

网络群体行为的演化博弈模型与分析方法

王元卓¹⁾ 于建业¹⁾ 邱 雯¹⁾ 沈华伟¹⁾ 程学旗¹⁾ 林 闯²⁾

¹⁾(中国科学院计算技术研究所 北京 100190)

²⁾(清华大学计算机科学与技术系 北京 100084)

摘 要 随着社会关系网络和在线社会网络应用的不断发展,如何理解和分析群体合作行为的稳定维持和演化是社会关系网络研究中面临的最大的挑战之一.文中综述了网络群体行为和随机演化博弈模型与分析方法等方面的研究工作,介绍了可用于网络群体行为分析评价的指标和模型,总结了网络群体行为和随机演化博弈模型的若干研究和分析方法,探讨了应用随机演化博弈模型进行网络群体行为研究的可行性.基于这些讨论,展望了社会关系网络中的网络群体行为研究所面临的主要挑战.

关键词 社会关系网络;随机模型;演化博弈;网络群体行为;评价技术;社交网络;社会计算

中图法分类号 TP393 DOI号 10.3724/SP.J.1016.2015.00282

Evolutionary Game Model and Analysis Methods for Network Group Behavior

WANG Yuan-Zhuo¹⁾ YU Jian-Ye¹⁾ QIU Wen¹⁾ SHEN Hua-Wei¹⁾ CHENG Xue-Qi¹⁾ LIN Chuang²⁾

¹⁾(Institute of Computing Technology, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190)

²⁾(Department of Computer Science and Technology, Tsinghua University, Beijing 100084)

Abstract With the continuous development of social networks and online social network applications, how to understand and analyze the maintenance and evolution of the stability of cooperative behavior is being confronted with many significant challenges faced in the study of social information networks. In this paper, we provide a complete overview on models and analysis methods for network group behaviors and stochastic evolutionary games. The authors indicate several targets and models for evaluation of network group behaviors, and also provide several analysis methods for modeling of network group behaviors and stochastic evolutionary games. The authors discuss the feasibility that applies stochastic evolutionary game models to study network group behaviors. Finally, the authors give some concluding remarks on new and challenging directions for future and potential research of network group behaviors on social information network.

Keywords social information network; stochastic modeling; evolutionary game; network group behavior; evaluation technique; social networks; social computing

1 引 言

近年来,随着信息技术和应用的不断发展,人们

活动信息化进程大大加速,信息交流日益频繁,截至2012年12月底,我国网民规模达到5.64亿,其中,微博用户规模达到3.09亿,社交网站用户规模为2.75亿.互联网的普及极大地推动了以信息为生产

收稿日期:2013-07-18;最终修改稿收到日期:2014-11-18. 本课题得到国家“九七三”重点基础研究发展规划项目基金(2013CB329602, 2014CB340401)、国家自然科学基金(61232010,61173008,61303244,61402442)及北京市科技新星计划项目基金(Z121101002512063)资助. 王元卓,男,1978年生,博士,副研究员,中国计算机学会(CCF)高级会员,主要研究方向为网络行为分析、开放知识网络、信息安全、博弈模型等. E-mail: wangyuanzhuo@ict.ac.cn. 于建业,男,1981年生,博士研究生,主要研究方向为网络群体行为演化分析等. 邱雯,女,1988年生,硕士,主要研究方向为网络交互行为博弈分析. 沈华伟,男,1982年生,博士,副研究员,主要研究方向为社会计算、复杂网络、信息检索. 程学旗,男,1971年生,博士,研究员,博士生导师,主要研究领域为网络科学、网络与信息安全以及互联网搜索与数据挖掘. 林闯,男,1948年生,博士,教授,博士生导师,主要研究领域为计算机网络、绩效评估、逻辑推理、Petri网理论及应用.

要素的社会关系网络^[1]的发展,同时也造就了一支日益庞大的网络信息用户队伍。在这样的社会关系网络中所产生的所有跟信息有关的行为,我们都称之为网络信息行为。网络用户通过各种网络信息行为间的作用关系有机地关联在一起,形成具有一定拓扑结构关系的网络群体。

一般地,网络群体是指互联网上,有着相似特质、共同目标或价值观以及团体意识的两个或两个以上的用户以一定方式进行线上线下交互或活动而构成的用户群体。网络群体不但具有一般群体的特点:如网络群体成员有着相似的特质、共同的目标或价值观、成员对群体有认同感和归属感、群体成员间建有关系构成群体的结构等,还具有其自身的特点:依托于社会关系网络,网络群体不受地理等因素的影响、成员分布范围极广、网络群体的时效性比一般群体强等。网络群体形成的方式多种多样,大致归类为以下几种:(1)由某种固定关系形成的群体,通常是现实社会中的实际关系在网络中的具体映射,例如由同学及校友关系形成的网络校友群体,这类群体的结构比较稳定,形成之后随时间的变化不大,成员的活跃程度有限;(2)由某种不确定的共同需求形成的群体,例如,微博中的微群、豆瓣的群组等,这类群组中的成员多是由共同的需求或目的聚集在一起,随着时间的变化,群体成员会发生一定的流动,但是流动的主要是度数相对较低的节点;(3)由某种突发事件驱动而形成的群体,这类群体具有很强的时效性,通常由一个焦点事件引发产生,其结构变化与该事件的关注度涨落有关,在事件平息后的短时间内群体就会解散。

在社会关系网络中,微观层面的个体信息行为在宏观层面的网络群体行为中所表现出来的特征更加复杂。网络群体的行为受到社会性和随机性等的影响,这使得群体的行为往往表现出极大的不确定性,而更加值得关注的现象是群体行为的涌现现象。由用户行为导致的信息的传播一般都具有从逐渐积累到一夕爆发的特点,这样的积累并不是线性的,也不是用户行为产生效应的简单迭加,而是一系列小的局部变化,每一个小的局部变化都不足以对整体系统造成影响,但当这些变化的积累达到某个临界状态时,整个系统出现临界相变。整个系统表现出来的现象是所有局部行为相互作用的结果。社会关系网络中的大量涌现现象包括信息扩散数量上的涌现、网络结构特征的涌现、特定网络群体的涌现以及特定网络群体行为的涌现等^[2]。

作为理论简化和直观表达,对网络群体行为进行分析和建模是社会网络研究的重要内容。目前对于网络群体行为的模型的研究集中在对网络群体行为定性描述的模型上,主要作为表示和呈现个体信息行为复杂过程的一种方法。社会关系网络是一个多维度的复杂系统,网络内部节点之间的相互影响与相互作用频繁。然而,由于网络群体行为的社会性、随机性和复杂性使得传统的统计研究方法不能够对于网络群体行为产生的影响动态走向进行预测,因此迫切需要新的基础理论和研究方法。目前,网络群体行为模型的相关研究工作主要包括信息传播及观点交互模型、群体行为演化模型、群体结构模型和突发群体事件模型等,但还没有一个公认的成体系的研究思路。近年来,对信息网络的建模方面进行了大量工作,比如对于社会网络静态社区结构特性的研究,在演化过程中社会网络动态社区结构变化规律的发现等。但是,这些研究工作的关注点主要集中在网络拓扑结构之上,对于网络群体行为的预测调控工作超出了其研究范围。

演化博弈被认为是适合解决网络中动态博弈问题的建模方法。在网络群体中,信息的传播和演化博弈中策略的选择都可以看做是服从某种规律的网络上的动力学行为。如何刻画这种动力学行为,发现该动力学行为的机制等是研究者们关注的重点。由此,研究网络群体内部和群体间行为的演化博弈关系、分析网络群体结构对合作行为演化的影响,并深入探索网络群体行为演化和群体稳定维持的动力学机制,对深入认识网络群体及网络群体行为的客观规律、合理利用和引导群体行为以促进或抑制信息传播、促进网络经济的发展等,都将具有重要的指导意义^[3]。

目前,关于网络群体行为定量分析的研究还处于起步阶段,大部分工作是针对局部网络或特定场景,还没有形成一套完整系统的理论方法。本文以网络群体行为的分析评价方法为主线,介绍网络群体行为相关的分析评价模型的研究现状与进展,并介绍适用于刻画网络群体行为研究的随机演化博弈模型,最后提出一些未来可能的研究思路。

本文第2节从网络群体及群体行为构成的网络结构和行为特性两方面给出可行的评价指标;第3节则依据第2节的评价指标,总结网络群体行为及群体结构相关的模型,并提出网络群体行为分析评价的模型框架;第4节着重探讨随机演化博弈模型;第5节探讨网络群体行为导致的网络群体事件的分析方法;第6节分析网络群体行为演化模型与分析

研究面临的挑战.

2 网络群体行为评价指标

为了能够定量分析网络群体行为,有必要建立可量化的评价指标体系. 现有的工作主要集中在使用过程模型对网络用户信息行为进行定性描述,以及对个体行为的研究. 文献[4]中对网络中用户个体行为的可信性进行研究,提出了统一度量的框架. 而网络群体定量分析的研究还处在起步阶段,网络群体行为的量化评估并没有系统的规划,也没有完整的指标体系.

由于网络个体行为对于网络群体行为的涌现趋势和演化结果有着重要的影响,对个体信息行为进行分析评估和预测也是网络群体行为研究中的重要内容. 本文将网络群体行为的评价指标分为3类:网络个体行为的评价指标、网络群体行为的评价指标和网络群体之间行为的评价指标. 这3类指标分别从个体、群体和群体间3个层面综述了网络群体行为的评价指标. 这些指标反映了个体和群体的不同侧面的特点,在对网络群体进行分析评价时,所选择的评价指标依赖于待解决的问题及应用场景. 图1总结了可用于刻画网络群体行为的评价指标.

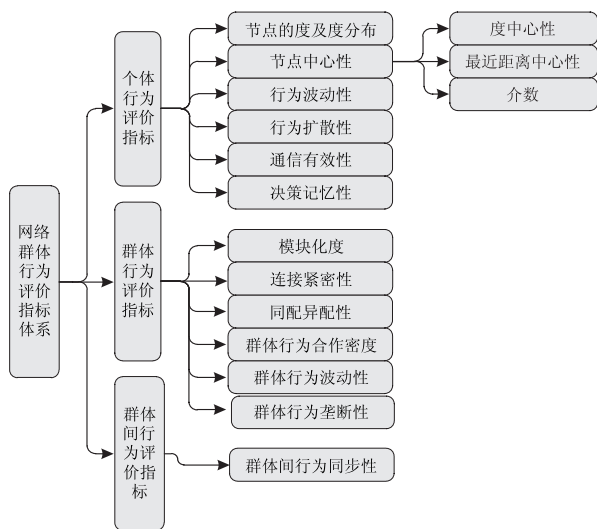


图1 网络群体行为评价指标

2.1 个体行为评价指标

个体行为评价指标主要的评价对象是网络用户个体及其交互行为所构成的结构和行为特性. 这类指标描述了群体中节点的性质、节点之间的组织和交互关系以及群体中个体行为的交互与传播特性. 社会关系网络中,网络群体广泛存在,其拓扑结构与大规模复杂网络的结构具有相似的性质^[5]. 同一群

体中的个体倾向于采取相同或相近的策略,以保持群体行为的一致性,反之,采用相同或相近策略的个体更可能属于同一群体. 因此,通过研究网络群体的结构来评价网络中个体行为及其演化是一个重要的研究思路.

(1) 节点的度与度分布

节点的度是描述网络局部特性的基本参数,也是反映个体交际能力的指标,进而反映成员占领网络资源的情况^[6],其数学表示为

$$d_i = \sum_{j=1}^n a_{ij} \quad (1)$$

其中,如果节点 i 和 j 相连,且 $i \neq j$,则 $a_{ij} = 1$,否则 $a_{ij} = 0$, n 表示网络中的节点数.

从群体层面看,节点的度分布反映了网络结构宏观的统计特征. 在网络中随机选取一个节点,其度数为 k 的概率是 P ,那么 P 值随着 k 的变化函数 $P(k)$ 即为度分布函数. 度分布函数随着网络结构的不同有不一样的表达式,例如无标度网络的度分布服从幂律分布、均匀网络度分布近似为泊松分布等. 近年来的研究显示现实中的网络更多符合幂指数不同的幂律分布.

