

社会影响、观点动向和结构平衡: 基于 Hopfield 网络模型仿真研究

李振鹏^{1,2}, 唐锡晋²

(1. 大理学院 数学与计算机学院, 大理 671003; 2. 中国科学院 数学与系统科学研究院, 北京 100190)

摘要 本文首先概述了观点动向的研究领域和目前研究进展. 在社会认同理论上区分出群体决策过程具体的三种社会影响, 进一步赋予了 Hopfield 网络模型二元组间社会连带 (social ties) 的具体社会学内涵. 基于此模型仿真研究了群体在具有自我认同、社会归属条件下的群体观点分化现象. 模型仿真得到群体外生变量的干涉和负社会影响是推动群体观点极化的主要因素. 特别地, 仿真结果表明群体观点极化与三元组 (社会学中研究的基本结构) 影响模块结构平衡密切相关, 从社会心理学角度解释了具有符号关系的群体宏观动态模式和微观结构变化之间的联系.

关键词 社会影响; 观点极化; Hopfield 网络; 社会认同; 结构平衡

Social influence, opinion dynamics and structure balance: A simulation study based on Hopfield network model

LI Zhen-peng^{1,2}, TANG Xi-jin²

(1. School of Mathematics and Computer Science, Dali University, Dali 671003, China;

2. Academy of Mathematics and Systems Science, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China)

Abstract In this study, firstly we brief the research fields and recent development related to opinion dynamics. We classify three types of social influence of group decision making from the perspective of social identity, and assign specific social influence implication to dyadic social ties of Hopfield model. Based on the model, we conduct simulations on the group polarization phenomena under the condition of self-recognition and social belongings. Simulation results verify that exogenous covariate and non-positive social influence are the main factors that promote group polarization. Especially, it is shown that polarization is coexisted with local structure balance, which provides social-psychological implications about local patterns of signed relationships from collective action perspective.

Keywords social influence; opinion polarization; Hopfield network; social identity; structure balance

1 引言

几乎所有群体行为模式都以累积观点或信仰的形式表现出来, 例如: 习俗、文化、语言的形成, 宗教、群体遵循的道德规范、政治倾向等. 社会学所关注的重要问题之一就是社会交互中所表现出的集群行为模式 (collective patterns) 或社会规范 (social norm). 其本质上是交互演化、外生干预所形成的稳定的信仰 (beliefs) 或观点 (opinions). 这样, 群体观点动向 (opinions dynamics) 成为研究集群行为的重要视角之一.

群体观点动向研究中关注因个体之间的交互影响与外界公共信息的干涉, 群体对某些特定事件或事物所持有的不同观点的形成 (formation) 和演化 (evolution) 等. 在某个阶段可出现共识 (consensus)、极化 (polarization) 的演化结果. 观点动向的研究从一开始就渗透到了诸多领域, 包括社会学, 心理学, 政治学, 经济学, 系统科学, 统计物理学及其衍生出的经济物理学, 社会物理学等.

群体的观点动向按其量化表达可以分为: 离散型、连续型、向量型. 按模型主要可以分为: 投票模型 (voter model)、局部绝大多数模型^[1]、有界置信模型^[2]、SIS、SIR 模型^[3] 和复杂网络模型等.

收稿日期: 2011-09-18

资助项目: 国家重点基础研究发展计划 (2010CB731405); 国家自然科学基金 (71171187)

作者简介: 李振鹏, 男, 博士, 讲师, 研究方向: 意见动力学, 复杂系统建模; 唐锡晋, 女, 研究员, 研究方向: 综合集成, 决策支持系统, 知识科学, E-mail: xjtang@iss.ac.cn.

在社会学、社会心理学领域, 一系列的开创性研究起始于 French 的社会权利理论 (theory of social power). French^[4] 引入了一个简单的模型描述人际影响网络观点形成的过程, Harary^[5] 和 DeGroot^[6] 利用 Markov 过程模型将其推广到了更一般情形. 这些最初的数学公式化模型讨论了群体共识的形成, 但未充分解释观点极化情况. 在此基础上, 社会心理学家 Friedkin 和 Johnsen^[7] 提出了社会影响网络理论 (social influence network theory). 另一方面, Burt^[8], Doreian^[9], Erbring 和 Young^[10], Friedkin^[11], Marsden 和 Friedkin^[12] 等试图从网络效应理论 (network effects) 来解释群体观点形成和分化. 这两种理论关注人际影响对个体观点改变的模型构建, 在一定程度上弥补了 French, Harary, DeGroot 研究中理论和模型的不足. 与 Friedkin 的社会影响网络理论类似, Latane^[13] 提出的社会影响理论 (social impact theory) 成为群体观点动向研究的社会心理学基础, 但其更强调影响的要素: 强度 (strength)、数量 (number) 和直接性 (immediacy). Hegselmann 和 Krause 等针对观点动向介绍了大量经典定量研究方法^[14].

在政治学领域, Simon^[15] 首先提出投票中一类同情弱者 (underdog) 和偏向强者 (bandwagon) 效应. 典型的围绕美国大选即有相当的研究, 如 McCarty, Poole 和 Rosenthal^[16] 从种族间收入不平等、意识形态、价值观和宗教信仰等原因对选举过程选民投票的极化现象分析; Schickler^[17] 对选举中联合行为的动态模式分析以及 Groseclose^[18] 等从选举资金筹集、利益群体压力角度对选举结果的研究等等.

Raafat^[19], Bikhchandani 和 Hirshleifer 等^[20] 揭示了人类群体的经济行为——“羊群效应” (herding effect) 与信息阶流 (informational cascades). Young^[21] 运用自下而上的 (bottom up) 进化模型解释了群体习俗或契约 (conventions) 行为模式的形成.

