外, dMCPGG 模型较  $dM^3SB$  方法具有更小的聚类系数和平均路径长度, 更能反映小社区内节点之间的紧密连接程度.

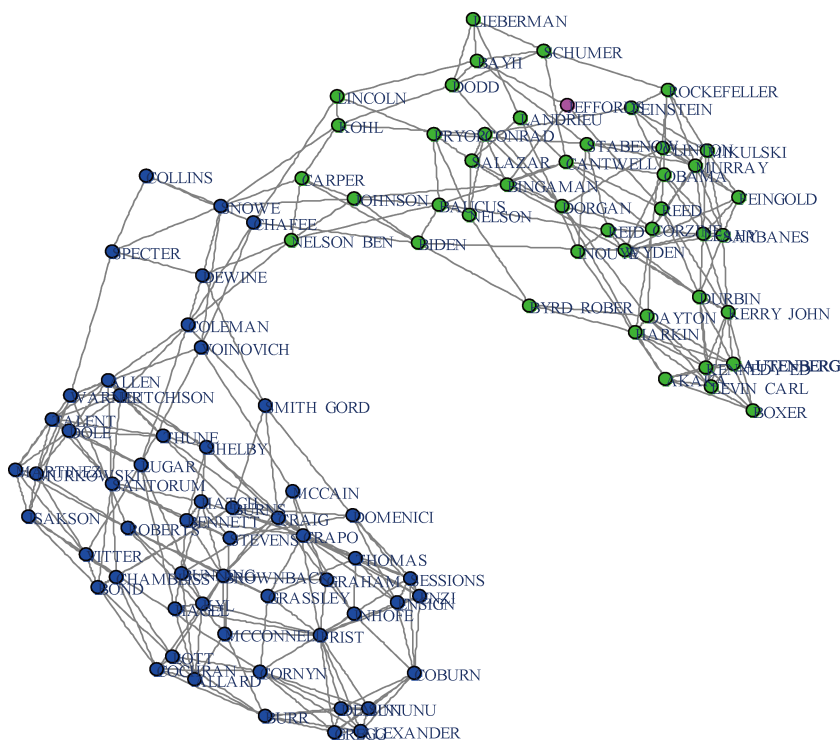


图 13 初始图

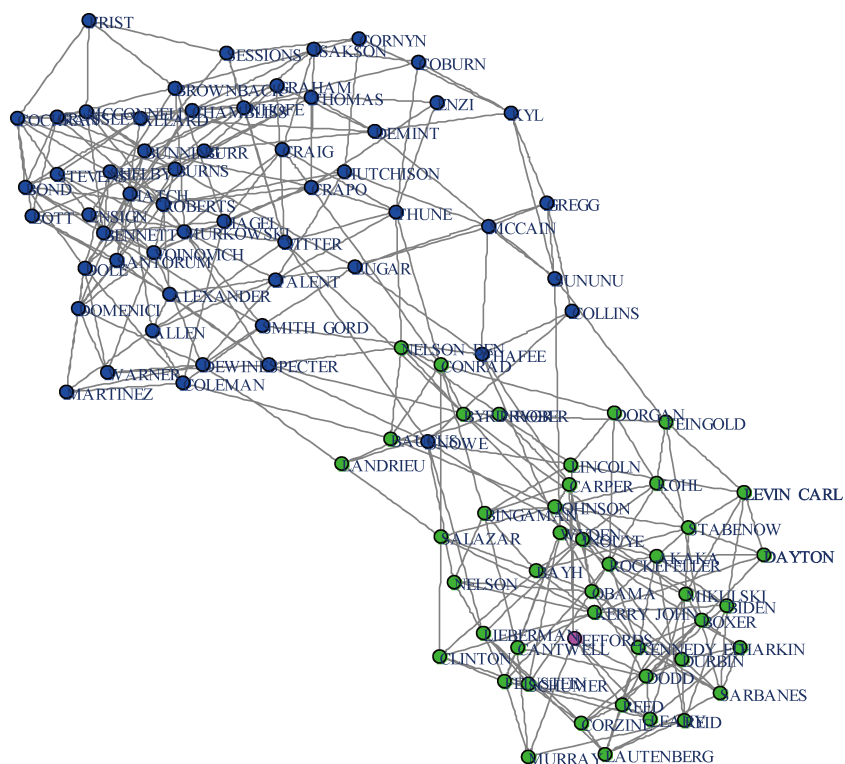


图 14 演化图 (实际)

