

基于社交演化博弈的社交网络用户 信息分享行为演化分析

于建业^{1,2}, 王元卓¹, 靳小龙¹, 程学旗¹

(1. 中国科学院计算技术研究所, 中国科学院网络数据科学与技术
重点实验室, 北京 100190; 2. 北京物资学院, 北京 101149)

摘 要: 本文基于社交演化博弈模型研究了社交网络中用户信息分享行为的合作演化. 在社交演化博弈模型中, 用户通过不断地模仿他关注的最成功的用户的行为策略来改进自身的短期效用, 或者根据声誉调整他关注的用户来改善自身所处的声誉环境, 进而改进自身的长期声誉, 而用户间信息分享所构成的群体交互则使用公共品博弈进行建模. 通过对社交演化博弈模型的数值仿真, 揭示了用户间关注关系更新的频率、用户对声誉的追逐程度和群体放大效应在社交网络演化中的影响. 同时, 本文也应用了社交演化博弈模型对新浪微博进行了分析, 加深了人们对社交网络中信息分享行为的合作演化的理解.

关键词: 社交演化博弈; 社交网络; 公共品博弈; 信息分享行为; 声誉

中图分类号: TN911 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2018)01-0223-07

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2018.01.031

Evolutionary Analysis on Information Sharing Behavior in Social Networks Based on Social Evolutionary Game

YU Jian-ye^{1,2}, WANG Yuan-zhuo¹, JIN Xiao-long¹, CHENG Xue-qi¹

(1. CAS Key Laboratory of Network Data Science and Technology, Institute of Computing Technology,
Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China; 2. Beijing Wuzi University, Beijing 101149, China)

Abstract: In order to understand the evolutionary mechanisms on social networks, we investigate the evolution of information sharing behavior on directed and dynamic social networks using social evolutionary games, in which agents aim to improve their short-term utility and long-term reputation by imitating the most successful strategy from their partners and adjusting their partnerships, respectively. The public goods game is used as a metaphor for the interactions of agents on social networks. The results of numerical simulations reveal the effects of the frequency of partner adjusting, reputation pursuit and group effects on the evolution of social networks. Finally, an application of social evolutionary games on SinaWeibo is conducted, which may help us understand the mechanism behind the evolution of social networks.

Key words: social evolutionary game; social network; public goods game; information sharing behaviour; reputation

1 引言

近年, 在线社交网络服务得到快速蓬勃的发展, 如新浪微博、Twitter、Facebook 等. 在这些社交网络服务中, 用户通过信息分享、信息交互的方式来联系彼此. 通常, 这些信息都是由用户自身产生和发布的, 并能够被其好友接收到. 当用户的好友接收到这些信息, 并且对

这些信息感兴趣时, 他们就会回应这些信息, 例如对接收的消息进行转发、回复、点赞等. 社交网络中的这种信息交互方式反映了用户的社交联系, 也满足了他们的社交需求. 另一方面, 用户在发布和回复消息的时候是需要付出成本的, 如时间、费用、精力等. 因此, 存在某些激励和机制使用户克服成本而持续发消息或者对其他用户的消息做出响应. 目前社交网络中这些现象背后

收稿日期: 2015-04-22; 修回日期: 2015-06-21; 责任编辑: 郭游

基金项目: 国家 973 重点基础研究发展计划 (No. 2013CB329602, No. 2014CB40401); 国家自然科学基金 (No. 61232010, No. 61173008, No. 61303244, No. 61402442); 北京市科技新星计划 (No. Z121101002512063)

的激励和机制还没有被人们完全了解.

在常见的社交网络服务中,用户可以关注他感兴趣的,也可以被他感兴趣的所关注.因此,用户间的关注关系具有方向性,这使得用户发布或转发的消息能够被关注他的所有用户接收.这种由用户及其关注者构成的信息分享的群体交互方式对信息及其传播起到了广播和放大作用的.同时,用户总是期望其获得收益最大化,得到更高的效用.因此,用户会学习和模仿其成功好友的行为和策略.另一方面,社交网络中具有良好声誉的用户总是会受到其他用户的欢迎,进而成为拥有大量粉丝和高影响力的关键节点用户.综上,社交网络的用户对于信息分享行为的效用和所处的关系环境的关注会导致用户的行为策略和用户关系随时间发生改变,即社交网络的演化包含了用户行为策略的演化和用户关系的演化.它们之间是相互影响、相互作用的,可以引入网络上的演化博弈论中的共演化机制进行研究.