统计物理学家则运用粒子模型、均值场、自旋玻璃 (spin glasses) 模型等分析观点动向的统计机理, 比如: 临界现象 (critical phenomena), 微观波动与宏观模式之间的联系^[22-23]. 国内外学者基于统计物理模型考虑不同的网络结构 (小世界网络, 无标度网络等) 获得了一些研究成果. Castellano^[24] 等对观点、语言、文化到群体行为、社会动态研究的统计机理做了很好的综述. 这些典型模型的观点演化机制一般包括三种: 1) 确定观点量化表达方式, 2) 确定观点演化拓扑结构, 3) 局部交互机制设计. 但此类研究主要考察网络拓扑结构对观点传播影响或临界相变, 大多局限于本学科角度考虑, 很少关注真实世界观点的形成, 传播, 演化的一般机制和相关的社会机理^[25]. 与社会学领域主流学派讨论各种具体局部社会结构 (如二元组、三元组结构) 与群体宏观决策模式联系的研究关注点有明显不同.

社会学家通常应用自主体模型 (agent-based models, ABMs) 模拟研究社会系统中的个体间如何基于简单的交互影响机制, 演化形成宏观群体模式. 例如, 信息的扩散、社会规范的涌现、契约协调、集群行动等. 这些涌现出的社会模式可能无法按预期形成, 也可能发生突变或消失. 例如, 2011 年的“阿拉伯之春”中东政局变化, 2008 年金融市场的崩溃, 某种流行趋势的消退等. ABMs 方法所解释的群体宏观模式不仅是个体属性微观水平的累积, 而是基于微观水平个体间结构关系和社会交互机制, 自下而上去理解涌现出的宏观模式的一种计算方法. ABMs 计算方法已经广泛被社会学家采用, 通过调整结构因素 (如网络拓扑, 社会层次、空间流动性等) 与个体属性去考察研究对象、建立或验证微观社会理论.

在社会心理学领域, 基于 ABMs 的计算方法也被社会心理学家所采用. 计算机模拟社会动态被广泛应用于研究群体模式形成. 一些先驱性工作包括: Liebrand 等^[26] 应用计算机模拟技术, 基于元胞自动机 (CA) 研究了在社会影响作用下, 持有多样性观点的群体决策模式涌现过程.

网络理论 (network theory) 长期以来就被社会心理学家和社会学家用来研究人际关系和组织关系. 传统的社会网络方法基于图论, 人际间的关系被描述为图中的连边. 虽然基于图论的社会网络模型适于抓住群体水平的结构性质, 却不能有效描述群体形成的动态本质. 近年来, 以复杂网络建模范式对人类群体行为的描述多集中于网络拓扑结构及其动力学性质, 侧重群体行为宏观描述, 极少涉及群体行为发生的社会机制和微观机理.

Nowak 和 Vallacher^[27] 系统研究了基于 Hopfield 神经网络模型个体间交互的复杂群体动态. 在 Hopfield 网络模型中, 个体间的观点将会影响他们之间的联系关系, 这种关系的改变基于网络学习规则, 比如 Hebb 学习规则. 若两个体的观点相同, 他们之间的权重将会增加. 反之, 若两者间观点相反, 他们之间的联系权重将会递减. 这表示任两者间的观点相似度将影响他们彼此的吸引/排斥程度, 从而最终导致了同质现象的整体效应. 由于 Hopfield 神经网络模型能够很好的表达同质吸引、异质排斥, 每个个体都寻求与其他个体间最小能量 (不协调) 关系的群体动态社会机制 (与结构平衡原理类似), 因而被广泛用于研究群体行为全局分化、局

部收敛等社会心理机制和其他群体动态、社会心理计算问题^[28-30]。

除此之外, Hopfield 模型还能够抓住除个体间关联之外的一些社会因素对群体动态的影响. Nowak 和 Vallacher^[30] 指出社会影响是引起观点改变的重要因素. 事实上, 个体的决策不仅受到其连接社会关系的影响, 也会受多渠道的影响源影响, 比如社交媒体、个体先验、记忆等. 可以将这些影响源视为系统外噪声(群体外生干涉). Nowak 和 Vallacher 研究发现, 当此类噪声增加到一定程度时, 群体平衡(稳定)点就会减少. 随机噪声越大, 整个群体越易出现小的分裂子群. 这可以用来解释在剧烈的社会系统动荡期, 社会观点极易“结晶”成一些很小的意识形态群体. 同时, 若噪声继续增大, 那么平衡将被完全打破, 出现每个个体都持有自我观点保持孤立的状态.

下文将重点讨论社会影响、社会认同、结构平衡等社会机理并将其引入到 Macy 等^[29]文中所应用的 Hopfield 网络模型. 在赋予此模型参数具体社会学含义后, 研究了一类二元观点的群体极化过程, 并通过仿真观测群体宏观极化模式与微观结构平衡之间的联系.

2 结构平衡和三类社会影响

本节首先介绍结构平衡理论, 然后基于社会认同理论给出具体的三种社会影响分类.

2.1 结构平衡理论

1946 年心理学家 Heider^[31] 提出了解释态度改变的平衡理论, 认为人际间的行为和社会感知可分别由简单的认知结构决定或共同决定. 平衡理论假定平衡状态是稳定的, 不平衡状态是不稳定的, 会使个人产生心理上的紧张, 这种紧张仅当个体间的关系发生改变, 恢复平衡状态时才会消除.

在一定的语境中, 平衡理论以简练的语言描述认知的平衡概念, 使其成为解释态度改变的重要理论, 是描述和分析社会系统中人际关系相互影响, 并如何演化为平衡稳定状态的重要工具. 1956 年 Cartwright^[32] 等将 Heider 的认知平衡理论推广到了更一般的情况. 考虑三个个体间的朋友和敌对关系, 上述理论用三角形图解形式描述, 以符号“+”表示正的关系(如朋友关系), 以符号“-”表示负的关系(如敌人关系), 那么共有 8 种组合, 其中 4 种是平衡的结构, 4 种是不平衡的结构, 如图 1 所示. 平衡的关系导致敌人的朋友是敌人的社会关系比朋友的朋友是敌人更为常见, 也更稳定. 简洁表达为如果三者之间的社会关系符号乘积为正, 则此三元组关系是平衡的, 反之是不平衡的.