网络的拓扑结构决定了网络中节点不同的社会地位和作用,有些节点是具有重要的地位的中心节点(hub),有些可能是不同群体之间的联络者(structural hole spanners)^[7]另外一些可能只是无足轻重的小度数的边缘节点(outsider).

(2) 节点中心性

节点中心性是用来衡量节点在网络结构中重要程度的指标. 最早提出衡量节点中心性和作用指标的人是美国著名的社会学家 Freeman,他提出了3个指标^[8],分别是:度中心性(Degree Centrality)、最近距离中心性(Closeness Centrality)、介数(Betweenness Centrality),它们是分析网络节点中心性常用的3种指标^[9].

度中心性是将网络中节点的度值进行了归一化处理,具体定义为

$$C_D(i) = \frac{k_i}{N-1} \quad (2)$$

其中, k_i 表示节点 i 的度, N 表示网络中节点的数量.

最近距离中心性衡量网络中一个节点距离其他节点的紧密程度,定义为

$$C_c(i) = \frac{N-1}{\sum_{i,j,i \neq j} d_{ij}} \quad (3)$$

其中, N 表示网络中的节点数, d_{ij} 是节点 i 到节点 j

的最短路径长度. 网络中的节点最近距离中心性越大, 意味着它和其他节点连接得越紧密, 一条信息从该节点出发就能够越迅速地传播到网络中的各个角落, 反之亦然.

介数用来衡量网络中通过该节点的最短路径的数目, 直接反应了节点在网络通信中的重要程度. 数学定义为

$$C_B(i) = \sum_{s \neq t \neq i} \frac{\sigma_{st}(i)}{\sigma_{st}} \quad (4)$$

其中, σ_{st} 表示从 s 到 t 的最短路径数目, $\sigma_{st}(i)$ 表示最短路径中经过 i 的最短路径数目. 节点的介数越大, 意味着信息传播经过该节点的概率就越大, 那么信息要传播到其他节点对于该节点的依赖性就越大, 该节点就可能是核心节点.

(3) 行为波动性

行为波动性被用来评价个体行为, 采用波动系数进行描述. 波动系数是指个体在演化过程中改变选择的平均频率. 波动系数为 1 时, 个体在每个时刻都更改自己的选择, 波动系数为 0 时, 意味着个体在初始时刻确定选择之后不再更改^[10].

(4) 行为扩散度

行为扩散度用来评价某个节点在网络传播中的影响力, 通过评估某种行为或者状态从某个节点发出后在网络中的传播状态. 目前主要的研究环境是传染病模型, 更为具体的描述为流行病程度, 数学定义为

$$M(k_s, k) = \sum_{i \in \gamma(k_s, k)} \frac{M_i}{N(k_s, k)} \quad (5)$$

M_i 为从 i 节点传染开来的疾病传染到的人数的平均值, k_s 是一个用来标记节点位置的索引, k 为节点的度. $N(k_s, k)$ 为索引为 k_s , 度数为 k 的节点的个数, $\gamma(k_s, k)$ 所有 (k_s, k) 节点的集合^[11].

(5) 通信有效性

通信有效性使用平均路径长度进行衡量^[8], 即一个节点平均需要经过多少个节点才能到达目标节点. 定义一个节点 i 到另一个节点 j 之间的最短距离为 $l(i, j)$, 则平均路径长度的数学表达式为

$$L = \frac{1}{n^2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n l(i, j) \quad (6)$$

其中 n 为节点总数.

(6) 决策记忆性

决策记忆性描述个体在博弈过程中每回合决策时受到之前策略的影响程度^[12], 其数学定义为

$$P_C = \frac{N_C}{M} \quad (7)$$

M 为记忆效应能够延续的回合数, N_C 为合作态为最佳策略的回合数.

个体行为评价指标侧重微观层面从网络个体及其行为在群体中的地位、影响等角度来分析和评估个体行为. 这些指标中, 节点度及度分布和节点中心性反映了个体在群体中的地位和结构特性, 行为波动性指标和决策记忆性反映了个体自身行为的特性, 而行为扩散性和通信有效性则反映了个体在群体中对传播的影响. 从以上可以看出, 根据待解决问题的侧重点和应用场景, 选择不同的评价指标来分析评价群体中个体及其行为, 如节点的度或节点的中心性与行为的波动性结合可以刻画个体的地位或在群体中所处的位置与个体行为变化之间的联系, 而节点的度或节点的中心性与行为扩散性结合可以刻画节点的地位或在群体中地位对传播的影响等等.

2.2 群体行为评价指标

网络群体行为评价指标主要评价的对象是网络群体行为特性以及群体结构特性.

(1) 连接紧密性

连接紧密性通常用来衡量网络联结的紧密程度, 类似于社会关系网络中“物以类聚, 人以群分”的特性, 即考察连接在一起的集团各自的近邻之中有多少是共同的近邻. 常用的指标为聚类系数 (clustering coefficient)^[13], 它表示网络中节点聚集成团的倾向, 可以细分为全局聚类系数^[14]、局部聚类系数和平均聚类系数. 在社会关系网络分析中, 常用的是局部聚类系数和平均聚类系数, 在本文中如未特别指出, 聚类系数均代指局部聚类系数.

节点 v_i 的聚类系数 C_i 是节点 v_i 的所有邻居节点之间实际存在的边数和这些邻居节点所有可能的边数之比^[13]. 假设在一个图 $G=(V, E)$ 中, V 表示节点集, E 表示边集, 边 e_{ij} 连接节点 v_i 和 v_j . 设 $N_i = \{v_j : e_{ij} \in E \wedge e_{ji} \in E\}$ 是节点 v_i 的邻居节点, $k_i = |N_i|$ 是 N_i 中节点的数目. 对于有向图而言, 边具有方向 ($e_{ij} \neq e_{ji}$), v_i 的聚类系数 C_i 为

$$C_i = \frac{|\{e_{jk} : v_j, v_k \in N_i, e_{jk} \in E\}|}{k_i(k_i - 1)} \quad (8)$$

而对于无向图, 边不具有方向 ($e_{ij} = e_{ji}$), 则 v_i 的聚类系数 C_i 为

$$C_i = \frac{2|\{e_{jk} : v_j, v_k \in N_i, e_{jk} \in E\}|}{k_i(k_i - 1)} \quad (9)$$

整个网络的平均聚类系数 C 为所有节点的聚类系数的平均值. 文献^[15]将聚类系数推广到带权网络中.

(2) 同配异配性

同配异配性用来描述高度数节点连接的倾向性,也称作同配系数,其数学表达如下

$$r = \frac{M^{-1} \sum_i j_i k_i - \left[M^{-1} \sum_i \frac{j_i + k_i}{2} \right]^2}{M^{-1} \sum_i \frac{j_i^2 + k_i^2}{2} - \left[M^{-1} \sum_i \frac{j_i + k_i}{2} \right]^2} \quad (10)$$

其中, j_i 和 k_i 是第 i 条边连接的两个节点的度数, M 为总边数. 正度相关性表示高度数节点倾向于与高度数节点连接, 数值越大倾向性越明显, 这种现象在社会网络中比较常见; 负度相关性表示高度数节点倾向于与低度数节点连接, 绝对值越大倾向性越明显, 这种情况在生物网络中得到了很好的体现^[16].

(3) 模块化度

模块化度 (Modularity) 是度量网络社区结构的重要参数, 它同样可以用来分析和度量网络群体交互行为的结构特性. 模块化度由 Newman^[17] 教授提出, 探讨的对象主要是小世界网络和 B-A 无标度网络两类典型复杂网络的模块化特点, 其聚团性定义为

$$Q = \frac{1}{2m} \sum_s (e_{ss} - a_s^2) \quad (11)$$

其中, e_{ss} 表示第 s 个社区内部边的权重之和占网络中边权重总和的比例, $a_s = \sum_i e_{si}$, $2m = \sum_s a_s = \sum_{st} e_{st}$ 是网络中边的总权重. 上面的式子给出的模块度定义是定义在单个社区上的, 即 $e_{ss} - a_s^2$ 对应着第 s 个社区对 Q 的贡献. 模块度隐式地给出了社区的定义 $e_{ss} - a_s^2$, 即社区内部边的权重之和比期望的边权重之和要高.

模块度的提出推动了网络社区结构的研究, 它为研究人员提供了用于选择网络划分的目标函数, 模块度的优化算法很快成为社区发现算法的主流. 模块度在无权无向简单网络的社区发现上所取得的成功激发研究人员把模块度扩展到其他类型的网络上, 包括带权网络^[18]、有向网络^[19-21]、二部图^[21-22]、具有负值边权的网络^[23-24]等. 使用不同的 null model, 模块度可进一步细化, 从而得到有参数的模块度^[25-26]和基于 motif 的模块度定义^[27].

但是网络的所有可能的划分数量巨大, Newman 指出网络的所有划分个数是第二类 Stirling 数^[18], 因此, 在由网络划分构成的空间里寻找模块度最优的划分是困难的. Brandes 等人^[28]证明了模块度的优化问题属于 NP 完全问题, 给出了模块度优化问题的时间复杂性.

(4) 合作密度

合作密度又称作合作水平, $\delta_x(t)$ 等于 t 时刻群体 G_x 中合作者的数量除以 G_x 的总个体数^[29], 也可称为合作频率, 即在所有个体的总博弈次数中采取合作策略的比例^[30].

(5) 群体行为波动性

群体行为波动性的衡量指标为波动系数, 它是所有个体改变行为选择的平均频率, 波动 (扰动) 系数为 1 时意味着所有个体在每时刻改变他们的选择, 该系数为 0 时, 则意味着每个主体在进行了他们的初始选择之后不再改变^[10].

(6) 群体行为垄断性

群体行为垄断性用于描述群体行为的从众程度. 设个体的行为选择集为 $i \in \{0, 1\}$, 该指数为 0 时, 表示个体中选择 $i=0$ 和选择 $i=1$ 的数目各占一半, 而该指数为 1 时, 表示所有个体或全部选择 $i=0$, 或全部选择 $i=1$. 该垄断指标由最后十步模拟的平均基尼系数算出. 基尼系数的计算方程为

$$g = \frac{\sum_{i=0,1} \sum_{j=0,1} |y_i - y_j|}{2(|A| - 1) \sum_{i=0,1} y_i} \quad (12)$$

其中, y_i 代表选择行为 i 的数目, $|A|$ 表示集合中元素的个数^[10].

群体行为评价指标侧重中观层面从群体的角度来分析和评估群体行为的演化结果和影响. 这些指标中, 连接紧密性和模块化度反映了群体结构特性, 即节点间的连接关系特性; 通配异配性、合作密度和群体行为垄断性反映了群体行为和个体的倾向性, 其中通配异配性反映了大度数节点的连接关系倾向性, 合作密度反映了群体内个体采取合作行为的水平, 而群体行为垄断性从群体内个体行为的倾向程度; 群体行为波动性则反映了群体内个体行为的变化情况, 即群体内部行为的稳定状况. 从以上可以看出, 根据待解决问题的侧重点和应用场景, 选择不同的评价指标来分析评价群体中个体及其行为, 如反映群体结构特性的连接紧密性和模块化与反映群体行为和个体倾向性的通配异配性、合作密度和群体行为垄断性搭配组合时, 可以刻画群体结构与群体行为的倾向、群体采取的行为等之间的关系, 反映群体行为和个体倾向性的指标与群体行为波动性搭配组合时, 则可以刻画群体或个体的倾向性与群体行为变化之间的关系等.

2.3 群体间行为评价指标

网络群体间行为评价指标主要评价的对象是群

体间的行为关系,这里是指群体间行为的同步性. 群体间行为的同步性描述了网络中的不同群体之间的行为影响关系,它是网络群体行为的外部指标. 文献[31]定义了3个量来评估两个网络之间的同步水平.