社交演化博弈(social evolutionary game, SEG)^[1,2]是基于网络演化博弈的适用于社交网络演化机理研究的模型框架.社交演化博弈包含用户行为博弈模型和更新规则两部分,而用户受到行为效用和声誉的影响.效用是用户进行信息行为时关注的指标,它指导用户的行为策略更新;声誉是用户调整其与其他用户的关系时关注的衡量标准,它指导用户的关系更新.本文基于社交演化博弈,并通过与新浪微博的真实数据集的分析相结合,研究了社交网络中用户信息分享行为的演化.而用户信息分享行为具有方向性,本文的社交演化博弈基于有向网络,使用公共品博弈模型(public goods game)作为行为模型建模了用户信息分享的群交互行为.

2 相关工作

已有的大量的研究工作致力于分析和构建社交网络,如网络生成^[3]、社区发现^[4,5]、网络演化^[6,7]等.这些研究大都关注网络的结构特性.近年一些研究工作试图去理解在线社交网络中合作的演化.Toriumi等人使用meta-reward博弈模型建模社交网络,以研究用户的行为演化^[8,9].他们的模型使用突变来描述用户的行为策略更新,并使用遗传算法来仿真合作的演化.但是突变和遗传算法并不适合于描述社交网络中用户行为策略更新机制.

演化博弈理论为研究合作的产生和维持提供了一种通用的方法.自Nowak等人将空间结构引入演化博弈后^[10],网络结构对合作演化的影响被广泛研究,尤其是演化图理论(evolutionary graph theory)的提出^[11].不仅是静态的网络结构,动态的网络结构也被引入到合作演化的研究.行为策略与网络结构共演化的机制被

广泛研究.Pacheco等人研究了“活跃连接”(Active linking)机制^[12,13].在他们的机制中,用户以不同的速率分别随机地寻找新的用户建立连接和断开已有的连接.当连接更新远快于行为策略更新时,合作者相比背叛者具有优势.Fu等人提出一种机制,即用户要么通过模仿好友的行为策略来更新自身的策略,要么基于声誉调整他的好友关系^[14].研究结果显示,基于声誉的好友关系调整能够促进用户间的合作.在Zhang等人的基于公共品博弈的模型中,用户评估他参与的公共品博弈的产出,并调整自身的行为策略或好友关系以获得更多的产出^[15].研究结果显示,他们的模型也能够促进用户间的合作,并且最终演化生成的网络呈现出许多真实网络的特征.Li和Shen的基于非排他公共品博弈的模型引入有向网络,用户间的连接关系的调整也具有方向性^[16].在他们的机制下,通过与排他公共品博弈的对比发现,非排他公共品博弈对合作具有抑制作用,需要引入激励机制来促进合作水平——惩罚对于促进合作是一种有效的机制.Yu等人基于动态网络上的演化博弈归纳了社交演化博弈模型框架来建模社交网络上的用户行为策略与网络结构的共演化机制^[1,2].他们的工作除了对社交演化博弈模型进行了仿真研究,还针对Twitter和新浪微博的真实数据进行了实证分析.通过仿真结果与实证分析进行对比研究来验证共演化机制和评估真实社交网络的演化过程.

3 用户信息分享行为的社交演化博弈模型

社交网络上用户信息分享行为中的合作行为是指用户作用在消息上的显式行为,如发布、转发赞等行为.相对地,用户作用在消息上的隐式行为,如只获取信息而不对消息进行显式的响应,则被认为是不合作行为.本文使用无权有向网络表示社交网络中具有方向性的用户间的关注关系,网络中的节点表示社交网络中的用户.在有向网络中,节点 i 有两类关注关系,即 i 的关注者(follower)和被关注者(followee).如果从节点 j 到节点 i 存在关注关系 e_{ji} ,则 j 是 i 的关注者,反过来, i 是 j 的被关注者. N_i^f 表示 i 的关注者集, N_i^o 表示 i 的被关注者集. d_i^f 、 d_i^o 分别是 i 的入度和出度,分别表示 i 的关注者数和被关注者数. d_i 是 i 的度,它是 i 的入度和出度之和.当 i 发布或转发消息时,只有它的关注者能够接收到.此处假设,当 i 的关注者接收到他的消息时,他们能够意识到消息的内容.