2.2 三类社会影响

1950 年 Homans 给出了社会系统中子群体的形成和等级关系相互联系的如下命题: 1) 任何一个群体, 在外部环境作用下个体之间会有不同频率下的人际交往; 2) 由于不同的交互频率、个人间的喜好、情感、观点、立场行为等的相似性使得具有这些相同属性的子群体形成成为可能. 而在这种子群体内部个体具有更主动的交互动机, 他们之间存在正的人际关系情绪(positive interpersonal sentiments), 有规范的共识(normative consensus); 3) 具有相同某种社会规范信仰的个体要比遵从这种社会规范的个体间更具有相似性, 个体(或子群体)的行为越接近社会规范, 其社会等级就会越高^[33].

Davis^[34] 等用实证方法验证了 Homans 提出的理论, 即人际交互过程不可避免产生子群体(cliques)结构和社会等级, 并按互惠(mutual reciprocity)、非对称(asymmetry relation)和非连接(non-relationship)三种 2 元组关系给出了群体中人际交互关系三元组结构的 16 种划分, 如图 2 所示. 三位数编码的百位数字代表互惠关系数目, 十位数字代表非对称关系数目, 个位数字代表非连接关系数目, 字母 C(cycle) 表示三者间存在循环关系, T(transitivity) 表示三者间存在传递关系, U(up) 表示向上指向关系, D(down) 表示向下指向关系. 如第 8 个三元组关系编码 111U 表示此三元组结构包含 1 个互惠关系, 1 个非对称关系, 1 个非连接关系, 且有向上指向关系. 其中编码 300(三元组关系中不包含 3 个互惠关系, 无非对称和非连接关系)的三元组关系对应了图 1 中的结构, 易知若 3 个互惠社会关系乘积大于零, 则满足图 1 中结构平衡状态.

按 Homans 社会系统中子群体的形成理论, 一个社会群体中因不同的信仰、文化情感、价值取向及交互频率等可分化成不同的子群体. 子群体中的个体认同他所属于特定的社会子群, 同时也认识到作为子群体成员带给他的情感和价值意义, Tajfel^[35] 提出的社会认同理论认为社会成员的这种共同拥有的信仰、价值和行动取向本质上是一种集体观念. 与利益联系相比, 注重归属感的社会认同更加具有稳定性. 由以上社会学理论分析, 依据 Homans 的子群形成理论、Latane, Friedkin 提出的社会影响理论和 Tajfel 的社会认同理论, 本文认为, 群体观点形成是利益、文化、宗教、情感、喜好、价值取向等各异的子群体之间的复杂决策过程.

在子群体内部个体间有正的人际关系情绪 (positive interpersonal sentiments) 和有规范的共识 (normative consensus). 积极的正交互会强化子群体的社会认同感; 而归属于不同子群体的个体之间可能存在负的人际关系情绪 (negative interpersonal sentiments)、没有共识、可能有彼此对立冲突的价值取向、观点立场等. 如果子群间没有激烈的冲突, 那么他们之间还可能存在着一种中性的关系.

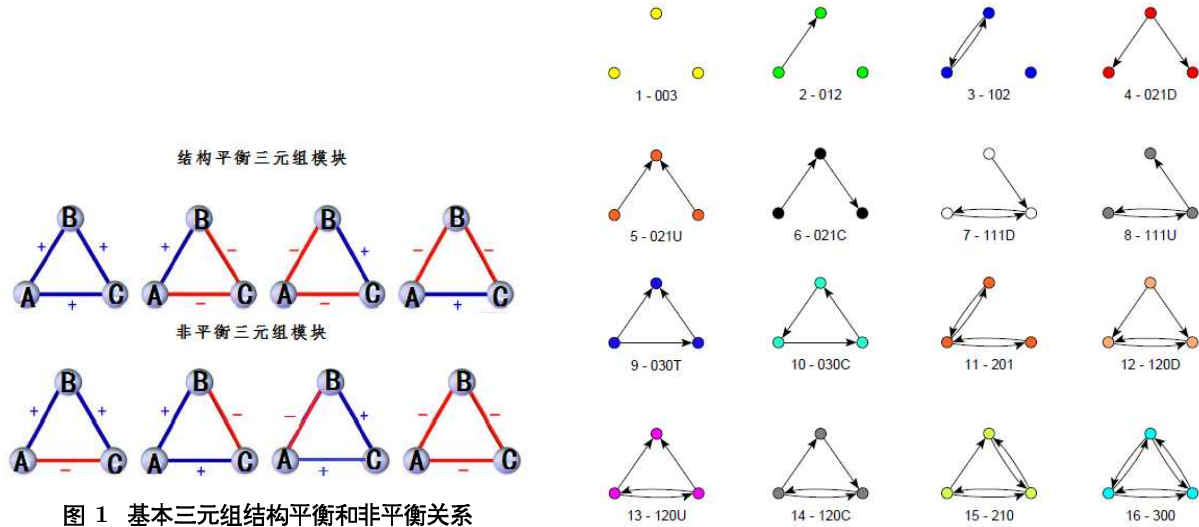


图 1 基本三元组结构平衡和非平衡关系

注: \rightarrow 表示非对称关系, \leftrightarrow 表示互惠关系, 两者间没有边表示非连接关系.

图 2 16 种三元组交互关系编码

这样, 在群体决策中可以将群体中个体之间的社会影响具体分为三类: 正影响 (“+”), 负影响 (“-”), 中性影响 (“0”). 下面具体解释这三类社会影响的含义.