第1个量是合作密度差,数学定义为

$$\Delta C = \frac{1}{N} \sum_{t=0}^N |c_1(t) - c_2(t)| \quad (13)$$

其中, $c_1(t)$ 和 $c_2(t)$ 分别表示两个网络在 t 时刻的合作密度, N 表示时长. 当 $\Delta C=0$ 时,说明两个网络随时间的演化没有区别,它们处于完全同步的状态.

第2个量为合作密度振荡曲线相位差,数学定义为

$$\Delta\varphi = \frac{1}{N} \sum_{t=0}^N |\varphi_1(t) - \varphi_2(t)| \quad (14)$$

其中, $\varphi_1(t)$ 和 $\varphi_2(t)$ 分别表示两个网络在 t 时刻策略 C 的相位. $\Delta\varphi=0$ 表示两个网络的相位完全一致,由于相位差的范围只能为 $0\sim\pi$, $\Delta\varphi=\pi/2$ 表示两个网络之间没有任何相位同步.

第3个量在两个网络达到相差恒为 $\pi/2$ 时,用于衡量同步发生的程度. 该量把两个系统的相位差映射成复空间中的矢量,具体的计算方法是

$$Q = \left| \frac{1}{N} \sum_{t=0}^N e^{i[\varphi_1(t) - \varphi_2(t)]} \right| \quad (15)$$

在相位同步的情况下,复空间中所有的矢量都指向同一方向,且 Q 接近于1. $Q=1$ 表示完全同步; $0 < Q < 1$ 表示部分同步, Q 值越大说明同步越完美; $Q=0$ 说明复空间中的矢量指向的方向是随机的,两个网络没有任何同步.

群体间行为同步性指标反映了群体间行为的相互影响和作用,刻画它们之间相互影响和行为一致性的水平.

3 网络群体行为分析模型及分析评价框架

以网络群体行为评价指标为前提和基础,本节着重探讨可用于网络群体行为的分析模型,在此基础上提出一种可行的网络群体行为分析的模型框架. 在网络群体行为分析研究中,需要根据群体行为分析的目标和方法,从网络群体形成的因素、群体的结构、行为的演化等角度探讨网络群体行为的相关问题. 网络群体行为分析模型中涉及到的因素是对网络用户在社会关系网络中的行为背后的驱动因素的适当抽象和理论简化,反映主要驱动因素而不需

要涉及所有的细节.

3.1 群体行为模型

对网络群体行为建模是对网络群体行为分析的重要步骤. 本节介绍的网络群体行为模型旨在描述网络群体行为的形成和发展的过程,从中观尺度对网络群体的静态结构与动态行为进行抽象. 目前,针对不同的网络群体行为分析领域和评价目标,研究者们提出了不同的分析的模型和方法,从应用的层次可以分为以下几类模型.

3.1.1 信息传播及观点交互模型

社会关系网络中,信息如何传播、用户观点如何交互演化等问题受到研究者的关注. 在社会关系网络上信息传播研究中,研究者们认为社会关系网络上的信息传播与传染病在人群的扩散类似,因此经典信息传播模型是SIR(Susceptible Infective Removal)模型和SIS(Susceptible Infective Susceptible)模型^[32-33],它们都以传染性疾病预防为问题原型. Moore和Newman^[34]最早研究了基于小世界网络的SIRS(Systemic Inflammatory Response Syndrome)模型. Pastor-Satorras和Vespignani^[35]的研究显示无标度网络在信息传播特性上与传统网络相比存在巨大的差异,即很小的初始强度就能够使信息广泛传播并长期存在. SIR及其改进模型在研究信息传播方面得到广泛应用,但是在信息传播过程中依赖于网络用户的信息传播行为,网络用户不仅是信息的接受者,同时也是信息的传播者. 网络用户信息需求得到满足之后,会根据其自身的经验以及与其他用户的交互所得到的信息进行判断,然后根据判断结果进行行为决策,从而使得网络信息再次传播.

简单来说,对于社会关系网络中的一个节点,当它对信息进行传播时,该节点从某种意义上来说将会获得一定的收益,如受欢迎度的提高等;当其他节点对该节点传播的信息提供负反馈时,它需要付出一定的成本,如声誉的降低等. 出于自私性和理性的考虑,当节点收益少于付出时,它将没有动机去参与信息的传播,但是不参与信息的传播,节点将得不到任何的收益. 这个矛盾的关系可以用博弈模型来描述和分析,社会关系网络上的节点在寻求自身利益最大化的交互过程中相互制约,此消彼长,需要寻找一个平衡点.

观点交互模型旨在描述一定的社会环境中个体通过观点交互形成和更新自身观点的规律,并在此基础上研究和解释群体观点信息的演化现象^[36]. 信息传播模型着眼于群体行为在中观层面展现的整体

效果,未特别关注个体观点交互的细节问题.现阶段信息传播模型通常是独立讨论的,与观点交互模型和群体结构模型结合起来研究个体交互规则和不同群体结构给信息传播带来的不同结果是值得考虑的研究方向.

研究者们提出了各种模型来描述观点交互过程,通常假设参与交互的个体之间具有某种拓扑关系,观点是用户对于某条信息的态度倾向值,所以通常用连续或离散的实数来表达.从混乱的个体意见到具有明显倾向的群体态度出现,是一个从微观层面到中观层面,再到宏观层面的演化过程.这个过程与很多因素相关,比如网络的拓扑结构、用户的心理特性、观点的传播规律、个体间的交互规则等.观点交互模型着重描述了用户间交互规则在观点演化过程中带来的影响^[37].

目前常用的观点交互模型有有限信任模型、演化博弈模型等. Deffuant 模型和 Krause-Hegselmann 模型是有限信任模型的代表,描述了具有一定交互阈值的个体中的观点演化现象. Deffuant 模型假设个体拥有在一定范围内使用连续实数值代表的观点,并在每一时间步长随机选取两个个体进行交互.当他们的观点差距小于某个阈值时,个体分别使用某个折中值来更新自身的观点^[38-39].在 Krause-Hegselmann 模型中,个体选择更新自身观点的折中值不仅受到双方观点值的影响,还受到个体间的权重影响^[40].很多研究者借鉴了这些观点交互模型,并研究了它们不同网络结构下的演化结果^[41-42]. Di Mare 和 Latora^[43]在 2007 年首先提出了观点交互的博弈模型,研究了个体在交互中都倾向于说服对方而避免被对方说服的现象.该模型结合了有限信任模型的内容,定义了收益矩阵来描述用户的选择倾向,并且对不同的个体角色赋予不同的收益矩阵,称为 SO(Stubbornness-Orator)模型.此外,还有 Galam^[44]提出的描述少数服从多数现象的 Majority Rule 模型, Nowak-Latane 的研究语言演化规律的模型^[45], Yang 等人^[46]提出的一种考虑权重的 Voter 模型等.

下面举出一个简单的个体说服演化博弈模型来说明建模观点交互的方法.首先,个体按照特征分为三类:意见领袖、水军和一般用户.个体的策略集为{保持观点,同意对方},针对个体特征构建不同的收益矩阵.

定义用于计算机仿真的演化博弈规则:

(1) 定义个体观点的取值区间,区间内的数值代表个体观点值;

(2) 初始时,随机赋予个体观点值;

(3) 在每一时间步长(博弈回合),个体与另一随机选择的个体进行博弈;

(4) 每个个体存储前几个时间步长回合的博弈结果;

(5) 博弈时,双方交换彼此观点数值与个体类型,并取得对方存储的博弈结果;

(6) 计算对手采取每种策略的概率,并根据收益矩阵计算自身采取每种策略的期望收益;

(7) 个体默认采取期望收益最高的策略.

复制动态方程是描述演化博弈中个体策略更新的典型的数学工具,根据该方法计算出一个群体选择每种策略的比率的理论增长率,数学表示为

$$\dot{x}_i = x_i(t)(u_i(t) - \bar{u}(t)) \quad (16)$$

其中, $u_i(t)$ 是个体在 t 时刻选择策略 i 的收益

$$\bar{u}_i(t) = \sum_{i=1}^I x_i u_i(t) \quad (17)$$

是整个种群中选择不同策略的平均收益.

信息传播和观点交互是在线社会关系网络中群体形成的基础,信息传播和观点交互模型要能刻画信息传播的过程,分析信息扩散随时间变化的情况,同时,信息传播的过程还包含了传播者对消息内容和观点接受的过程,信息传播和观点交互是网络群体形成的基础,信息传播和观点交互模型也是研究网络群体行为演化的重要基础模型.

3.1.2 群体行为演化模型

前面介绍的群体行为波动性、群体行为垄断性、群体行为合作密度和群体行为同步性等 4 个群体行为评价指标主要用来刻画群体行为演化过程所表现出来的特征.

目前,对社会关系网络中的个体行为的研究已经比较深入,但对于网络整体性质的研究却仍然处于初始阶段,很难准确地预测某一信息在网络中传播后可能造成的影响.简言之,我们可以构建出一个网络式的社会或组织结构并使之平稳地运行,但对这个网络的演化和运行的机制知之甚少.至今为止,还没有一套行之有效的科学方法来设计一个大型的复杂网络并预测它的行为,而问题的核心在于这样的复杂网络中存在着涌现现象.

涌现性^[47]是指在一个系统中,由于微观层面的个体之间的相互作用而在宏观层面所产生的性质并不存在于这种相互作用当中的现象.涌现性的概念出现已有很长时间,但是并没有一个统一的研究方法可以揭示一般系统的涌现性质.对系统如何达到涌现,仍然是处于特征描述阶段.2009 年,加拿大莱

斯布里奇大学 Hunter 和 Stockdale^[48] 的研究表明, 在线社区能够增加群成员之间的信息流动和信息交换的信任, 虚拟社区的形成促成了群体行为的涌现与共振。在社会关系网络中, 我们认为, 没有全局控制的、追求自身利益最大化的个体, 以相对简单的交互规则相互作用, 可以最终形成中观乃至宏观上的聚集行为 (collective behavior)。如果这种聚集行为展现出远离平衡态的稳定结构和能够维持的模式, 我们则认为这是系统的涌现性质。如网络的拓扑结构、网络群体的形成与结构、群体的健壮性与安全、群体中的信息交互行为等, 都可展现出涌现性。

群体行为中合作行为及其涌现现象得到深入研究, 它是演化博弈研究的主要问题^[49-51]。群体中的合作行为是指以自我利益最大化为目的个体构成的群体中通常会得到合作态占多数的演化结果的现象。这一现象的研究主要集中在复杂网络上的演化博弈讨论, 虽然已经有一些可行的机制被提出, 但合作行为的本质和真正机理, 仍然是一个尚未解决的问题^[15, 52-53]。

网络用户行为通常会表现出随机性, 因此在描述用户行为的某些因素时, 对各种行为进行某些随机假定是合理的。例如, 个体浏览网页时对下一个浏览对象的随机选择^[54]。网络用户信息行为的随机性不仅表现在用户随机选择网络信息站点和信息渠道, 并将随机获取的信息与自身的信息需求相匹配, 还表现这种随机性在群体状态下表现出的整体规律性。但是, 人类行为的形成原因受到很多复杂因素的影响, 现存的随机模型很难涵盖各种因素来做出完全正确的分析和预测。

随着研究的深入, 研究者们发现博弈模型在解决随机动态的问题上的局限性, 由此, 将随机模型和演化博弈相结合, 为网络群体行为演化分析带来了新的思路。本文将在第 4 节中详细探讨随机演化博弈模型。

3.1.3 群体结构模型

个体间的交互关系可以表示成一定的群体结构, 而个体间的关系具有多种类型, 每种关系对应着一个网络。社会关系网络是多种相互影响的关系所对应网络的非线性叠加, 通常表示成多关系异质网络。群体分析和建模兴起于 20 世纪七八十年代。1987 年 Reynolds^[55] 提出了一个仿真生物群体模型 BOID, 这便是最早的群体描述模型。

(1) 连续场模型。进入 21 世纪, 群体模型得到了长足的发展, 场模型是 GIS (Geographic Information

System) 中用来描述空间地物和现象的一种主要方法。场模型考虑连续变化的空间, 适合描述一些占据连续空间的现象, 比如扩散过程。连续场模型的提出将群体运动重新定位在全局性控制的角度上^[56]。