社交演化博弈 $G = (V, E; I, U, R)$ 在无权有向网络上进行, V 是有向网络中的节点集; E 是节点间的关注关系集; I 表示节点的交互行为集,节点的交互行为与节点所采用的行为策略有关; U 是节点的效用函数集; R 是节点的声誉函数集.社交演化博弈由行为博弈模型

和更新规则两部分组成,它们将分别第 3.1 节和第 3.2 节进行详细介绍. 节点的效用和声誉分别由节点的效用函数和声誉函数描述. 效用是节点一轮博弈时获得的收益之和,节点总是期望能够获得更大的效用,这使得节点会模仿他关注的最成功的节点使用的策略来不断改进自身的效用. 声誉则是节点在不断博弈的过程中对手对他的历史行为的评价. 节点更新关注关系时偏好与声誉更好的建立关注关系,更好的声誉能够使得他更容易、更多的获得关注者,因此声誉能够改善节点所处的环境.

3.1 行为模型

社交网络服务中用户信息分享行为有如下特点:

(1) 用户发布或转发的信息被他和关注他的用户所组成的群体分享,而群体成员对于消息的响应也会被群体成员分享;

(2) 用户在发布消息、评论时需要付出一定的成本,如时间、精力、费用等. 另一方面,用户的这些行为也会带来收益,如获得信息、促进社交关系等;

(3) 存在搭便车现象 (free rider), 即用户对信息的只获取不付出行为.

理论上,用户搭便车的行为会导致“公共品悲剧”问题,这会起引起用户活跃度的下降,最终导致没有活跃用户. 这种由用户和他的关注者组成群体的交互行为可以使用公共品博弈进行建模. 在公共品博弈中,节点有两种可选的行为策略, C 和 D. C 表示合作,而 D 则表示不合作. 每个节点都能够主持公共品博弈,或参与他的被关注者主持的公共品博弈. 当节点 i 主持一个公共品博弈时,所有参与博弈的节点的收益如下:

$$\begin{aligned} p_i^D &= \eta n_i^C b \\ p_i^C &= \eta (n_i^C - 1) b - c \end{aligned} \quad (1)$$

其中, i 主持该公共品博弈, n_i^C 表示参与该公共品博弈中采用 C 策略的节点数, η 则是该群体的放大效应因子, b 是合作行为提供的收益, c 则是合作行为的付出成本. 在社交网络的信息分享的场景下,节点提供的收益 b 被群体成员无损的分享,即每个博弈的参与者都能获得每个合作者提供的收益 b .

节点 i 不仅能够主持公共品博弈,也能够参与他的被关注者所主持的公共品博弈,因此,他的效用是他参与的所有公共品博弈的收益之和,即他主持的与参与的博弈所得的收益之和,表示如下:

$$u_i = p_i^s + \sum_{j \in N_i^s} p_j^s \quad (2)$$

其中, s_i 是 i 使用的策略.

3.2 更新规则

更新规则采用异步更新方式,即在每一个演化周期 t ,网络中随机选择一个节点进入更新状态,该节点要

么进行行为策略更新,要么进行关注关系更新. 设在演化周期 t ,节点 i 进入更新状态,则他以概率 $1/(1+W)$ 进行行为策略更新,否则进行关注关系更新. W 是行为策略更新时长 τ_e 与关注关系更新时长 τ_p 之比,即 $W = \tau_e/\tau_p$ ^[14,17],该参数反映了节点进行关注关系更新的频率. 明显地,关注关系更新的频率随着 W 的增大而增大.

(1) 行为策略更新:在一个演化周期内,当节点 i 要改进他在群体交互中的短期效用时,他将进行行为策略更新. 在 i 进行行为策略更新时,他通过模仿他的关注者中获得最大短期效用的关注者所使用的行为策略来改进自己的短期效用,即寻找满足

$$j = \arg \max_{i \in N_i^s} \{u_i > u_j\} \quad (3)$$

的节点 j ,并模仿 j 的行为策略. 行为策略更新的方式遵循 Fermi 规则^[14,18]:

$$\omega(s_i \leftarrow s_j) = \frac{1}{1 + \exp[\beta(u_i - u_j)]} \quad (4)$$

其中, β 表示节点的非理性选择程度,即节点模仿其他节点行为策略的意愿程度.