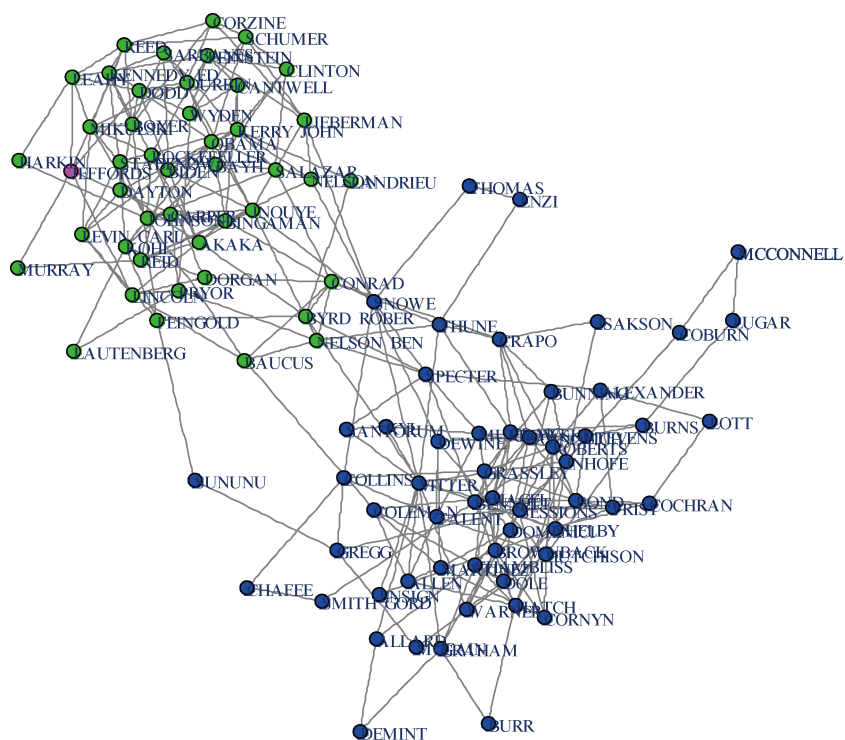


图 15 演化图 (dMCPGG)

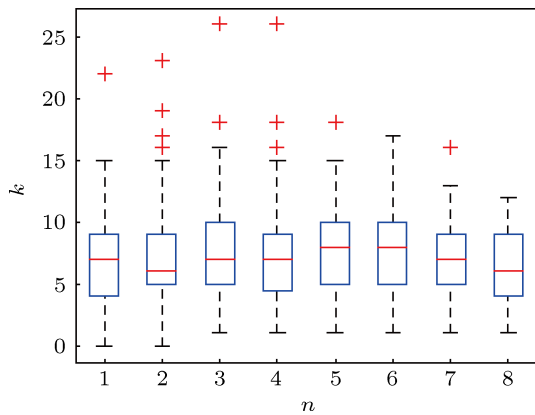


图 16 节点度演化图 (dM<sup>3</sup>SB)

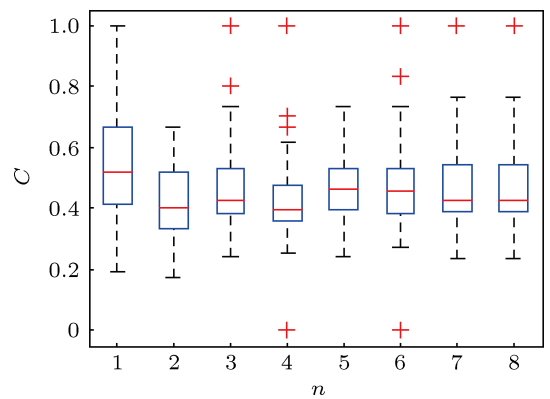


图 19 聚类系数演化图 (dMCPGG)

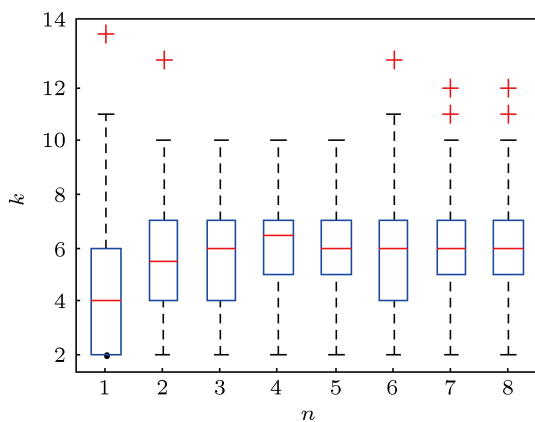


图 17 节点度演化图 (dMCPGG)