正影响 (“+”) 是指同一子群内个体间的同质影响, 例如: “羊群效应” 或 “信息阶流”. 由于子群体成员有共同的行动和价值取向, 面对群体决策容易达到共识. 负影响 (“-”) 是指不同子群内 (特别是具有冲突和异质性明显的不同子群) 的个体面对群体决策的相互影响, 称之为负影响是指面对同一问题来自不同子群体内的个体很容易走向对立, 即使最初可能会有共识存在. 事实上, 这种非合作、非此即彼的 “+”, “-” 关系极易造成群体分化成不同的派系, 例如二战中的同盟国、轴心国, 冷战中华约、北约对立阵营的形成. 进入 Web2.0 时代, 最新的实证研究表明在线社会关系可以表述为 “+”, “-”, 例如喜欢/不喜欢、合作/非合作、支持/反对、信任/不信任、朋友/敌人等, 如同真实的社会关系这样的混合正负连接关系在大量的在线虚拟社交网站中涌现出来 [36-40]. Leskovec [41] 等根据 Epinions、Slashdot、Wikipedia 三个社交网站的实证数据研究得出这些虚拟的人际关系形成仍遵循经典社会学中的结构平衡理论, 并运用其去推断和估计未知的观点、态度.

本文特别区分出的中性影响 (“0”) 是指一类无明确立场的状态, 与 “+”, “-” 社会影响相对应, 保持这种影响状态的个体决策不受他人影响、或者对他人的意见漠不关心. 可能持有这种态度者尚未找到自己的认同群体, 正处于观望状态, 或者是群体中的某些个体表现出社会惰性 (social loafing) [42], 这种中性影响对群体决策中的个体而言不会像 “+”, “-” 一样产生社会压力. 在一个社会群体中, 每个个体都逃离不了这种来自于他人的社会影响, 可通过引入连接权重 $I_{ij} = \{+, -, 0\}$ 来表示在社会网络拓扑上个体间的三种社会影响, 这里称 $I = [I_{ij}]$ 为社会影响矩阵 [43]. 社会影响理论认为社会网络中每个个体都选择与自己相似的个体进行交往, 即使以很小的初始相似度, 互相交互的过程会增加相似个体之间交互可能性, 并增加相似度, 这种人际交互现象被社会心理学家称为吸引力法则 (law of attraction) [44]. Latane 指出以上的过程会持续的强化, 直到所有参与交互的个体收敛到一致状态 [45]. 这时全局的分化会出现, 如果子群之间存在着无法超越的障碍, 结果是局部的收敛导致全局的分化出现, 由于全局分化妨碍交互而产生了结构洞 (structural holes) 的保护 [46], 使得稳定的小子群 (subcultures) 存在成为可能 [47-49].

3 观点动向的 Hopfield 网络建模

本节首先通过一个基于社会影响关系的三元组结构 (编码 021U) 来分析观点选择、社会影响、累积社会

压力之间的关系, 然后基于此社会机理, 在 N 人构成的网络上讨论群体观点的极化过程和结果.

3.1 三元组结构上的观点选择

为了考察本文提出的三类社会影响对群体观点极化的影响以及群体观点极化与局部三元组影响结构之间的关系, 特别赋予图 2 中 16 种三元组人际交互关系具体为 “+”, “-”, “0” 三类社会影响. 例如, 对应三元组结构影响关系编码 021U(见图 3), j 对 i 施加 “+” 影响 (比如 j 、 i 具有朋友关系或 j 与 i 有相同的社会认同, 利益目标等), 由 j 指向 i 的箭头加 “+” 来表示; 同理, k 对 i 施加 “-” 影响 (比如 k 、 i 是敌对关系或 k 与 i 有不同的社会归属、认同、利益诉求等), 由 k 指向 i 的箭头加 “-” 来表示. j 与 k 之间存在 “0” 影响, 用虚线来表示 (对应于图 2 中编码 210U 不存在的边).

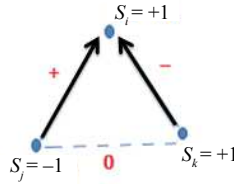


图 3 编码 021U 结构上的社会影响和观点选择

再进一步说明, 基于图 3 所示的这种三元组结构上的观点选择、社会影响、累积社会压力之间的关系. 考虑三元组影响关系的个体 i, j, k 其选择的观点分别为 $S_i = +1, S_j = -1, S_k = +1$, j 对 i 有正影响关系 ($I_{ji} = +$), k 对 i 有负影响关系 ($I_{ki} = -$), j 对 k 有中性影响关系 ($I_{jk} = 0$), 若定义 j 对 i 的社会压力是 $p_{ji} = I_{ji}S_j$ 则持有 $S_i = +1$ 观点的 i 收到的来自 j 的社会压力为 $p_{ji} = (+)(-1) = -1$, 对 i 而言由于 j 选择了与之相反的观点, 而 j 对 i 有正影响关系弱化了 i 继续保留观点 $S_i = +1$ 的压力, 即 j 对 i 产生了负社会压力 $p_{ji} = -1$, 考虑 j 对 i 的正社会影响, i 弱化了继续保留观点 $S_i = +1$ 的立场. 直观理解为 “朋友支持的观点我不极力反对, 或弱化了我反对的可能”. 同理, $p_{ki} = I_{ki}S_k = (-)(+1) = -1$, 对 i 而言他支持某观点且 i 的敌人也支持此观点, 但由于二者之间有负影响关系弱化了 i 继续支持此观点的立场. 直观理解为考虑到 “非此即彼” 的利益, “敌人支持的观点我不支持, 或弱化了我支持的可能”.

反之, 若 k 对 i 有正影响关系, 则 $p_{ki} = (+)S_k = (+)(+1) = +1$, 即 i 受到来自 k 的社会压力为正, 直观上解释是 “朋友支持的观点我会支持, 或强化了我支持此观点的立场”. 而由于 j 对 k 的观点选择具有中性影响, j 对 k 的社会压力是 $p_{jk} = I_{jk}S_j = (0)(+1) = 0$, 所以认为 j 对 k 的下一步观点选择没有施加任何压力, k 对 j 也类似.