(2) 关注关系更新规则:在一个演化周期内,当节点 i 要改进他的长期声誉时,他将进行关注关系更新. 由于网络结构和节点获取信息能力的局限性,节点只能感知到他所处的局部环境的信息,即节点关注关系更新的范围限制在二步邻居内. 具体地,当 i 进行关注关系更新时, i 进行两种更新操作,建立新的关注关系和断开已有的关注关系,即 i 以概率 p_r ,按照最大声誉原则,从他的关注者和被关注者的被关注者中寻找节点 k :

$$k = \arg \max_{N_i^s \cup N_i^s \cup \{i\} \cup N_i^s} \{R_i(t) > R_i(t)\} \quad (5)$$

并与其建立关系 e_{ik} ;以概率 $1 - p_r$,随机从 i 的关注者和被关注者的被关注者中选择 k 建立关系 e_{jk} . 同时, i 以概率 p_r 断开与他的被关注者中声誉最小节点 j 的关系:

$$j = \arg \min_{i \in N_i^s} \{R_i(t) < R_i(t)\} \quad (6)$$

在每一个演化周期 t 内,社交网络中所有节点的声誉都会进行更新. 当节点使用合作策略时,他的声誉增加 $\Delta R_i(t)$,否则不增加. 声誉的增加值依赖于节点自身的行为策略和所处的环境. 每个节点 i 的声誉更新方式如下所示:

$$\begin{aligned} R_i(t) &= \sigma R_i(t-1) + \Delta R_i(t) \\ \Delta R_i(t) &= \sin\left(\frac{\pi}{2} \frac{(n_i^l(C) + n_i^o(C))}{d_i}\right) \end{aligned} \quad (7)$$

其中, $n_i^l(C)$ 表示在 i 主持博弈中他的关注者中采用 C 策略的个数, $n_i^o(C)$ 表示在 i 参与的博弈中他的被关注者中采用 C 策略的个数, $\Delta R_i(t)$ 使用 $\sin(\cdot)$ 函数是为了调节声誉的增长率.

4 模型仿真结果与分析

本节对建模用户信息分享行为的社交演化博弈模型进行了仿真分析,以研究社交网络上节点的信息分享行为的演化.初始时,网络结构为随机有向网络,节点的度为 $d=4$,节点总数为 10^3 .使用合作者比例 f_c 作为指标来评价节点的信息分享行为的演化.当演化过程满足以下三种条件之一时,认为网络的演化进入相对稳态:节点全部合作、节点全部不合作,或者在 10^4 个演化周期内 f_c 的波动处于非常小的区间.如果社交演化博弈无法达到相对稳态,则它将演化相对较长的周期,如 2×10^5 .在社交演化博弈进入相对稳态或演化了 2×10^5 个周期后,再演化 10^3 个周期,最终得到 f_c 是这 10^3 个演化周期的合作者比例的平均值.数值仿真结果是 48 次独立运行的仿真结果的平均值.

影响节点信息分享行为演化的重要参数有三个,分别是 W 、 p_r 和 η . W 是节点行为策略更新与关注关系更新的时长比例,反映了节点关注关系更新的频率.关注关系更新的频率随 W 的增大而增大.当 $W=0$ 时,没有任何的关注关系更新,只有节点的行为策略更新,社交演化博弈退化为静态网络上的节点行为策略演化.随着 W 的增大,关注关系更新的频率也增大.通常情况下,社交网络中大多数用户调整关注关系的频率并不高. W 的取值范围从 0 到 1,步长为 0.1. $W=1$ 时节点关注关系更新和行为策略更新的比例相等. p_r 反映了节点获得更好的声誉环境的渴望程度. p_r 的取值范围从 0 到 1,步长为 0.1.当 $p_r=0$ 时,节点完全不关心声誉,只是随机地选择新节点进行关注;而 $p_r=1$ 则表示节点在选择新节点进行关注时完全遵循最大声誉原则. η 表示了群体行为的放大效应,它直接作用在节点的效用,能够影响节点的行为策略更新. η 的取值范围从 0.4 到 3,步长为 0.2.其它参数设置如下:节点的非理性选择参数 $\beta=0.01$,断开已有关系的概率 $p_s=0.01$,声誉的遗忘因子 $\sigma=1$ 它表示节点能够完全获知其伙伴的历史行为信息.通常 $b=c=1$ [16].

图 1 显示的是 f_c 受 W 的影响情况.对各子图中可以看到,随着 W 的增加, f_c 波动范围的上界减小,而下界增大. f_c 波动范围的上界随 W 增大而变小的现象说明了关注关系更新频率的增大对于合作者比例的上限具有抑制作用,类似的现象在已有的工作中也有发现 [2,16].然而, W 的增大却可以提高合作者比例的下限.换言之,虽然网络中的合作者比例的上限被抑制了,但是合作者却更容易生存. W 对于 f_c 波动范围影响的两面性说明,在社交网络中盲目地鼓励用户频繁地调整关注关系可能并不是一个好的手段.这是因为虽然它会促使用户活跃度的下限提高,使得用户更容易发帖、评论等,但是也会导致用户

活跃度的上限被抑制.因此需要恰当、谨慎地鼓励用户进行关注关系的调整.