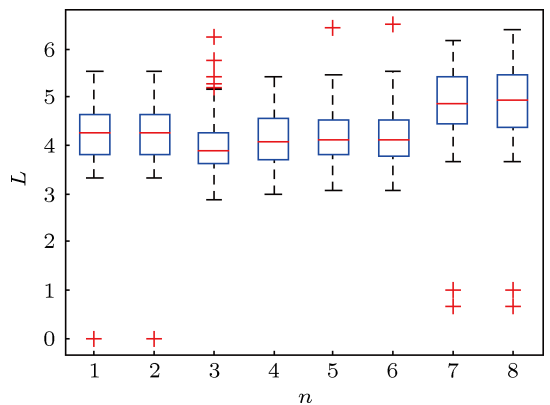


图 20 平均路径长度演化图 (dM<sup>3</sup>SB)

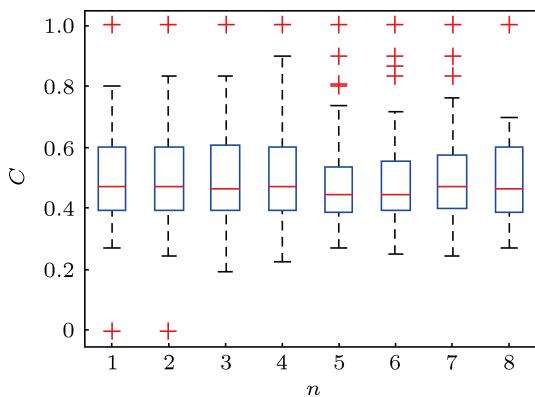


图 18 聚类系数演化图 (dM<sup>3</sup>SB)

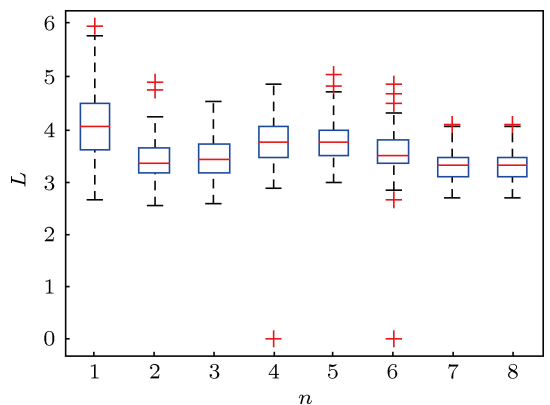


图 21 平均路径长度演化图 (dMCPGG)

## 5 结论

本文针对网络演化模型拓扑结构变化的不足,提出了基于演化博弈的 dMCPGG 模型. 在该模型中,基于拓扑势的方法考虑到短程场的作用,更好的描述了节点影响力. 多社区动态的演化模型考虑了网络从形成到稳定阶段的多个过程,更符合社会的群体性结构特征以及实时变化情况. 同时,通过与 dM<sup>3</sup>SB 方法的对比,证实了网络拓扑与博弈共

演化的方式能准确的发掘演化内在机理、描述网络演化过程,不需要繁冗的参数优化和迭代过程,仅通过博弈演化机理就能准确的再现网络的基本特征及演化过程. 但本文在考虑节点影响力时需要计算最短路径长度,因此对于大型网络时间复杂度 ( $O(n^3)$ ) 会有较大消耗. 在以后工作中,我们将优化最短路径算法,或者选取代表节点计算替代最短路径. 另外,演化博弈策略有限,在未来工作中我们期望引入更大策略空间,以满足复杂多变的现实需求.