由以上社会压力的定义、计算和分析, 按图 3, 对个体 i 而言他所受到的来自 j 和 k 的累积社会压力为 $p_{ji} + p_{ki} = -2$, 表明 i 弱化了继续保留观点 $S_i = +1$ 的立场. 考虑 Heider 的平衡理论, 个体 i 会尽可能少地改变情感或社会关系结构 (改变结构的代价相对高), 则 i 一般会改变态度, 即 i 为了维持与 j 和 k 之间的较为稳定的情感/社会结构, 将以很大的可能改变其观点 (即观点 S_i 取值由 $+1$ 变为 -1).

3.2 网络结构上的观点选择

美国 Cornell 大学社会学系 Macy 教授等应用 Hopfield 网络模型研究了群体极化问题^[29]. 本文依据此模型研究 N 个个体情形的观点选择、三种社会影响、累积社会压力之间的动态变化, 整个网络宏观上所涌现出的观点极化模式与网络局部三元组影响结构平衡内在联系.

描述群体交互行为的 Hopfield 网络模型具体由以下三个基本的公式所描述:

$$P_{is} = \frac{\sum_{j=1}^N I_{ij}s_j}{N}, \quad j \neq i \quad (1)$$

其中, $-1 \leq I_{ij} \leq 1$ 描述任意两个个体之间的相互连接强度和符号关系, $s_i = +1$ 表示支持某观点或 $s_i = -1$ 表示反对某观点, N 为群体大小, P_{is} 意味着面对某观点选择 (或决策) 个体 i 所受到的来自其他 $N-1$ 个个体的累积社会压力.

$$\pi_{is} = \frac{v_s}{1 + e^{-KP_{is}}} + (1 - v_s)X_i \quad (2)$$

(2) 式给出了面对 K 个观点决策 (在文 [29] 中设定 $K = 10$, 而实际上不同的 K 可以表示不同观点维度对群体极化的影响), 并考虑群体外摄动影响的条件下个体 i 所受的来自群体内其他个体的 logistic 累积社会压力. 其中 $v_s \in (0, 1)$ 是可调参数, X_i 表示外因影响. 给定一个阈值 $\pi_{thresh} = 0.5 + \varepsilon\chi$, 当 $\pi_{is} > \pi_{thresh}$, 个体 i 将接受 $s_i = +1$, 反之将接受 $s_i = -1$ 观点. 这里 ε 为 Harsanyi 平滑最优反应参数, χ 是一个取自

(-0.5, 0.5) 之间的随机数. 由于个体的观点状态变化反过来也会影响社会影响矩阵变化, 这种更新由 (3) 式来描述.

$$I_{ij}(t+1) = I_{ij}(t)(1-\lambda) + \frac{\lambda}{K} \sum_{k=1}^K s_{jk}(t)s_{ik}(t), \quad j \neq i \quad (3)$$

其中 $\lambda \in (0, 1)$ 为社会影响进化参数.

Macy 等基于以上给出的 Hopfield 网络模型研究表明, 群体在无先验认知归属及两两间 (即二元组结构) 连续连接权重机制下群体分化现象 [29]. 他们发现调整模型中的参数, 群体中的个体在没有社会认同条件下可以自组织的分化为单极、两极和多极化.

与文 [29] 所考虑的个体间一般意义下的联系权重不同, 本文将这一权重赋予为网络中任意个体间的社会影响, 即明确了个体间社会联系或社会连带 (social tie)¹ 的社会学意义. 并将网络中任意个体间连续的连接关系凝聚为三类离散值即 “+1”、“-1” 或 “0”, 分别代表选择观点时同质个体间正影响和异质个体间的负影响及中性影响. 然后考虑持有相同或不同观点的个体在 “+1” 或 “-1” (非此即彼) 及中性的社会影响 “0” 下在下一步如何做观点决策, 图 3 给出了一个三元组结构上的决策过程, 3.1 节已详细讨论了此决策过程.

需要特别指出, 除了明确个体间社会联系为三类社会影响以外, I_{ij} 的取值由 $[-1, 1]$ 转化为 $\{-1, 0, -1\}$ 这一过程是以社会认同理论为依据, 在群体决策中考虑了个体间具有子群归属、人际关系社会认知², 与文 [29] 中在无先验认知归属条件下研究群体分化现象的关注点截然不同.

从以上分析讨论出发, 下面将利用 Hopfield 网络计算模型研究 N 个个体构成网络上的观点选择、三类社会影响、累积社会压力之间的动态变化, 主要关注群体观点动向的两个方面: 1) 负社会影响与群体观点极化模式之间的关系, 2) 整个网络宏观上所涌现出的观点极化模式与网络局部三元组影响结构平衡内在联系.

4 模型仿真

本节首先用 Matlab 计算平台仿真研究包含混合影响关系的群体决策极化模式, 然后调用 R 软件包 sna 分析群体观点极化前后的三元组结构分布.

4.1 仿真步骤

仿真过程如下:

Step 1 变量初始化: $t = 0$, 给定 $v_s, \lambda, \varepsilon$, 随机初始化每个个体 i 的 K 维观点选择状态向量 $s_{ik}(0) \in \{-1, 1\}$, ($k = 1, 2, \dots, K$), 随机产生任两者间初始的社会影响 $I_{ij} \in \{+1, 0, -1\}$ 和 π_{thresh} .

Step 2 计算: 执行式 (1),(2) 和 (3).

$$\begin{aligned} t &= t + 1; \\ \text{if } \pi_{is} &> \pi_{thresh} \\ & \quad s_{ik}(t) = 1 \\ \text{else} \\ & \quad s_{ik}(t) = -1; \end{aligned}$$

Step 3 判别比较: 给定任意充分小的 $\varepsilon (> 0)$, 若 $\max_{i \neq j} |I_{ij}(t) - I_{ij}(t-1)| < \varepsilon$ 成立, 则停止, 否则转 Step 2.