(2) 人类动力学模型。社会关系网络中群体结构建模研究个体间多种交互关系对群体结构规则性的影响, 这方面的研究被称为人类动力学。2005 年, Barabasi^[57] 发表在《Nature》的论文分析了人类活动中的突发和重尾现象, 并给出了一种基于优先级的排队模型来解释这些现象, 从此拉开了人类动力学的研究。Onnela 等人^[58] 研究手机用户的通话关系网络, 指出了其中自发涌现出的弱连接 (Weak tie) 现象。Balcan 等人^[59] 研究了人类的流动性 (human mobility) 和传染病地域扩散之间的关系。人类动力学研究启发我们, 尽管每一个人的行为具有随机性和不可预测性, 但是在群体结构上具有较强的规则性, 这为研究人类群体行为提供了基础。

(3) 群体结构的特征现象。个体的结构特性通常用节点的度来描述, 而群体结构性指标如连接紧密性、同配异配性以及节点中心性等, 在第 2 节均有介绍。根据社会关系网络中节点的连接状况, 研究人员发现在大量真实的复杂网络中, 节点的度分布呈幂律分布 (Power Law)^[60]。在这些网络结构中, 极少数节点拥有非常大的连接数量, 而绝大部分节点只有少量的连接。这些度数非常高的少数节点被称为 Hub, 显然地, Hub 的存在证实了网络社会中存在的不平等现象。另一方面, 一个常见的现象就是节点之间的聚集现象^[16]。例如人类社会, 由于个人社会关系以及兴趣偏好的倾向性等因素, 使得社交行为出现聚集的情况, 即所谓的社交圈子。这种内部关系紧密而对外关系相对稀疏的网络中的子团结构被称为群体或者社区 (community), 而模块化度正是最早提出用来衡量社区聚集程度的指标。在群体之间, 群体与群体的交互表现出的特性与群体内节点间交互的特性类似, 这种自相似的分形特性导致了社会关系网络中的层次化结构的出现。

研究者们研究显示, 网络群体的结构、群体的个体特性等因素会对网络群体的行为产生影响。文献^[81] 将群体结构的影响引入到演化博弈模型, 针对合作网络, 通过二分图的方法将真实的群体结构信息包含进去, 研究结果显示群体内部的结构提高了合作行为出现的概率, 每个群体人数的增加会降低合作水平。Traulsen 等人^[61] 研究了网络结构在演化过程中发生变化的情况, 他们提出了两种实现网

络动态化的方法:一种是为连接数定义了差分方程的活跃连接(active linking)方法;另一种是能够模拟现实社交网络特性的基于个体的动态连接(individual based linking dynamics)方法。

Santos 等人^[62]讨论了拓扑结构对社团中合作行为的演化的影响,他们发现不论拓扑结构采取何种机制动态增长,合作态都占主导地位,他们展示了从大规模人口网络到只有 100 人的社区结构中的这种现象,其他学者也做过类似的研究^[63]。

区别于前人基于同质性人口的设定,Santos 等人^[64]将群体结构的异质特征引入到演化博弈动力学。他们发现增加异质性有利于合作态的出现,并使得长期合作行为轻易地抵制短期不合作行为,同时,他们阐述了合作行为对无标度人口网络中的复杂联系的依赖性。

群体结构特性中的一个方面是博弈的群体范围是有限人口还是无限人口。Izquierdo^①研究了演化博弈中经常使用的一些假设对于演化结果的影响,研究结果显示,有限人口和无限人口的演化博弈的结果差别很大,在有限人口中,两个或更多的突变可能在同一时间发生所带来的随机效应是十分重要的。因此,在有限人口中的演化需要考虑一些以前被认为不重要的假设,比如博弈人数、策略空间的连续性、人口结构以及突变率等。Traulsen 等人^[65]研究了在有限大量人口上的演化动力学问题,并且确定了不同的微观随机过程导致的复制动力学,结果显示,个人层面上的差异会导致不同的动态非对称冲突,人口的多少甚至能够影响演化的方向。目前在演化博弈领域的研究大多基于无限人口,但是社会关系网络中的网络群体的规模通常不是无限的,因此这是一个值得关注的问题。

群体结构对群体行为演化产生影响的同时,群体行为也会对群体结构产生影响,两者存在共同演化的现象^[66-69]。群体结构与群体行为存在互作用,不同网络群体结构特性会使网络群体行为产生不同演化趋势,同时,对网络群体结构的动态建模也能够表示对网络群体行为演化过程的特点。

3.1.4 突发群体事件模型

社会关系网络中的群体行为是形成网络突发事件的主要原因,突发事件中群体行为是由突发事件的本体事件或变体事件触发。

(1)突发事件生命周期。对网络突发事件的模型通常要考虑一定的生命周期,如突发事件在网络上传播的周期通常分为 5 个阶段:潜伏阶段、爆发阶段、稳定阶段、衰退阶段和消失阶段。在突发事件的初期,并

非所有参与者都具有相同的行为倾向,随着事件的进一步发展,群体行为有可能逐渐展现出涌现性。

(2)突发事件的性质。突发事件具有涌现的性质,但并不完全相同。网络突发事件模型应考虑:非常规性和难预测性、媒体依赖性强、广泛的影响力、强破坏性、人为因素明显以及变体事件的不确定性等。社会关系网络中的突发事件借助社会关系网络的开放性、传播渠道的多元化、众多的参与人数、相关的社区或话题极易在社会关系网络上形成网络用户信息行为的聚集,这有别于传统意义上的突发事件,其所具备的一些新特点使得对突发事件的传播、演化、发展趋势以及产生的社会影响等方面都难以做出准确预测。

3.2 网络群体行为分析评价的模型框架

前面几小节讨论了几种网络群体行为分析的模型思路,主要针对网络群体行为的形成、结构特点以及演化过程等。由于网络群体行为的复杂性,在对其进行分析评价时,仅仅使用单一的模型技术是不够的,需要建立刻画群体行为的分析评价体系,综合使用多种模型方法,并能够相互结合和补充。因此,当前面临的一个重要挑战是如何建立一个集成的模型框架,提供自顶向下的方法将网络群体行为分析分解成易于处理的多个方面,并采用独立可行的分析评价技术。这些技术之间可建立起一种共生的关系,互相补足和补充来全面地分析网络群体行为。

根据前面对于网络群体行为问题的定义和分类,我们总结了网络群体行为评价应包含的内容和网络群体行为分析评价的模型框架,如图 2 所示。

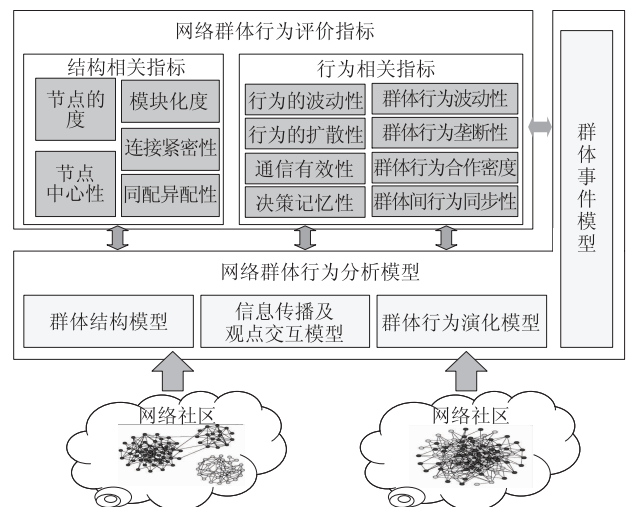


图 2 网络群体行为分析评价的模型框架

① Luis R Izquierdo, Advancing Learning and Evolutionary Game Theory with an Application to Social Dilemmas, <http://mpira.ub.uni-muenchen.de/8664/>, 2008

3.2.1 评价指标与模型的关系

网络群体行为需要使用评价指标来进行度量. 首先, 将第 2 节中讨论的评价指标与本节的分析模型进行对比, 可将评价指标划分为结构相关指标和行为相关指标. 其中, 结构相关指标描述了社会关系网络中的群体结构特性, 主要包括: 节点的度、节点中心性、模块化度、连接紧密性和同配异配性等, 可通过群体结构模型进行分析和计算; 而行为相关指标体现了个体和群体的行为特性, 同时也影响着群体内部以及群体之间的变化情况, 主要包括: 侧重个体行为的行为波动性、行为的扩散性、通信有效性和决策记忆性, 以及侧重群体行为的群体行为波动性、群体行为垄断性、群体行为合作密度和群体间行为同步性等, 而行为相关指标可通过观点交互模型和行为演化模型来计算和度量. 通过对网络群体行为多种指标的分析, 我们可以进一步建立群体事件模型, 并通过群体事件模型全面深入地分析网络群体行为的作用和影响.

3.2.2 网络群体行为评价分析模型

在建立网络群体分析子模型基础上, 将子模型进行组合分析, 可以获得全面的网络群体行为模型, 从而进行分析和评价. 虽然上述子模型涵盖的内容和侧重点各异, 但是它们模型对象都是与网络群体结构和行为相关. 因此, 可以考虑将它们归结到一个统一的网络群体行为模型, 这将是一个具有前景的方向. 从方法论的意义上讲, 在上述群体行为模型框架中, 对群体结构的刻画可以使用较为成熟的随机模型方法, 然而对观点交互和群体行为等与人的决策和意图相关的描述的演化博弈模型, 是一个充满挑战的课题.

4 随机演化博弈模型

由于博弈模型在解决随机动态的问题上的局限性, 研究者们将随机性动态演化与博弈过程结合, 由此产生随机博弈网和随机演化博弈等模型.

4.1 随机博弈网

Wang 等人在文献[70-71]中首先提出随机博弈网的模型思想, 并将其首次应用于网络行为的竞争博弈分析之中, 并进一步在文献[72-76]中应用该模型方法, 有效地解决了网络竞争博弈行为建模与量化评价问题. 文献[77]对随机博弈网络模型方法和应用给出了系统的介绍.

一个随机博弈网(Stochastic Game Net)是一个

9 元组: $SGN = \{N, P, T, F, \pi, \lambda, R, U, M_0\}$, 其中: $N = \{1, 2, \dots, n\}$ 是决策者(博弈局中人)的集合; P 是有限的位位置集合; $T = T^1 \cup T^2 \cup \dots \cup T^n$ 是有限变迁的集合, 其中 T^k 是第 $k \in N$ 个决策者的行为; $\pi: T \rightarrow [0, 1]$ 是决策者选择某个变迁的概率; $F \subseteq I \cup O$ 是弧的集合, 其中 $I \subseteq (P \times T)$, $O \subseteq (T \times P)$, 且有 $P \cap T = \emptyset$, $P \cup T \neq \emptyset$. 记 x 的前集合为 $x^- = \{y | (y, x) \in F\}$, x 的后集合为 $x^+ = \{y | (x, y) \in F\}$; $R: T \rightarrow (R_1, R_2, \dots, R_N)$ 为决策者采用某个变迁所对应行为所得的收益函数, 其中 $R_i \in (-\infty, +\infty)$, $i \in N$; $\lambda = \{\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_W\}$ 为变迁的实施速率, 其中 W 是变迁的个数; U 是决策者的总收益函数; M_0 是起始状态, 代表所有决策者的最初状态.

构建一个随机博弈网模型一般分为 4 个步骤^[78].

步骤 1. 建立每个决策者的子 SGN 模型.

在实际系统中, 识别出 SGN 对应的要素, 包括:

(1) 变迁. 变迁代表决策者的行为. 注意: 行为集合中也可能包括空行为 φ , 即决策者不采取任何行为.

(2) 收益. 对于每个变迁 t , 赋予其一个收益函数 R , 其每个分量 R_i 代表决策者 i 在该行为结束后所得的收益.

(3) 位置集合 P . 每个位置 p 代表系统的一个状态.

步骤 2. 描述纳什均衡条件.