- [1] Klemm K, Eguíluz V M 2002 *Phys. Rev. E* **65** 036123
- [2] Li X, Chen G R 2003 *Physica A* **328** 274
- [3] Bianconi G, Barabási A L 2011 *Phys. Rev. Lett.* **86** 5632
- [4] Barrat A, Barthelemy M, Vespignani A 2004 *Phys. Rev. E* **70** 066149
- [5] Ji L H, Liao X F, Liu Q 2012 *Acta Phys. Sin.* **61** 220202 (in Chinese) [纪良浩, 廖晓峰, 刘群 2012 物理学报 **61** 220202]
- [6] Xing C M, Liu F A 2010 *Acta Phys. Sin.* **59** 1614 (in Chinese) [邢长明, 刘方爱 2010 物理学报 **59** 1614]
- [7] Tang S X, Chen L, He Y G 2011 *Chin. Phys. B* **20** 110502
- [8] Lin H, Wu C X 2007 *Acta Phys. Sin.* **56** 4318 (in Chinese) [林海, 吴晨旭 2007 物理学报 **56** 4318]
- [9] Zhou T, Zhou P L, Liu J, Wang B H 2005 *Complex Systems and Complexity Science* **2** 18 (in Chinese) [周涛, 周佩玲, 刘隽, 汪秉宏 2005 复杂系统与复杂性科学 **2** 18]
- [10] Fu F, Liu L H, Wang L 2007 *Eur. Phys. J. B* **56** 367
- [11] Du W B, Cao X B, Yang H X, Hu M B 2010 *Chin. Phys. B* **19** 010204
- [12] Santos F C, Rodrigues J F, Pacheco J M 2005 *Phys. Rev. E* **72** 056128
- [13] Hisashi O, Christoph H, Erez L, Martin A N 2006 *Nature* **441** 502
- [14] Yang H X, Gao K, Han X P, Wang B H 2008 *Chin. Phys. B* **17** 2763
- [15] Tang C L, Wang W X, Wu X, Wang B H 2006 *Eur. Phys. J. B* **53** 411
- [16] Rong Z, Yang H X, Wang W X 2010 *Phys. Rev. E* **82** 047101
- [17] Yang H X, Wang W X, Wu Z X, Lai Y C, Wang B H 2009 *Phys. Rev. E* **79** 056107
- [18] Rong Z, Yang H X, Wang W X 2010 *Proceedings of 2010 IEEE International Symposium on Circuits and Systems* Pairs, France, May 30–June 2, 2010, p405
- [19] Zimmermann M G, Eguíluz V M 2005 *Phys. Rev. E* **72** 056118
- [20] Helbing D, Yu W J 2009 *Proc. Natl. Acad. Sci. U.S.A.* **106** 3680
- [21] Ho Q R, Song L, Eric P X 2011 *J. Mach. Learn. Res.* **15** 342
- [22] Arne T, Jorge M P, Martin A N 2007 *J. Theor. Biol.* **246** 522
- [23] Liu J G, Ren Z M, Guo Q, Wang B H 2013 *Acta Phys. Sin.* **62** 178901 (in Chinese) [刘建国, 任卓明, 郭强, 汪秉宏 2013 物理学报 **62** 178901]
- [24] Zhao D J, Wang H, Li D Y, Li Z, Yang H T, Chen G S 2012 *Science & Technology Review* **30** 71 (in Chinese) [赵东杰, 王华, 李德毅, 李智, 杨海涛, 陈桂生 2012 科技导报 **30** 71]
- [25] Gan W Y, He N, Li D Y, Wang J M 2009 *Journal of Software* **20** 2241 (in Chinese) [淦文燕, 赫南, 李德毅, 王建民 2009 软件学报 **20** 2241]
- [26] Yang Z, Zhou T, Hui P M, Ke J H 2012 *PLoS One* **7** 0049663
- [27] Onureena B, Laurent E G, Alexandre D A 2008 *J. Mach. Learn. Res.* **9** 485

# The research of the social network evolution based on the evolutionary game theory\*

Liu Qun Yi Jia<sup>†</sup>

(Chongqing key laboratory of computational intelligence, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China)

(Received 11 May 2013; revised manuscript received 22 August 2013)

## Abstract

The development of research on social network makes a great contribution to the study of network evolution though much of the work focuses on a macroscopic evolutionary mechanism. In this paper, based on public goods games, an optimized evolutionary dynamic multi-community network model generated by the co-evolution process of evolutionary games and network topology is put forward (dMCPGG). Edges are revised according to the difference between expected payoff and effective payoff through time. Considering the heterogeneous topology, a new preferential rule based on the topological potential is introduced to quantify the nodes' importance when choosing and updating the payoff of individuals in the public goods games. Finally, the results of simulations demonstrate that the dMCPGG model can reproduce the random world and scale-free world features, such as the nodes' degree, clustering coefficient and average path length. Finally, we apply our model to United State Congress voting data and verify its rationality.

**Keywords:** public goods games, topology potential, preferential selection, co-evolution

**PACS:** 89.75.Hc, 89.75.Fb

**DOI:** 10.7498/aps.62.238902

\* Project supported by the National Natural Science Foundation of China (Grant No. 61075019), and the Natural Science Foundation of Chongqing, China (Grant No. CSTC2011jjA40045).

<sup>†</sup> Corresponding author. E-mail: xunlava@gmail.com