4.2 仿真结果分析

仿真时取 $N = 100$, $K = 10$, $\varepsilon = 0.5$, $\lambda = 0.5$. 10 个单位时间步长后, 图 4(a) 显示了 100 个个体对 $K = 10$ 个选择观点的初始化 (仿真中随机生成 $N \times K$ 维数字图像, 像素为 -1 或 +1, N 表示群体大小, K 表示观点数目), 图 4(b) 给出了对 10 个观点同时选择决策时状态两极化的模式. 其中一种模式是 $[-1, +1, +1, +1, +1, -1, -1, +1, +1, +1]$, 称为 a 模式, 将持有 a 模式的个体数目记为 f_a ; 另一类模式是 $[+1, -1, -1, -1, -1, +1, +1, -1, -1, -1]$, 称为 b 模式, 将持有 b 模式的个体数目记为 f_b , 图 4(b) 显示了

1. Granovetter^[50] 提出社会连带 (social tie) 与时间数量 (amount of time)、情感强度 (emotional intensity)、亲密互信 (mutual confiding), 礼尚往来 (reciprocal services) 相关. 这里的社会连带 (social tie) 并非人际间具体的直接联系或连接 (link or connection).

2. 社会认知对象的范围很广, 包括对他人表情的认知、对他人性格的认知、对人与人之间关系的认知. 对人际关系的认知包括两层意思: 一为对自己与他人关系的认知; 二为对他人与他人之间的认知. 在社会生活中, 个体往往根据他人经常表达的意见、表露的态度和情绪, 来推测人与人之间彼此之间的关系. 它使得对人际关系认知有一个明显特点, 就是认知者的情感成分参与其中, 这对人际关系的认知是否正确十分重要, 它直接影响到能否协调彼此之间的关系.

$f_a : f_b$ 约为 1:1. 此时模型中的参数设置分别为 $v_s = 1$ (意味着个体观点选择的社会压力完全来源于群体内部), $\lambda = 0.5$ (意味着个体 $t + 1$ 时刻的社会影响权重既有 t 时刻的累计权重, 也来自 t 时刻群体观点选择状态变化的平均值, 比率为 1:1).

由公式 (3) 可知, 初始的三种离散社会影响会随着时间步长变化而发生符号改变和连续化, 意味着个体间交互影响的过程中局部三元组结构和社会影响强度动态的改变, 是群体结构由不稳定趋向稳定的动态过程. 从仿真过程看, 极化过程中网络中任意两者间的社会影响将在满足局部三元组结构平衡的条件下趋向 +1 或 -1, 这一过程也将导致“0”这类中性社会影响逐渐消失. 推广到整个网络, 基本的三元组影响模块结构导致两个分化的子群体出现. 这种按同质吸引、异质排斥、强化收敛的过程是与结构平衡紧密联系的, 统计分析观点极化前后的社会影响矩阵中三元组影响结构模块分布表明群体观点极化是这两个过程共同作用的结果.

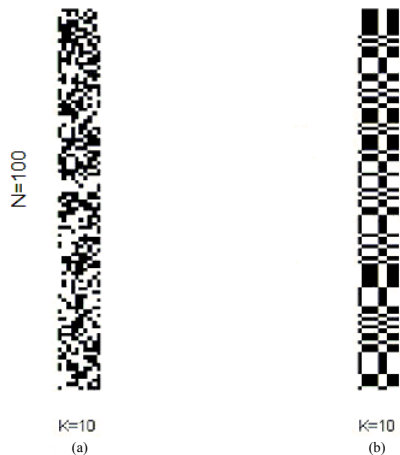


图 4 (a) 群体选择状态初始化; (b) 群体选择状态两极化 (1000 次平均结果)

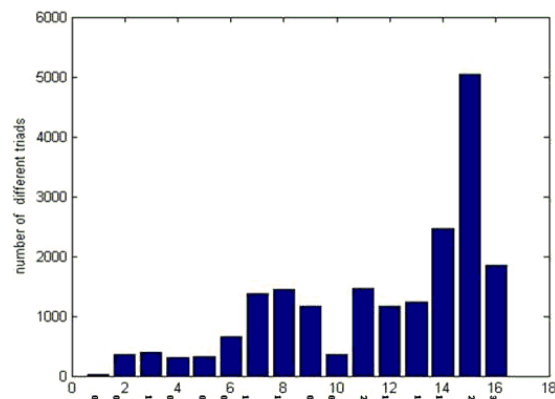


图 5 群体观点选择状态两极化前的结构关系分布, 其中编码 300 对应三元组结构中的结构平衡关系 (100 次平均结果)

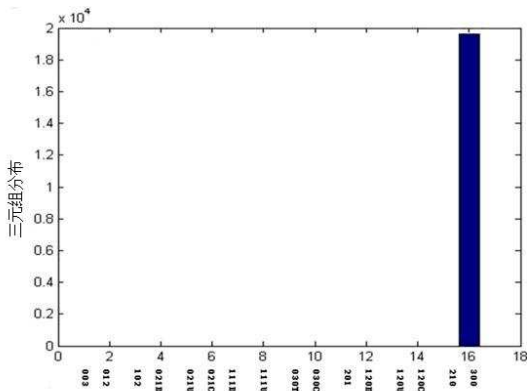


图 6 群体观点选择状态两极化后的结构关系分布, 其中编码 300 对应三元组结构中的结构平衡关系 (100 次平均结果)

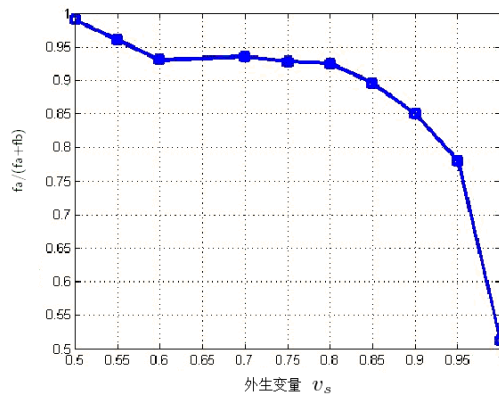


图 7 v_s 对群体观点极化的影响 (固定 $\varepsilon = 0.5, \lambda = 0.5$)