图 2 则着重描述了在不同的 W 下,参数 p_r 和 η 对于 f_c 的影响.从各子图中可以看到,当 W 和 η 确定时,合作者比例 f_c 随着 p_r 的增大而增大,即基于声誉的关注关系更新规则能够促进网络中的合作水平 [14].同样的, η 的增大对合作也有促进作用.群体的放大效应能促使节点获得更多的效用,合作者就越容易产生和生存.图 1(a)和图 2(a)显示的是 $W=0$ 时演化发生在静态网络的情况.在此情况下,合作者比例 f_c 只受 η 的影响, W 和 p_r 不起任何作用.

总而言之,随着 W 的增加,合作者越容易产生和生存,但是过大的 W 的会使得网络中的合作水平难以达到高水平.增加 p_r 和 η 可以促进网络中的合作,但是最终的结果都受 W 的限制.

5 新浪微博的合作演化分析

本节结合社交演化博弈模型仿真结果和新浪微博的真实数据的分析结果,对新浪微博中用户信息分享行为的演化进行了分析.如前面第 4 节所述,合作者比例 f_c 作为评价指标刻画了用户间合作水平,可表示为重要参数 (W, p_r, η) 的方程形式.在现实世界中这三个参数和评价指标并不容易获得,但是可以通过近似方法计算 W 和 f_c 的估计值.当得到估计值 \hat{W} 和 \hat{f}_c 后,将它们代入到第 4 节的数值仿真结果可以估计新浪微博用户对声誉的追逐程度 \hat{p}_r 和群体放大效应.为了能够估计出 \hat{W} 和 \hat{p}_r ,本文使用了采集自新浪微博的两种不同的数据集.

行为策略更新与关注关系更新的时长比例 W 可以转化为一段时间内关注关系更新次数与用户行为策略更新次数之比.行为策略更新次数可以由用户合作行为次数近似,即用户在一段时间内的发帖次数近似.而关注关系更新次数则可由用户在一段时间内的关注关系变化的次数表示.因此, W 可以近似为关注关系变化数与发帖数之比.用于估计 \hat{W} 的数据集是分别在 2013 年 2 月和 2014 年 9 月初采集的新浪微博的 124,587 个账户信息,内容包括用户 ID,关注数 (OUT-partners),发帖数等.在这段时间内,这些用户的关注数变化了 6,592,158 次,发帖 65,756,553 次.由此, $\hat{W}=0.100251$.

由于用户的真实行为策略难以准确获得,以及数值仿真中的演化周期 (evolutionary time step) 也难以与现实情况进行准确的映射.用户的合作行为可以近似为用户的发帖行为,而一段时间内用户的发帖数则反映了用户合作行为的活跃程度.这样,用户是否是合作者可以转化为评估他的合作行为活跃程度,而 \hat{f}_c 可近似由用户合作行为的活跃程度来表示.用户合作行为

的平均活跃度设为“标准”活跃度,作为用户合作与否的判定阈值.当用户的合作行为活跃度高于标准活跃度时,他的合作行为表现出足够活跃,可认为他是合作者.相反,如果用户的合作行为活跃度低于标准活跃度,

则认为他是不合作者.用于估计 \hat{f}_c 的数据集是新浪微博的71,118个用户在2014年3月28日到2014年3月31日的发帖行为,总共的发帖数为904,462.通过近似方法,合作者比例的估计值为 $\hat{f}_c = 0.108875$.