对于竞争博弈, 每个决策者的目标是最大化自己的收益; 对于合作博弈, 每个决策者的目标是最大化所有决策者的收益的总和. 所有决策者的最优策略集合为纳什均衡解.

步骤 3. 求解纳什均衡策略.

在一般情况下求解均衡策略难度较大, 本文不做赘述. 针对只有两个决策者的特殊情况, 详细求解过程可参见文献[79].

步骤 4. 合并子模型, 建立全局 SGN 模型.

将子模型中含义相同的位置合并, 可将所有子模型进行组合, 得到全局 SGN 模型.

4.2 随机演化博弈

在确定性演化博弈模型中, 通常个体的属性影响并决定个体博弈的策略, 成功的策略由于其高收益的特点而在群体中不断扩散^[80]. 确定性演化博弈的典型数学描述工具是复制动态方程, 它能够描述没有明显结构的无限人口中的各种策略的占有率随着时间的变化^[81].

4.2.1 确定性演化博弈的局限

虽然复制动态方程具有许多不错的数学特性,但它的描述对象局限于无限人口中的确定性演化博弈.现实中大多数情况的博弈场景是有限人口,如果延续使用复制动态方程来解决会给结果带来很大的噪声影响.文献[82]研究了在有限人口中的重复囚徒困境博弈的合作出现情况.结果显示,尽管总是背叛策略是唯一的严格纳什均衡策略,但还是观察到了在3种策略(总是背叛、总是合作和针锋相对)之间的演化震荡.群体从总是背叛到针锋相对,再到总是合作,最后又回到总是背叛,周而复始.绝大多数的时间停留在两种策略震荡的状态下,这和确定性演化博弈模型类似场景得到的结果不同.

Traulsen 等人^[83]研究了这两种情况之间的不同,发现造成结果差异的原因并不是人口有限或是无限.传统意义上的稳定策略是指复制动态方程的平衡点.根据 Fudenberg 和 Harris 的研究,在随机复制动态中,如果进化稳定策略(Evolutionary Stable Strategy, ESS)对应于某个内部状态或收益矩阵满足某些定性条件,无限人口群体将在 ESS 周边稳定^[84],并且严格纳什均衡渐近到随机稳定,外部噪声的影响表现并不明显.但由于随机漂移,根据 Taylor 等人^[85]的研究,在有限人口的情况下,ESS 不一定还是稳定策略.

Foster 和 Young^[86]在 1990 年论证了 ESS 的局限是它无法描述系统受到随机效应影响时的长期稳态,首次提出了随机动态系统的均衡,并展示了它和传统 ESS 概念的不同之处.他们采用一些特定数据作为外部噪声,证明了随机效应对于系统的均衡态的影响,并且开创了一个新的研究思路——突变也可能是产生噪声的原因.

针对这个问题,学者们纷纷提出了引入随机性的演化博弈模型,他们将有限人口中的演化博弈动态描述成一个随机过程,再渐近寻找能够使用复制动态方程的条件.

4.2.2 随机演化博弈的建模

构建一个随机演化博弈通常分为以下几个步骤.

步骤 1. 博弈的基本参数设定.

博弈过程的 4 个元素包括:决策人、策略集、收益矩阵和次序.

决策人(Player):又称局中人,指博弈中能独立决策、独立行动并承担决策结果的个人或组织.决策人的数量必须大于等于两个.

策略集(Strategy):又称策略空间,指的是供决

策人选择的策略集合.决策人在博弈的过程中可以根据实际情况不断调整策略以达到最优收益.

收益矩阵(Payoff):又称效用(Utility),也就是决策人之间争夺的利益.在策略有限的情况下,所有可能的策略组合都将导致一种收益结果,所有的结果可以用矩阵表示,也可以用函数形式表示.

步骤 2. 决策人策略更新过程.

在演化博弈的过程中,决策人通过试错的过程达到博弈均衡.在实际情况下,不同的策略更新规则必将导致不同的博弈均衡结果.详细的策略更新机制将在下文的①部分中介绍.

步骤 3. 参数求解.

随机演化博弈的求解参数主要是固定概率和固定时间,具体求解过程在下文中的②部分中介绍.

步骤 4. 均衡策略求解.

确定性演化博弈的均衡策略求解工具为复制动态方程,在随机性演化博弈中,不能直接采用复制动态方程的解 ESS 作为稳定策略.随机性稳定策略(Stochastically Stable Set, SSS)的计算过程比较复杂,在文献[86]中提供了详细的计算方法.

(1) 个体策略更新的随机性过程

随机演化博弈模型在生物学和社会网络的领域得到了重视,随机演化博弈模型的随机性用来描述的主要对象是在博弈过程中的个体策略更新机制, Fudenberg 和 Imhof^[87]使用齐次马尔可夫链描述个体状态,研究了在有限策略下的存在突变的模仿动态,并且讨论了在突变率变小,个体数量变多的情况下存在的一种独特均衡.他们的结果是对 Binmore 和 Samuelson, Benaïm 和 Weibull 以及 Traulsen 的研究的拓展和总结.他们假设的博弈场景是囚徒困境,为的是考虑当个体被限制在简单策略下的重复博弈对结果产生的影响.其主要假设是,在每个时间步长中,最多有一个个体改变其策略,并且只能选择正被使用的策略之一进行模仿.当现存仅有两个策略时,变迁发生的概率只由策略的收益决定;另外假设一个小的突变量使整个系统具有遍历性.除了模仿动态,研究者们更常讨论的描述个体策略更新规则的随机性过程有以下几种:

① 成对比较过程(Pairwise comparison process)

在成对比较过程中,随机选取两个对象 A 和 B,其中一个为另一个的模仿对象. A 接受 B 的策略作为自己的策略的概率为 p , p 是两个个体收益的线性函数, $p = 1/2 + \omega^{\pi_f - \pi_r} / \Delta\pi$ ^[65]. ω 称作选择强度,表示了中性漂移的影响. π_f 和 π_r 分别是两个个体的

收益, $\Delta\pi$ 是个体最大收益差。

② 费米过程(Fermi process)

费米过程是由成对比较过程衍生出来的, 与成对比较过程的不同之处是规则中通常将 p 描述成收益的非线性函数, 常见的形式是 $p = [1 + e^{\omega(\pi_f - \pi_r)}]^{-1}$ ^[80]。当选择强度 $\omega \ll 1$, p 渐近是收益差 $\pi_f - \pi_r$ 的线性函数, 当 $\omega \rightarrow \infty$ 时, 这个过程接近于模仿动态。文献[88]中, 使用费米过程计算了对称 2×2 博弈中的固定概率(fixation probability)和固定时间(fixation time)。文献[89]研究了不同选择强度下的博弈, 包括从随机漂移到模仿动态的情况。这两篇文献中采用的费米函数形式均为 $p = [1 - e^{-\beta(\pi_f - \pi_r)}]^{-1}$, 当 $\beta \ll 1$ 时, 此过程就是在弱选择(weak selection)下的依赖频率的莫兰过程(Moran process)。

③ 莫兰过程(Moran process)

莫兰过程由 Taylor 等人^[85]在 2004 年最先引入到博弈论中, 并迅速得到研究者们的关注。学者们从各种角度研究了莫兰过程^[83, 90]。莫兰过程分为两个步骤, 一个个体使用与它的适应度(fitness)成比例的概率选取, 并产生一个后代, 子代继承父代的策略选择; 为了保持整个人口数量不变, 另一个随机选取的个体将被移除。莫兰过程展示的是一个简单的生死过程, 个体的适应度能够被定义成收益的不同形式的函数, 普遍的形式为 $f = 1 - \omega + \omega\pi$, ω 为选择强度, π 为当前个体的收益^[80, 91]。

④ 赖特-费舍尔过程(Wright-Fisher process)

不同于莫兰过程一次只有一个个体产生后代, 赖特-费舍尔过程描述了一次有 N 个个体产生与它们适应度成比例的后代。在产生的后代中, 再以同样的机制产生下一代^[92]。这使得赖特-费舍尔过程不是个简单的生死过程, 而是一个马尔可夫过程。在弱选择的条件下, 赖特-费舍尔过程会和莫兰过程很相似^①。

(2) 随机演化博弈模型求解参数

在随机演化博弈模型中, 学者们主要关注点集中在以下两方面:

① 固定概率(Fixation probabilities)

对于非创新的博弈动态, 有两种吸收状态, 所有个体均是状态 A 或状态 B。固定概率指的是当一个突变引入了一种新的策略, 那么所有个体被这个策略侵占的概率。文献[80]假设一个时间步长内只有一个个体能产生后代, ϕ_i 表示 i 个具有策略 A 的个体将个体数目为 N 的群体变为策略 A 的概率 $\phi_i =$

$$1 + \frac{\sum_{k=1}^{i-1} \prod_{j=1}^k \gamma_j}{1 + \sum_{k=1}^{N-1} \prod_{j=1}^k \gamma_j}, \gamma_j = \frac{T_j^-}{T_j^+}, T_j^- \text{ 表示具有策略 A 的个体}$$

数目由 j 减到 $j-1$ 的概率, T_j^+ 表示具有策略 A 的个体数目由 j 增到 $j+1$ 的概率。文献[88]研究了在成对比较过程情况下的固定概率, 得出 $\phi_k = \frac{\sum_{i=0}^{k-1} \prod_{j=1}^i T_j^- / T_j^+}{\sum_{i=0}^{N-1} \prod_{j=1}^i T_j^- / T_j^+}$, 他们发现当选择密度很大时, 过程是渐近于确定性的; 在选择密度很小时, 该过程收敛至中性漂移的情况。文献[93]计算了莫兰过程中的固定概率, 分析出了几种不同的演化场景, 并讨论了各种情况下的演化方向。Wang 和 Fu 等人^[91]研究了 3 个策略下的莫兰过程, 并设定了全局和局部固定概率。他们发现当策略 A 的全局固定概率大于中立固定概率时, 不论博弈开始时的策略占比是怎样, A 策略将会取代策略 B 和 C; 而当策略 A 的局部固定概率大于中立固定概率时, 只在博弈开始时的策略比例符合一些规则时, A 策略才会取代 B 和 C。

② 固定时间(Fixation times)

普遍定义有 3 种不同类型的固定时间, t_j 表示从 j 个具有 A 策略个体的状态到达任意吸收状态的时间。通常有两种吸收状态, 个体全部选择 A 或者 B; t_j^A 表示从 j 个 A 策略个体到达全体 A 策略吸收状态的平均时间; t_j^B 表示从 j 个 A 策略个体到达全体 B 策略吸收状态的平均时间^[80]。

$$t_j = -t_1 \sum_{k=j}^{N-1} \prod_{m=1}^k \gamma_m + \sum_{k=j}^{N-1} \sum_{l=1}^k \frac{1}{T_{l,m}^+} \prod_{m=l+1}^k \gamma_m \quad (18)$$

$$t_j^A = -t_1^A \frac{\phi_1}{\phi_j} \sum_{k=j}^{N-1} \prod_{m=1}^k \gamma_m + \sum_{k=j}^{N-1} \sum_{l=1}^k \frac{\phi_l}{\phi_j} \frac{1}{T_{l,m}^+} \prod_{m=l+1}^k \gamma_m \quad (19)$$

$$t_j^B = -t_{N-1}^B \frac{\tilde{\phi}_{N-1}}{\tilde{\phi}_j} \sum_{k=N-j}^{N-1} \prod_{m=1}^k \frac{1}{\gamma_{N-m}} + \sum_{k=N-j}^{N-1} \sum_{l=1}^k \frac{\tilde{\phi}_{N-l}}{\tilde{\phi}_j} \frac{1}{T_{N-l,m}^-} \prod_{m=l+1}^k \frac{1}{\gamma_{N-m}} \quad (20)$$

其中, $\tilde{\phi}_j = 1 - \phi_j$, 同样地, $\tilde{\phi}_{N-1} = 1 - \phi_{N-1}$, 类似地, ϕ, γ, T 等符号的表达含义类同上节固定概率中相对应符号的表达含义。上述表达式的形式随着规则变化会有所不同。文献[83]讨论了莫兰过程下的情况, 得到了不同的表达式:

$$T(x_0) = -N^2 \left(\frac{1}{x_0} - 1 \right) \ln(1 - x_0) \quad (21)$$

文献[93]的研究结果显示从开始演化到到达稳态的固定时间与演化的初始状态并没有太大关系。

① Nicholas Wage. Evolutionary Games on Structured Populations under Weak Selection. Department of Mathematics, Harvard University. <http://www.math.harvard.edu/theses/senior/wage/wage.pdf>, 2010

文献[88]得出更进一步的结论,固定时间受到演化博弈的收益矩阵影响非常大.文献[83]研究了频率依赖的莫兰过程中的固定时间,得到的结论是当演化均衡是纯策略时,固定时间比混合策略的演化均衡要短.