由网络初始影响矩阵和极化后的影响矩阵调用统计软件包 R 中 sna^[51] 统计 Hopfield 网络中所有三元组结构的数量, 图 5、6 给出了群体观点选择状态两极化前后的结构关系统计分布 (100 次平均结果). 图 5 表示群体初始时三元组结构的分布情况. 容易看到 16 种三元组结构关系都存在, 特别是编码 300 并不占主导, 出现最多的三元组关系模块是编码 210, 次之是编码 120C. 群体观点极化后的图 6 显示此时群体影响关系中占主导的三元组模块仅有编码 300, 并且任意三元组影响关系的符号之积为“+”, 满足经典的结构平衡定义 (见图 1). 这表明观点两极化后, 群体局部的三元组影响关系都达到了结构平衡状态, 也意味着在群体水平上达到了稳定状态. 两图对比表明观点两极化后群体涌现出稳定的三元组关系结构平衡模块, 按社会结构平衡理论, 即此时整个网络结构处于稳定的平衡状态. 这也证实了极化是社会影响和结构平衡这两个过程共同作用的结果.

图 7 给出了每个个体同时判定 10 个观点时群体决策状态极化模式与外生干涉变量之间的关系, 可以观察到, 在没有外生影响的条件下群体观点可以自组织分化为两极对立, 即两极化, 表明外生干涉是影响群体

极化的一个重要因素. 图 8、9 分别给出了社会影响进化参数 λ 和 Harsanyi 平滑最优反应参数 ε 对群体观点极化的影响, 可发现社会影响权重进化参数和平滑最优反应参数的大范围变动对两极化模式影响要弱于外因影响, 三个参数对两极化的影响强度关系是 v_s 最强, λ 次之, 而 ε 最弱.

特别地, 本文对不考虑“-”的社会影响情形做了仿真分析, 发现若不考虑“-”的社会影响群体观点将趋向于同质的共识(单极化)或多极化. 而一旦加入了“-”社会影响(即使不考虑“+”, “0”影响)在没有外生因素影响的条件下, 群体观点便会出现两极化. 这表明, 同质的稳定平衡不能达到, 除非除去负影响.

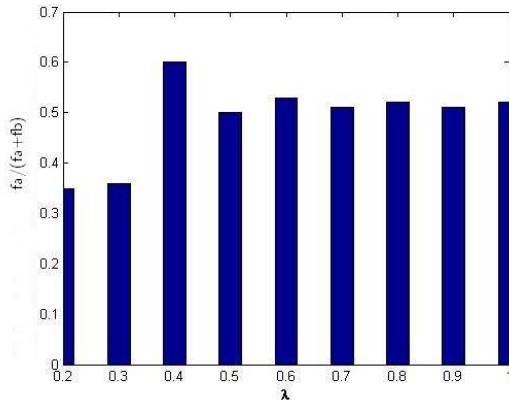


图 8 λ 对群体观点极化的影响 (固定 $v_s = 1, \varepsilon = 0.5$)

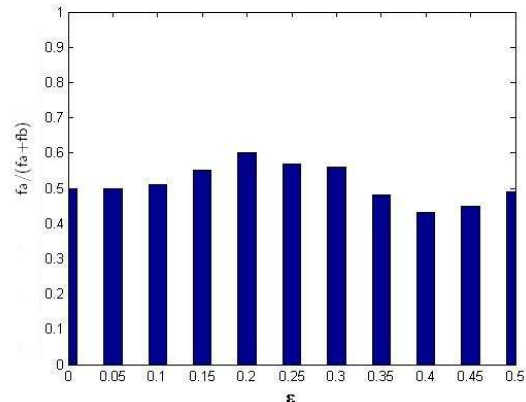


图 9 ε 对群体观点极化的影响 (固定 $v_s = 1, \lambda = 0.5$)

5 结论

依据 Homans 的子群形成理论、Latane, Friedkin 提出的社会影响理论和 Tajfel 的社会认同理论, 本文给出了群体观点决策一般过程描述. 不仅考虑了个体间同质吸引正影响, 还讨论了异质排斥的负影响. 文中认为社会影响具体包括三类即“-”, “+”, “0”. 基于 Hopfield 网络模型仿真研究了群体观点极化与结构平衡和非正社会影响的关系. 需要强调, 这里不是简单的将文 [29] 中连续的连接关系简化为三类离散情形, 而是依据社会认同理论赋予了“-”, “+”, “0”三类不同社会影响的含义, 这样所讨论的基于 Hopfield 网络模型的群体观点极化过程即是一个假定个体具有先验自我群体认知和归属的条件下, 子群体内外差异和互斥自组织的涌现, 是社会群体结构由不稳定趋向稳定的动态调整过程. 特别关注“-”社会影响对群体观点分化的影响, 明确引入“-”连接后扩展了大多数群体动态理论和经验研究中只考虑“+”连接关系. 其次, 引入了“0”一类中性社会影响关系, 结合“+”、“-”影响关系一起考虑, 揭示了网络全局稳定极化模式与局部结构平衡的关系, 更一般的从结构平衡理论角度出发讨论了社会系统稳定的宏观模式与微观结构之间的关系, 描述结构平衡如何从动态影响连接关系演化而成的、宏观的系统水平模式是如何来自微观水平个体间社会影响关系交互累积的.

进一步通过 Hopfield 网络模型仿真研究得到如下基本结论:

1) 负的社会影响是推动群体观点两极化的重要因素, 在没有外生的干涉条件下, 同质的稳定平衡和多极化不易出现;

2) 群体外的摄动变量是决定观点极化的另一个重要因素. 当考虑负社会影响时, 在没有外生干涉的条件下群体观点可以自组织分化为两极;

3) 观点极化是社会影响和结构平衡这两个过程共同作用的结果. 引入三类社会影响的网络模型计算结果表明全局网络是稳定的, 则三元组影响结构是局部平衡的, 进一步证实了经典结构平衡结论;

4) 大多数理论工作强调在紧密联系的群体中, 收敛到社会同质的全局稳定状态是不可避免的, 而引入负社会影响的 Hopfield 网络模型的计算却表明, 社会的这种同质性稳定很脆弱, 即群体共识很脆弱, 毕竟负影响是无处不在、不能消除的.