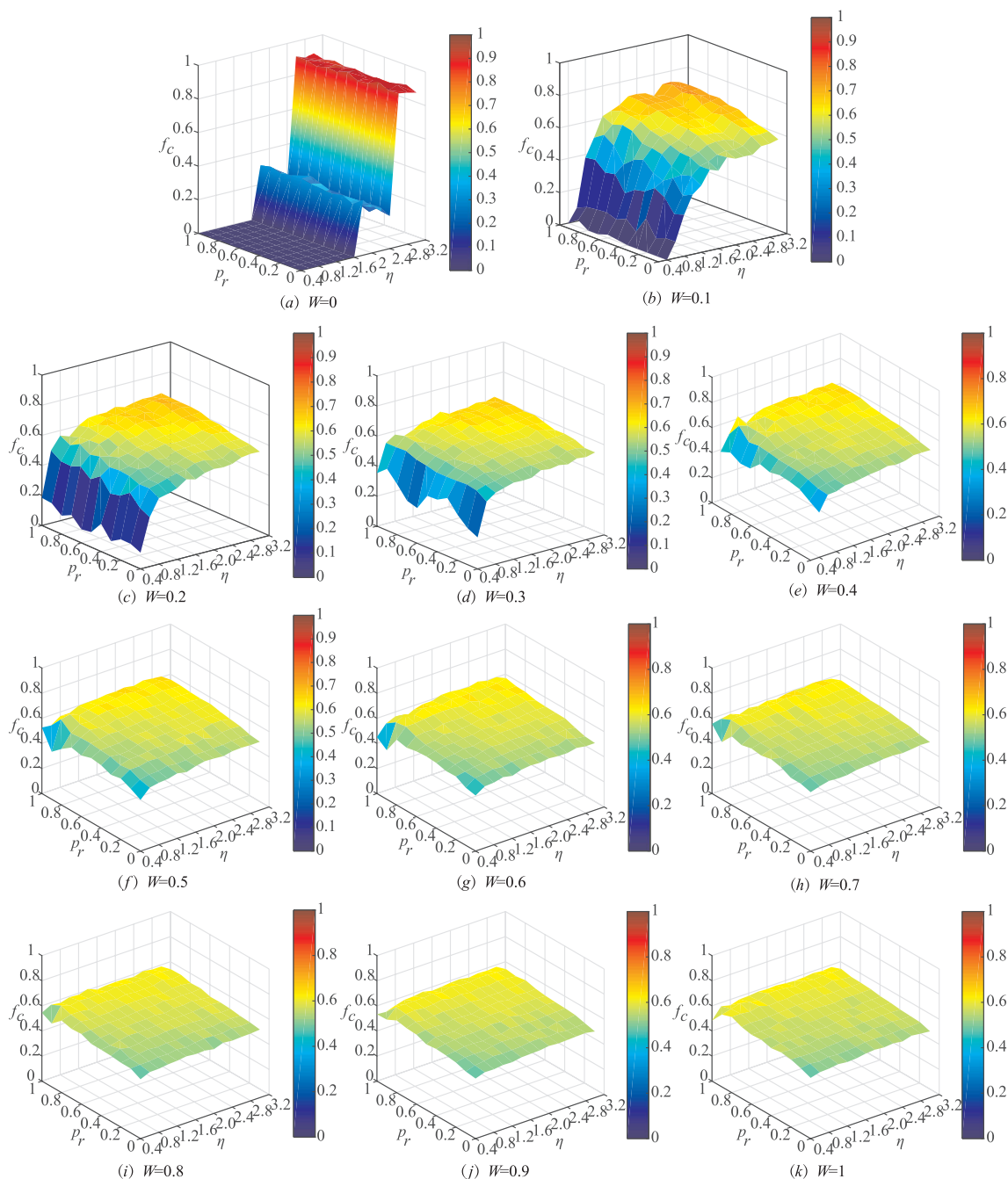


图1 行为策略更新与关注关系更新的时长比例 W 对 f_c 的影响. $N=1000, \langle k \rangle = 4, \sigma = 1, \beta = 0.1, p_s = 0.01$

当把估计值 \hat{W} 和 \hat{f}_c 代入第4节的数值仿真结果中,可以看到,最接近 \hat{f}_c 的仿真结果的 f_c 位于图1(b)和图2(b)中的 $\hat{p}_r = 0.9$ 和 $\hat{\eta} = 0.6$.较高的 \hat{p}_r 说明新浪微博的用户在建立新的关注关系时喜欢选择高声誉用

户^[1].而较低的则说明新浪微博中群体放大效应对于合作的促进不足,需要寻找恰当的机制来增强群体放大效应对用户效用的影响.