③ 弱选择现象

弱选择(weak selection)讨论的是当选择强度 $\omega \ll 1$ 时对演化过程和结果带来的影响.对于弱选择,到达固定概率较大的策略有着更大的吸引力^[80].在对弱选择的研究中普遍得出一个“1/3”规则:在博弈中,当不稳定的策略点和一个策略的距离小于1/3时,另一个策略的固定概率将大于 $1/N$ ^[80,83].文献[92]研究了赖特-费舍尔过程中的弱选择,同样也得到了1/3规则.

学者们发现了确定性和随机性演化博弈的不同,但是对于随机性演化博弈模型来说,如何借鉴确定性演化博弈模型的完整的数学求解方法成为了一个重要的问题.Sandholm^[94]研究了该问题,其采用的模型中个体策略更新规则符合泊松过程,在有限的时间里,他使用均值动态(mean dynamic)很好地描述了随机演化过程.Benaïm 和 Weibull^[95]研究了随机演化的确定性逼近,采用连续时间常微分方程,建立了随机过程中长期行为之间精确的连接.Fudenberg 和 Imhof^[87]采用黎曼和(Riemann sums)和拉普拉斯方法来分析行为产生的积分,当突变变量变小时,出现一个独特的极限分布,他们研究了当个体数量变大时,该分布的收敛性.他们之前的研究显示^[96],对于一个固定大小的结构,这个极限分布可被看做某个嵌入链的 $n \times n$ 转移矩阵的唯一不变分布.矩阵中的项由原始过程的吸收概率决定,在只有两个策略的情况下限制在状态空间内,所以需要描述它们的渐近行为.Altrock 在2010年的研究中有了新发现,他和 Traulsen^[97]提出了一种有限人口下的确定性演化博弈模型,仍然延续了大部分随机演化博弈模型的特点.

④ 随机演化博弈均衡策略

对于随机演化博弈的演化结果均衡策略,学者们也做了相应的研究工作.文献[83]主要研究了频率相关的莫兰过程、本地更新过程、频率相关的赖特-费舍尔过程以及各种不同的限制对稳定策略带来的影响.Ellison 和 Fudenberg^[78]研究了策略互动的相对频率和策略更改影响非平衡自适应过程的长期结果.文献[98]研究了随机性在演化中的影响,发现这种随机性的出现使系统更频繁地演化到合作

态,其中有一个最优值能够使合作水平达到最大.

随机演化博弈不仅仅局限在理论上的研究,应用方面也有相关工作.1998年,Helbing^[99]提出了随机行为模型,并且提到了将演化博弈动态和随机模型结合起来分析行为.Altman 将随机与演化博弈理论结合起来,在通信网络中应用了这个框架.在标准的确定性博弈中,通常讨论的是一个或几个大型群体通过一对一的交互.每个个体在有限的生命时间里能够停留在不同的状态.个体的策略不仅影响收益的瞬时增量,还决定着状态间的转移概率,继而影响个体存活的生命时间和在博弈中的胜利.他们拓展了ESS和复制动态方程^[100].随机演化博弈模型在分布式 aloha 网络的资源控制上^[101]、经济学上^[102]也有应用.

5 网络群体事件演化分析

网络群体事件是与群体行为息息相关的,网络群体的感染性、从众心理、情绪化、责任感的弱化等非理性行为导致网络群体事件的产生,是网络群体行为在极端或激化后的表现.

网络群体事件是指起网络群体借助互联网虚拟技术就某些话题或社会现象在网络发布或传播信息,引发用户的大量围观或聚集或引起社会广泛关注的集体行为或事件,从而演化成不可预测或不可控的事件,最终可能对社会的稳定造成影响.网络群体事件涉及到国家、部门、媒体和民众等多方利益关系,牵扯面很广,十分复杂,处理的难度通常会很大.这类群体事件可能涉及到广大民众的切身利益,在网络上非常容易吸引民众的参与,也可能会造成巨大的损失和对社会造成较大的负面影响,甚至可能对本国政治稳定带来负面的作用.

对于参与网络群体事件的每个网络用户,当它转发信息时,该用户从某种意义上来说将获得一定的收益,如受欢迎度的提高;当其他用户对该用户转发的信息提供负反馈时,它需要付出一定的成本,如荣誉度的丧失.出于用户自私性和理性的考虑,当用户的收益少于付出时,它将没有动机去参与信息的转发.但是,不参与信息的转发会影响节点的受欢迎度,进而影响到其可能的收益.这个矛盾的关系可以用博弈论来描述和分析:网络群体在寻求自身利益最大化的交互过程中相互制约,此消彼长,需要寻找一个平衡点.

网络群体事件中群体间的随机博弈可以描述为

$$(N, W, D, Q, \pi, V, \beta)$$

式中 $N = \{1, 2, \dots, n\}$ 是网络群体中所有用户的集合; W 是用户状态属性的集合, 代表他们的私人信息; $D = D_1 \times D_2 \times \dots \times D_n$, D_i 是用户 i 的行为集合; $Q: W \times D \times W \rightarrow [0, 1]$ 是转移函数; $\pi: T \rightarrow [0, 1]$ 是用户的策略, 代表选择一个特定策略的概率; $V = \{V_1, V_2, \dots, V_n\}$ 是用户 i 选择一个行为后的回报函数, 其中, 对 $i \in N$, 有 $V_i \in (-\infty, \infty)$; $\beta (0 < \beta < 1)$ 是贴现因子, 用来描述下一状态的回报和当前状态的回报的关系。

假设社会关系网络中, 用户 i 和用户 j 是邻居节点, 他们之间的博弈如下: 在时刻 t , 在状态 w_t 下, 用户 i 从 D_i 中选择一个行为 d_t^i , 用户 j 从 D_j 中选择一个行为 d_t^j . 用户 i 得到一个回报 $r_t^i = V^i(w_t, d_t^i, d_t^j)$, 用户 j 得到一个回报 $r_t^j = V^j(w_t, d_t^i, d_t^j)$, 然后博弈以条件概率 $P(w_{t+1} | w_t, a_t^i, a_t^j, w_{t+1}) = Q(w_t, a_t^i, a_t^j, w_{t+1})$ 进入下一状态 w_{t+1} . 以列向量来表示期望收益 $U_{\pi^i, \pi^j}^k = [U_{\pi^i, \pi^j}^k(w_1) \dots U_{\pi^i, \pi^j}^k(w_N)]^T$, $K = \{i, j\}$, 其中

$$\begin{aligned} U_{\pi^i, \pi^j}^k(w) &= E_{\pi^i, \pi^j} \{r_t^k + \beta r_{t+1}^k + \dots + (\beta)^N r_{t+N}^k\} \\ &= E_{\pi^i, \pi^j} \left\{ \sum_{n=0}^N \beta^n r_{t+n}^k \right\} \end{aligned} \quad (22)$$

期望 $E_{\pi^i, \pi^j} \{\cdot\}$ 表示用户 k 采用概率 π^k , 即, 用户 k 在状态 w_{t+n} 时采用 $\pi^k(w_{t+n})$ 的概率分布选择一个行为, 此时, 得到一个相关的回报 $r_{t+n}^k = \pi^k(w_{t+n})^T V^k(w_{t+n}) \pi^j(w_{t+n})$, $n \geq 0$. $V^k(w) = [V^k(w, d^i, d^j)]$, $K = \{i, j\}$ 是用户 k 在状态 w 下的回报矩阵。

网络群体事件在网络的传播过程中, 随时都会有新的用户加入到网络群体中参与信息的传播, 同时也会有已有的用户从网络群体中退出, 不再参与网络群体事件的传播, 因而, 网络群体事件会对网络群体的演变产生重要影响, 同时, 网络群体的演化对网络群体事件的传播也会起着关键性的作用。

在观察用户的到达率 $N(\cdot)$, 分析了用户参与的生命周期大体是服从指数分布, 用户之间边的连接的形成是与其度相关联的同时, 考虑相关的参数 $N(\cdot), \lambda, \alpha, \beta$, 给出一个网络群体事件的演化模型如下:

(1) 用户以函数 $N(\cdot)$ 分布的形式到达;

(2) 用户 u 到达, 到达率满足指数分布 $p_l(a) = \lambda \exp(-\lambda a)$;

(3) 用户 u 根据其度的特征以一定的概率和用户 v 首先建立连接;

(4) 度为 d 的节点 u 从其分布 $p_g(\delta | d; \alpha, \beta) =$

$(1/Z) \delta^{-\alpha} \exp(-\beta d \delta)$ 中以时间间隔 δ 进行采样, 接着等待时间间隔 δ ;

(5) 用户重新活跃, 如果其参与生命周期还没有消失, 它将会根据随机——随机的闭三角模型建立一个两跳的边;

(6) 如果用户的参与生命周期已经消失, 它将会停止建立连接, 否则, 它将会重复步骤 4.

一般来说, 可以使用更复杂的边的生成的方法, 像随机冲浪模型和其他闭三角模型. 在第 5 步中, 每个 w_i 的通过邻居 w_{i-1} 的方式获得, 序列长度 k 是随机得到的, 然后用户 u 才和用户 v 建立联系。

基于上述演化博弈模型可以计算出对网络群体事件的评价指标, 分析群体事件的起因、现状并可预测发展趋势。

6 挑 战

通过上述分析, 我们看到应用随机演化博弈模型是研究网络群体行为的一个可行有效的方法, 并且已经取得了一定的成果. 当然, 建立全面的评价网络群体行为的随机演化博弈模型, 并进行求解分析并非易事. 目前的研究工作还限于局部的范围, 没有形成一套系统的理论和方法. 在基于模型的分析与评价应用中, 随机模型、博弈模型已经获得较广泛的应用, 但对于社会关系网络中的网络群体行为的模型与分析, 尤其是演化分析还面临着诸多的挑战:

(1) 复杂网络群体模型的状态空间爆炸. 由于网络用户相互关系的复杂性和用户行为的不确定性, 描述群体演化博弈时的随机博弈模型通常复杂度高, 难于求解. 要对这样的系统进行分析, 很可能出现状态空间过大的情况, 同时这些状态还可能是经常变化的. 如何有效地化简模型结构, 减小状态空间以及准确分析求解所建立的描述网络用户群体演化的随机博弈网模型是网络群体行为模型分析的基础研究问题。

(2) 网络群体行为的演化博弈模型及其均衡计算. 在网络群体形成演化的过程中, 不确定因素以随机变量的形式出现, 通过给定随机变量的分布, 模型的研究将最终集中于一些重要变量的平均值上, 而不确定因素往往被忽略. 而在演化博弈模型中, 随机(突变)因素起着关键的作用, 群体行为演化过程常被看成是一种试错的过程. 演化均衡的精炼通过前向归纳法来实现, 即个体根据周边历史信息来选择其未来的行为策略, 并且每一次尝试都将发生部分

替代,在多数情况下,用概率分布来描述这种不确定性是不可能的,这种不确定使长期最优决策难以实现,演化过程的描述以及演化均衡的计算和选择是分析网络群体行为演化的一大难题。