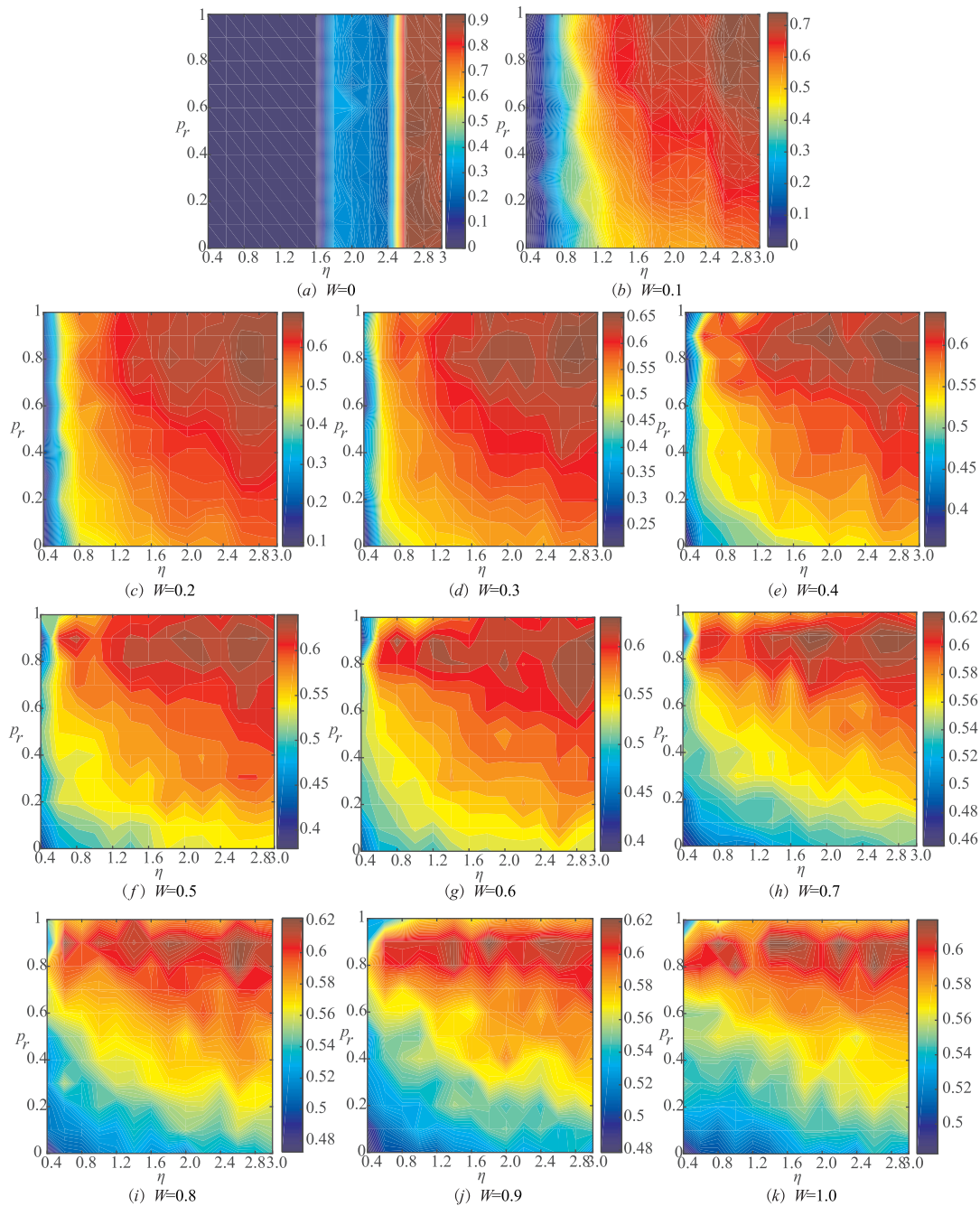


图2 在不同 W 下, p_r 和 η 对于合作者比例的影响. $N=1000$, $\langle k \rangle=4$, $\sigma=1$, $\beta=0.1$, $p_c=0.01$

6 结语

本文采用社交演化博弈模型框架与真实数据分析来研究社交网络中用户信息分享行为的合作演化. 用户在社交网络中分享信息的行为被认为是一种群体行为, 可以使用公共品博弈进行建模. 在社交演化博弈中, 用户通过模仿他关注的最成功的用户的行为策略来改进自身的短期效用, 或者通过调整他关注的用户来改善自身所处的环境从而改进自身的长期声

誉. 对社交演化博弈模型的数值仿真揭示了关注关系更新频率、用户对声誉的追逐程度和群体放大效应对用户合作行为演化的影响. 关注关系更新频率的增大会使社交网络中的用户难以达到高的合作水平, 但是合作者会更容易产生和生存. 用户对声誉的追逐程度和群体放大效应的增大能够促进用户的合作, 但是合作水平会受到关注关系更新频率的制约. 由此可看到, 相比对声誉的追逐程度和群体放大效应, 关注关系更新频率对于合作水平具有两面性. 在此基础上与

新浪微博的真实数据进行对比分析,研究了新浪微博的用户信息分享行为的合作演化. 通过使用近似的方法,从真实数据集中估计得到 \bar{W} 和 \hat{f}_c ,并将它们代入数值仿真结果来估计用户对声誉的追逐程度和群体的放大效应. 结果显示,新浪微博用户表现出对声誉的偏好,并且需要恰当的激励机制增强群体的放大效应以便促进合作.

参考文献

- [1] Yu J, Wang Y, Jin X, Li J, Cheng X. Evolutionary analysis on online social networks using a social evolutionary game [A]. Proceedings of the 23rd International Conference on World Wide Web [C]. USA: ACM, 2014. 415 – 416.
- [2] Yu J, Wang Y, Jin X, Cheng X. Social Evolutionary Games [A]. GameNets [C]. USA: IEEE, 2014. 104 – 108.
- [3] Barabási A-L, Albert R. Emergence of scaling in random networks [J]. Science, 1999, 286 (5439): 509 – 512.
- [4] Girvan M, Newman M E. Community structure in social and biological networks [J]. Proceedings of the National Academy of Sciences, 2002, 99 (12): 7821 – 7826.
- [5] Fortunato S. Community detection in graphs [J]. Physics Reports, 2010, 486 (3): 75 – 174.
- [6] Leskovec J, Backstrom L, Kumar R, Tomkins A. Microscopic evolution of social networks [A]. Proceedings of the 14th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining [C]. USA: ACM, 2008. 462 – 470.
- [7] Leskovec J, Kleinberg, J, Faloutsos C. Graphs over time: densification laws, shrinking diameters and possible explanations [A]. Proceedings of the Eleventh ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery in Data Mining [C]. USA: IEEE, 2005. 177 – 187.
- [8] Hirahara Y, Toriumi F, Sugawara T. Evolution of cooperation in meta-rewards games on networks of ws and ba models [A]. 2013 IEEE/WIC/ACM International Joint Conferences on Web Intelligence (WI) and Intelligent Agent Technologies (IAT) [C]. USA: ACM, 2013, (3): 126 – 130.
- [9] Toriumi F, Yamamoto H, Okada I. Why do people use social media? agent-based simulation and population dynamics analysis of the evolution of cooperation in social media [A]. Proceedings of the 2012 IEEE/WIC/ACM International Joint Conferences on Web Intelligence and Intelligent Agent Technology [C]. USA: IEEE, 2012, (02): 43 – 50.
- [10] Nowak M A, May R M. Evolutionary games and spatial chaos [J]. Nature, 1992, 359 (6398): 826 – 829.
- [11] Lieberman E, Hauert C, Nowak M A. Evolutionary dynamics on graphs [J]. Nature, 2005, 433 (7023): 312 – 316.
- [12] Pacheco J M, Traulsen A, Nowak M A. Active linking in evolutionary games [J]. Journal of Theoretical Biology, 2006, 243 (3): 437 – 443.
- [13] Pacheco J M, Traulsen A, Nowak M A. Coevolution of strategy and structure in complex networks with dynamical linking [J]. Physical Review Letters, 2006, 97 (25): 258103.
- [14] Fu F, Hauert C, Nowak M A, Wang L. Reputation-based partner choice promotes cooperation in social networks [J]. Physical Review E, 2008, 78 (2): 026117.
- [15] Zhang C, Zhang J, Xie G, Wang L. Coevolving agent strategies and network topology for the public goods games [J]. The European Physical Journal B, 2011, 80 (2): 217 – 222.
- [16] Li Y, Shen B. The coevolution of partner switching and strategy updating in non-excludable public goods game [J]. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 2013, 392 (20): 4956 – 4965.
- [17] Santos F C, Pacheco J M, Lenaerts T. Cooperation prevails when individuals adjust their social ties [J]. PLoS Computational Biology, 2006, 2 (10): e140.
- [18] Szabó G, Tøke C. Evolutionary prisoner's dilemma game on a square lattice [J]. Physical Review E, 1998, 58 (1): 69.

作者简介



于建业 男, 1981 年生于山东威海, 博士研究生, 主要研究领域为社交网络演化分析、社交演化计算、博弈等。
E-mail: jy.yu@siat.ac.cn

王元卓 男, 1978 年生于黑龙江, 博士, 副研究员, CCF 高级会员, 主要研究领域为网络行为分析、开放知识网络、信息安全、博弈模型等。 E-mail: wangyuanzhuo@ict.ac.cn

靳小龙 男, 1976 年生于甘肃, 博士, 副研究员, 主要研究领域为社会计算、网络性能建模与分析、多智能体系统等。
E-mail: jinxiaolong@ict.ac.cn

程学旗 男, 1971 年生于安徽望江, 博士, 研究员, 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服务。
E-mail: cxq@ict.ac.cn