(3) 个体博弈策略与群体结构的协同演化. 社会关系网络中重要特点之一就是反馈,并利用反馈信息实现网络用户的自适应和群体的自组织,一方面,群体结构对其中的动力学过程会产生影响;另一方面,网络上的动力学过程也会反过来塑造群体的结构. 从而使得用户博弈策略与群体结构的协同演化是普遍存在的. 传统研究中的静态网络上合作行为的演化,只能依靠合作者之间的相互帮助,而用户是没有能动性可言的;合作者只能任由背叛者剥削和入侵而不采取任何措施,这显然与现实的情况不符. 而实际社会关系网络中背叛者在与合作者的竞争中是有优势的,但是他们在“道义”上是不占优势的,因而在博弈过程中会不断的被“抛弃”. 如何准确描述和分析博弈策略与群体结构的协同演化过程,是网络群体行为演化模型建立的关键问题。

(4) 网络群体形成与行为演化的微观机理. 社会关系网络中个体的社会性非常复杂,而个体之间的关系更是多样化的,很难用一个单一的尺度来进行距离的度量. 在群体层面上,往往不是用迭加解决的,一系列小的变化,都不足以对整体系统造成影响,但当达到某个临界状态时,整个系统出现临界相变. 群体的形成和演化具有内在的规律. 网络群体由于信息传递快,范围广,再加上网络群体常受到诸多社会化因素的影响,在极短的时间内,在网上会形成一个或者多个强大的关注、质疑、评判的群体. 社会关系网络中群体的形成和演化受多种复杂因素的制约和影响,同时不同群体之间没有清晰可辨的边界,往往是互相交融的,这种内在机理目前尚不清晰,给群体行为的建模与分析带来了极大的困难和挑战。

(5) 网络群体行为的可预测性. 社会关系网络群体由众多的个体组成,个体的行为受自身以及环境因素的影响,具有随机、演化等特点. 然而,个体间交互和相互影响使得网络群体层面上呈现出有序和统计上的规律性. 群体结构上和行为上都呈现出一些典型的模式,具体地讲,群体行为不是个体行为的简单叠加,而是从大量个体行为中演化出来的,呈现出一些群体层面上的新特征和新规律. 网络群体展示出的远离平衡态的稳定结构和能够维持的典型行为模式,体现了群体行为的可预测性. 研究典型网络

群体行为模式的存在性并分析网络群体形成及行为演化的微观机理,从而研究社会关系网络群体行为的可预测性,并分析群体行为关键属性的可预测范围和计算方法是诚待解决的重要科学问题。

7 总 结

随着信息技术和应用的不断发展,极大地推动了以信息为生产要素的社会关系网络的发展,同时也造就了一支日益庞大的网络信息用户队伍. 网络用户通过各种网络信息行为间的作用关系有机的关联在一起,形成具有一定拓扑结构关系的网络群体. 如何理解和分析群体合作行为的稳定维持和演化是社会关系网络研究中面临的最大的挑战之一. 文章综述了网络群体行为和随机演化博弈模型与分析方法等方面的研究工作,介绍了可用于网络群体行为分析评价的指标和模型,总结了网络群体行为和随机演化博弈模型的若干研究和分析方法,探讨了应用随机演化博弈模型进行网络群体行为研究的可行性. 基于这些讨论,展望了社会关系网络中的网络群体行为研究所面临的主要挑战. 尽管目前已经有一些探索性的研究工作,但是总体上来说,面对社会关系网络的网络群体行为的演化博弈模型与分析方面的研究尚刚刚起步,诸多问题尚待研究。

参 考 文 献

- [1] Wang Yuan-Zhuo, Jin Xiao-Long, Cheng Xue-Qi. Network big data: Present and future. *Chinese Journal of Computers*, 2013, 36(6): 1125-1138(in Chinese)
(王元卓, 靳小龙, 程学旗. 网络大数据: 现状与挑战. *计算机学报*, 2013, 36(6): 1125-1138)
- [2] Cheng Xue-Qi, Shen Hua-Wei. Community analysis in social information networks. *China Computer Federation*, 2011, 7(12): 12-19(in Chinese)
(程学旗, 沈华伟. 社会信息网络中的社区分析. *中国计算机学会通讯*, 2011, 7(12): 12-19)
- [3] Easley D, Kleinberg J. *Networks, Crowds, and Markets: Reasoning About a Highly Connected World*. Cambridge: Cambridge University Press, 2010
- [4] Lin Chuang, Tian Li-Qin, Wang Yuan-Zhuo. Research on user behavior trust in trustworthy network. *Journal of Computer Research and Development*, 2008, 45(12): 2033-2043(in Chinese)
(林闯, 田立勤, 王元卓. 可信网络中用户行为可信的研究. *计算机研究与发展*, 2008, 45(12): 2033-2043)
- [5] Girvan M, Newman M E J. Community structure in social and biological networks. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 2002, 99(12):

- 7821-7826
- [6] Du Hai-Feng, Li Shu-Zhuo, Marcus W F, et al. Community structure in small-world and scale-free networks. *Acta Physica Sinica*, 2007, 56(12): 6886-6893 (in Chinese)
(杜海峰, 李树茁, Marcus W F 等. 小世界网络与无标度网络的社区结构研究. *物理学报*, 2007, 56(12): 6886-6893)
- [7] Lou Tian-Cheng, Tang Jie. Mining structural hole spanners through information diffusion in social networks//Proceedings of the 22nd World Wide Web Conference (WWW'13). Geneva, Switzerland, 2013: 837-848
- [8] Freeman L C. Centrality in social networks conceptual clarification. *Social Networks*, 1979, 1(3): 215-239
- [9] Salathe M, Kazandjieva M, Lee J W, et al. A high-resolution human contact network for infectious disease transmission. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 2010, 107(51): 22020-22025
- [10] Li Feng, Shen Hui-Zhang, Zhang Cong, Liu Shang-Liang. Binary decisions and collective dynamics in crisis. *Science and Technology Management Research*, 2010, (21): 224-229 (in Chinese)
(李峰, 沈惠璋, 张聪, 刘尚亮. 社会影响的外部性与群体动力学研究. *科技管理研究*, 2010, (21): 224-229)
- [11] Kitsak M, Gallos L K, Havlin S, et al. Identification of influential spreaders in complex networks. *Nature Physics*, 2010, 6(11): 888-893
- [12] Lin Hai, Wu Chen-Xu. Evolution of strategies based on genetic algorithm in the iterated prisoner's dilemma on complex networks. *Acta Physica Sinica*, 2007, 56(8): 4313-4318 (in Chinese)
(林海, 吴晨旭. 基于遗传算法的重复囚徒困境博弈策略在复杂网络中的演化. *物理学报*, 2007, 56(8): 4313-4318)
- [13] Watts D J, Strogatz S. Collective dynamics of 'small-world' networks. *Nature*, 1998, 393(6684): 440-442
- [14] Luce R D, Perry A D. A method of matrix analysis of group structure. *Psychometrika*, 1994, 14(2): 95-116
- [15] Saramäki J, Kivela M, Onnela J P, et al. Generalizations of the clustering coefficient to weighted complex networks. *Physical Review E*, 2007, 75(2): 027105
- [16] Newman M E J. Assortative mixing in networks. *Physical Review Letters*, 2002, 89(20): 208701
- [17] Newman M E J. Finding community structure in networks using the eigenvectors of matrices. *Physical Review E*, 2006, 74(3): 036104
- [18] Newman M E J. Fast algorithm for detecting community structure in networks. *Physical Review E*, 2004, 69(6): 066133
- [19] Duch J, Arenas A, Fernández A, Gómez S. Size reduction of complex networks preserving modularity. *New Journal Physics*, 2007, 9(6): 176-189
- [20] Leicht E A, Newman M E J. Community structure in directed networks. *Physical Review Letters*, 2008, 100(11): 118703
- [21] Guimerà R, Sales-Pardo M, Luis A. Nunes amaral, module identification in bipartite and directed networks. *Physical Review E*, 2007, 76(3): 036102
- [22] Barber M J. Modularity and community detection in bipartite networks. *Physical Review E*, 2007, 76(6): 066102
- [23] Traag V A, Bruggeman J. Community detection in networks with positive and negative links. *Physical Review E*, 2009, 80(3): 036115
- [24] Mucha P J, Richardson T, Macon K, et al. Community structure in time-dependent, multiscale, and multiplex Networks. *Science*, 2010, 328(5980): 876-878
- [25] Arenas A, Fernández A, Gómez S. Analysis of the structure of complex networks at different resolution levels. *New Journal of Physics*, 2008, 10(5): 053039
- [26] Reichardt J, Bornholdt S. Statistical mechanics of community detection. *Physical Review E*, 2006, 74(1): 016110
- [27] Arenas A, Fernandez A, Fortunato S, Gomez S. Motif-based communities in complex networks. *Journal of Physics A: Mathematical and Theoretical*, 2008, 41(22): 224001
- [28] Brandes U, Delling D, Gaertler M, et al. On modularity clustering. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 2008, 20(2): 172-188
- [29] Wang Long, Fu Feng, Chen Xiao-Jie, et al. Evolutionary games on complex networks. *CAAI Transactions on Intelligent Systems*, 2007, 2(2): 1-10 (in Chinese)
(王龙, 伏锋, 陈小杰等. 复杂网络上的演化博弈. *智能系统学报*, 2007, 2(2): 1-10)
- [30] Wang W X, Ren J, Chen G R, Wang B H. Memory-based snowdrift game on networks. *Physical Review E*, 2006, 74(5): 056113
- [31] Chen Y, Qin S M, Yu L, Zhang S. Emergence of synchronization induced by the interplay between two prisoner's dilemma games with volunteering in small-world networks. *Physical Review E*, 2008, 77(3): 032103
- [32] Anderson R M, May R M, Anderson B. *Infectious Diseases of Humans: Dynamics and Control*. Oxford: Oxford University Press, 1992
- [33] Hethcote H W. The mathematics of infectious diseases. *SIAM Review*, 2000, 42(4): 599-653
- [34] Moore C, Newman M E J. Epidemics and percolation in small-world networks. *Physical Review E*, 2000, 61(5): 5678
- [35] Pastor-Satorras R, Vespignani A. Epidemic spreading in scale-free networks. *Physical Review Letters*, 2001, 86(14): 3200
- [36] Castellano C, Fortunato S, Loreto V. Statistical physics of social dynamics. *Reviews of Modern Physics*, 2009, 81(2): 591
- [37] Sobkowicz P. Modelling opinion formation with physics tools: Call for closer link with reality. *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 2009, 12(1): 11
- [38] Deffuant G, Neau D, Amblard F, Weisbuch G. Mixing beliefs among interacting agents. *Advances in Complex Systems*, 2000, 3(01n04): 87-98
- [39] Deffuant G, Amblard F, Weisbuch G, Faure T. How can extremism prevail? A study based on the relative agreement interaction model. *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 2002, 5(4): 1
- [40] Hegselmann R, Krause U. Opinion dynamics and bounded confidence models, analysis, and simulation. *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 2002, 5(3): 2

- [41] Fortunato S. Universality of the threshold for complete consensus for the opinion dynamics of deffuant et al. *International Journal of Modern Physics C*, 2004, 15(9): 1301-1307
- [42] Lorenz J. Continuous opinion dynamics under bounded confidence: A survey. *International Journal of Modern Physics C*, 2007, 18(12): 1819-1838
- [43] Di Mare A, Latora V. Opinion formation models based on game theory. *International Journal of Modern Physics C*, 2007, 18(9): 1377-1395
- [44] Galam S. Rational group decision making: A random field ising model at $T=0$. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, 1997, 238(1): 66-80
- [45] Kacperski K, Holst J A. Phase transitions as a persistent feature of groups with leaders in models of opinion formation. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, 2000, 287(3): 631-643
- [46] Yang H X, Wu Z X, Zhou C, Wang B H. Effects of social diversity on the emergence of global consensus in opinion dynamics. *Physical Review E*, 2009, 80(4): 046108
- [47] Holland J H. *Emergence: From Chaos to Order*. Oxford: Oxford University Press, 2000
- [48] Hunter M G, Stockdale R. Taxonomy of online communities: Ownership and value propositions//Proceedings of the 42nd Hawaii International Conference on System Sciences, Honolulu, USA, 2009; 1-7
- [49] Lieberman E, Hauert C, Nowak M A. Evolutionary dynamics on graphs. *Nature*, 2005, 433(7023): 312-316
- [50] Nowak M A. Five rules for the evolution of cooperation. *Science*, 2006, 314(5805): 1560-1563
- [51] Szabó G, Fáth G. Evolutionary games on graphs. *Physics Reports*, 2007, 446(4): 97-216
- [52] Pennisi E. How did cooperative behavior evolve? *Science*, 2005, 309(5731): 93-93
- [53] Colman A M. The puzzle of cooperation. *Nature*, 2006, 440(7085): 744-745
- [54] Lotan T. Modeling discrete choice behavior based on explicit information integration and its application to the route choice problem. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Part A: Systems and Humans*, 1998, 28(1): 100-114
- [55] Reynolds C W. Flocks, herds and schools: A distributed behavioral model. *ACM SIGGRAPH Computer Graphics*, 1987, 21(4): 25-34
- [56] Treuille A, Cooper S, Popović Z. Continuum crowds. *ACM Transactions on Graphics (TOG)*, 2006, 25(3): 1160-1168
- [57] Barabási A L. The origin of bursts and heavy tails in human dynamics. *Nature*, 2005, 435(7039): 207-211
- [58] Onnela J P, Saramäki J, Hyvönen J, et al. Structure and tie strengths in mobile communication networks. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 2007, 104(18): 7332-7336
- [59] Balcan D, Colizza V, Gonçalves B, Hu H, Ramasco J J, Vespignani A. Multiscale mobility networks and the spatial spreading of infectious diseases. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 2009, 106(51): 21484-21489
- [60] Case D O. *Looking for Information: A Survey of Research on Information Seeking, Needs and Behavior*. 3rd Edition. Howard House, UK: Emerald Group Publishing Limited, 2012
- [61] Traulsen A, Santos F C, Pacheco J M. *Evolutionary Games in Self-Organizing Populations. Adaptive Networks*. New York; Springer Berlin Heidelberg, 2009; 253-267
- [62] Santos F C, Rodrigues J F, Pacheco J M. Graph topology plays a determinant role in the evolution of cooperation. *Proceedings of the Royal Society B: Biological Sciences*, 2006, 273(1582): 51-55
- [63] Taylor P D, Day T, Wild G. Evolution of cooperation in a finite homogeneous graph. *Nature*, 2007, 447(7143): 469-472
- [64] Santos F C, Pacheco J M, Lenaerts T. Evolutionary dynamics of social dilemmas in structured heterogeneous populations. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 2006, 103(9): 3490-3494
- [65] Traulsen A, Claussen J C, Hauert C. Coevolutionary dynamics: From finite to infinite populations. *Physical Review Letters*, 2005, 95(23): 238701
- [66] Skyrms B, Pemantle R. A Dynamic Model of Social Network Formation. *Adaptive Networks*. New York; Springer Berlin Heidelberg, 2009; 231-251
- [67] Pacheco J M, Traulsen A, Nowak M A. Coevolution of strategy and structure in complex networks with dynamical linking. *Physical Review Letters*, 2006, 97(25): 258103
- [68] Zimmermann M G, Eguiluz V M, San Miguel M. Coevolution of dynamical states and interactions in dynamic networks. *Physical Review E*, 2004, 69(6): 065102
- [69] Holme P, Newman M E J. Nonequilibrium phase transition in the coevolution of networks and opinions. *Physical Review E*, 2006, 74(5): 056108
- [70] Wang Y, Lin C, Meng K, Yang, H, Lv J. Security analysis for online banking system using hierarchical stochastic game nets model//Proceedings of 2009 IEEE Global Telecommunications Conference (GLOBECOM'09). Honolulu, USA, 2009; 1-6
- [71] Wang Y, Lin C, Wang Y, Meng K. Security analysis of enterprise network based on stochastic game nets model//Proceedings of the 2009 IEEE International Conference on Communications (ICC'09). Dresden, Germany, 2009; 1-5
- [72] Yu M, Wang Y, Liu L, Cheng X. Modeling and analysis of email worm propagation based on stochastic game nets//Proceedings of the 12th International Conference on Parallel and Distributed Computing, Applications and Technologies (PDCAT 2011). Gwangju, Korea, 2011; 381-386
- [73] Wang Y, Lin C, Meng K, Lv J. Analysis of attack actions for e-commerce based on stochastic game nets model. *Journal of Computers*, 2009, 4(6): 461-468
- [74] Wang Y, Yu M, Li J, et al. Stochastic game net and applications in security analysis for enterprise network. *International Journal of Information Security*, 2012, 11(1): 41-52
- [75] Wang Yuan-Zhuo, Li Jing-Yuan, Meng Kun, et al. Modeling and security analysis of network using attack-defence stochastic game net. *Security and Communication Networks*, 2013, (6): 89-99

- [76] Wang Yuan-Zhuo, Lin Chuang, Cheng Xue-Qi, Fang Bin-Xing. Analysis for network attack-defense based on stochastic game model. *Chinese Journal of Computers*, 2010, 33(9): 1748-1762(in Chinese)
(王元卓, 林闯, 程学旗, 方滨兴. 基于随机博弈模型的网络攻防量化分析方法. *计算机学报*, 2010, 33(9): 1748-1762)
- [77] Lin Chuang, Wang Yuan-Zhuo, Wang Yang. Security Analysis and Evaluation of Network Based on Stochastic Game Model. Beijing: Tsinghua University Press, 2012(in Chinese)
(林闯, 王元卓, 汪洋. 基于随机博弈模型的网络安全分析与评价. 北京: 清华大学出版社, 2012)
- [78] Ellison G, Fudenberg D, Imhof L A. Random matching in adaptive dynamics. *Games and Economic Behavior*, 2009, 66(1): 98-114
- [79] Filar J, Vrieze K. *Competitive Markov Decision Processes*. New York: Springer, 1996
- [80] Traulsen A, Hauert C. Stochastic evolutionary game dynamics//Heinz Georg Schuster ed. *Reviews of Nonlinear Dynamics and Complexity*, Volume 2. Weinheim: Wiley-VCH, 2009: 25-61
- [81] Hofbauer J, Sigmund K. Evolutionary game dynamics. *Bulletin of the American Mathematical Society*, 2003, 40(4): 479-519
- [82] Imhof L A, Fudenberg D, Nowak M A. Evolutionary cycles of cooperation and defection. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 2005, 102(31): 10797-10800
- [83] Traulsen A, Pacheco J M, Imhof L A. Stochasticity and evolutionary stability. *Physical Review E*, 2006, 74(2): 021905
- [84] Fudenberg D, Harris C. Evolutionary dynamics with aggregate shocks. *Journal of Economic Theory*, 1992, 57(2): 420-441
- [85] Taylor C, Fudenberg D, Sasaki A, Nowak M A. Evolutionary game dynamics in finite populations. *Bulletin of Mathematical Biology*, 2004, 66(6): 1621-1644
- [86] Foster D, Young P. Stochastic evolutionary game dynamics. *Theoretical Population Biology*, 1990, 38(2): 219-232
- [87] Fudenberg D, Imhof L A. Monotone imitation dynamics in large populations. *Journal of Economic Theory*, 2008, 140(1): 229-245
- [88] Traulsen A, Pacheco J M, Nowak M A. Pairwise comparison and selection temperature in evolutionary game dynamics. *Journal of Theoretical Biology*, 2007, 246(3): 522-529
- [89] Traulsen A, Nowak M A, Pacheco J M. Stochastic dynamics of invasion and fixation. *Physical Review E*, 2006, 74(1): 011909
- [90] Quan J, Wang X J. Evolutionary games in a generalized Moran process with arbitrary selection strength and mutation. *Chinese Physics B*, 2011, 20(6): 030203
- [91] Wang J, Fu F, Wang L, Xie G. Evolutionary game dynamics with three strategies in finite populations. arXiv preprint physics/0701315, 2007
- [92] Imhof L A, Nowak M A. Evolutionary game dynamics in a wright-fisher process. *Journal of Mathematical Biology*, 2006, 52(5): 667-681
- [93] Antal T, Scheuring I. Fixation of strategies for an evolutionary game in finite populations. *Bulletin of Mathematical Biology*, 2006, 68(8): 1923-1944
- [94] Sandholm W H. *Stochastic evolutionary game dynamics: Foundations, deterministic approximation, and equilibrium selection*. American Mathematical Society, 2010, 201(1): 1-1
- [95] Benaïm M, Weibull J W. Deterministic approximation of stochastic evolution in games. *Econometrica*, 2003, 71(3): 873-903
- [96] Fudenberg D, Imhof L A. Imitation processes with small mutations. *Journal of Economic Theory*, 2006, 131(1): 251-262
- [97] Altrock P M, Traulsen A. Deterministic evolutionary game dynamics in finite populations. *Physical Review E*, 2009, 80(1): 011909
- [98] Ren J, Wang W X, Qi F. Randomness enhances cooperation: A resonance-type phenomenon in evolutionary games. *Physical Review E*, 2007, 75(4): 045101
- [99] Helbing D. A stochastic behavioral model and a 'microscopic' foundation of evolutionary game theory. *Theory and Decision*, 1996, 40(2): 149-179
- [100] Altman E, Hayel Y. *Stochastic evolutionary games*// *Proceedings of the 13th Symposium on Dynamic Games and Applications*. Wroclw, Poland, 2008: 1
- [101] Altaian E, Hayel Y. A stochastic evolutionary game of energy management in a distributed aloha network//*Proceedings of the 27th Conference on Computer Communications (INFOCOM 2008)*. Phoenix, USA, 2008: 1759-1767
- [102] Sandholm W H. Pigouvian pricing and stochastic evolutionary implementation. *Journal of Economic Theory*, 2007, 132(1): 367-382



WANG Yuan-Zhuo, born in 1978, Ph. D., associate professor. His current research interests include network community behavior analysis, open knowledge network, information security, stochastic game model, etc.

YU Jian-Ye, born in 1981, Ph. D. candidate. His

research interests include network evolutionary, network community behavior analysis, etc.

QIU Wen, born in 1988, M. S. Her research interests include game theoretic analysis of network informational interaction.

SHEN Hua-Wei, born in 1982, Ph. D., associate professor. His research interests include social computing, complex networks, information retrieval.

CHENG Xue-Qi, born in 1971, Ph.D., professor, Ph. D. supervisor. His research interests include network science, network and information security, web search & data mining.

LIN Chuang, born in 1948, Ph. D. , professor, Ph. D. supervisor. His current research interests include computer networks, performance evaluation, logic reasoning, and Petri net theory and its applications.

Background

This work is supported by Grants from the National Key Basic Research Program of China (Nos. 2013CB329602, 2014CB340401), the National Natural Science Foundation of China (Nos. 61232010, 61173008, 61303244, 61402442), and Beijing Nova Program (Z121101002512063).

With the development of Internet, especially the rapid development of social networking in recent years, understanding and analyzing the maintenance and evolution of the stability of network group behavior is being confronted with many significant scientific and practical issues in social computing. In a social information network, the behavior showed by a network group is not a simple collection of individual network information behaviors. Due to the influence of social psychology and random factors, network group behavior tend to have a great deal of uncertainty and show complex behavioral features, one of the prominent phenomenon is the emergence of group behavior. At present, quantitative analysis of network group behavior is still in its infancy, most attempts are

based on local network or particular scenarios, and the system of theoretical approaches has not yet formed. Inspired by the study of qualitative analysis, stochastic evolutionary game models should lead to sound and promising methods in network group behavior. The authors' main objectives are to provide a complete overview on approaches for quantifying network group behavior.

In this paper, the authors present an overview on models and analysis methods for network group behaviors and stochastic evolutionary games. They indicate several targets and models for evaluation of network group behaviors, and provide several analysis methods for modeling of network group behaviors and stochastic evolutionary games. The authors also discuss the feasibility that applies stochastic evolutionary game models to study network group behaviors. Finally, the authors give some concluding remarks on new and challenging directions for future and potential research of network group behaviors on social information network.