已有的探索观点动向过程和结果的数学物理模型, 大多局限于本学科研究角度, 观点动向的研究特别是从交叉科学角度出发还处于萌芽状态. 本文运用模型计算方法侧重于群体观点形成及其分化的微观社会机理分析, 得到一些初步结论. 但作为个体, 人的决策是复杂的、群体决策行为更是复杂的, 观点动向这一复杂的群体现象有待于进一步深入研究.

值得指出的是,在群体行为模式研究中 Hopfield 网络模型的建模理念不同于复杂网络学派,其中 agents 之间的连接是具体的社会联系 (social tie),本文具体为社会影响 (social influence),从微观影响自下而上 (bottom-up) 的聚集观察群体宏观极化模式变化。

此外,公式 (1) 计算个体间在群体决策中的社会压力仅考虑了来自二元组结构上的社会影响累积。从社会微观结构角度看,两两间连接关系仅仅代表了人际交互影响的二元组关系结构 (无影响关系,相互影响,单向影响)。三元组作为一种基本的人际交互关系结构一直被社会学家所关注,如 Wasserman 和 Faust 用基本的三元组结构定义了全局网络集聚系数 (global clustering coefficient), Watts 和 Strogatz 用三元组结构定义了网络局部集聚系数 (local clustering coefficient),但三元组结构在文 [29] 中并未考虑。鉴于此,文 [52] 对包含三元组影响结构的群体观点极化问题做了进一步研究。

参考文献

- [1] Galam S. Majority rule, hierarchical structures and democratic totalitarianism: A statistical approach[J]. *Journal of Mathematical Psychology*, 1986, 30: 426–434.
- [2] Deffuant G, Neau D, Amblard F, et al. Mixing beliefs among interacting agents[J]. *Advances in Complex Systems*, 2000, 3: 87–98.
- [3] Hill A L, Rand D G, Nowak M A, et al. Infectious disease modeling of social contagion in networks[J]. *PLoS Computational Biology*, 2010, 6.
- [4] French J R P Jr. A formal theory of social power[J]. *Psychological Review*, 1956, 63: 181–194.
- [5] Harary F. A criterion for unanimity in French's theory of social power studies in social power[C]// Cartwright D. MI: Institute for Social Research, Ann Arbor Mi, 1959.
- [6] DeGroot M H. Reaching a consensus[J]. *Journal of the American Statistical Association*, 1974, 69: 118–121.
- [7] Friedkin N E, Johnsen E C. Social influence and opinions[J]. *Journal of Mathematical Sociology*, 1990, 15: 193–205.
- [8] Burt R S. *Toward a Structural Theory of Action*[M]. Academic Press, New York, 1982.
- [9] Doreian P. Estimating linear models with spatially distributed data[C]// Leinhardt S. *Sociological Methodology*, Jossey-Bass, San Francisco, 1981.
- [10] Erbring L, Young A A. Individuals and social structure: Contextual effects as endogenous feedback[J]. *Sociological Methods and Research*, 1979, 7: 396–430.
- [11] Friedkin N E. Social Networks in Structural Equation Models[J]. *Social Psychology Quarterly*, 1990, 53: 316–328.
- [12] Marsden P V, Friedkin N E. Network studies of social influence[J]. *Sociological Methods and Research*, 1993, 22: 127–151.
- [13] Latane B. The psychology of social impact[J]. *American Psychologist*, 1981, 36: 343–356.
- [14] Hegselmann R, Krause U. Opinion dynamics and bounded confidence: Models, analysis and simulation[J]. *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 2002, 5(3): 1–33.
- [15] Simon H A. Bandwagon and underdog effects and the possibility of election predictions[J]. *Public Opinion Quarterly*, 1954, 18: 245–253.
- [16] McCarty N, Poole K T, Rosenthal H. *Polarized America: The Dance of Ideology and Unequal Riches*[M]. MIT Press, Cambridge, MA, 2006.
- [17] Schickler E. *Disjointed Pluralism: Institutional Innovation and the Development of the US Congress*[M]. Princeton University Press, Princeton, 2001.
- [18] Groseclose T, Levitt S D, Snyder J M J. Comparing interest group scores across time and chambers: Adjusted ADA scores for the US congress[J]. *American Political Science Review*, 1999, 93: 33–50.
- [19] Raafat R M, Chater N, Frith C. Herding in humans[J]. *Trends in Cognitive Sciences*, 2009, 13(10): 420–428.
- [20] Bikhchandani S, Hirshleifer D, Welch I. Learning from the behavior of others: Conformity, fads, and informational cascades[J]. *The Journal of Economic Perspectives*, 1998, 12: 151–170.
- [21] Young H P. The economics of convention[J]. *The Journal of Economic Perspectives*, 1996, 10(2): 105–122.
- [22] Binney J J, Dowrick N J, Fisher A J, et al. *The Theory of Critical Phenomena*[M]. Oxford University Press, England, 1992.
- [23] Cross M C, Hohenberg P C. Pattern formation outside of equilibrium[J]. *Rev Mod Phys*, 1993, 65: 851–1112.
- [24] Castellano C, Vilone D, Vespignani A. Incomplete ordering of the voter model on small-world networks[J]. *Euro Physics Letters*, 2003, 63(1): 153–158.
- [25] Xia H X, Wang H L, Xuan Z G. Opinion dynamics: A multidisciplinary review and perspective on future research[J]. *International Journal of Knowledge Systems Science*, 2011, 2(4): 72–91.
- [26] Liebrand W B G, Nowak A, Hegselmann R. *Computer Modeling of Social Processes*[M]. Sage Publications, London, 1998.

- [27] Nowak A, Vallacher R, Burnstein E. Computational social psychology: A neural network approach to interpersonal dynamics[C]// Liebrand W, Nowak A, Hegselman R. Computer Modeling and the Study of Dynamic Social Processes, New York: Sage, 1998: 97–125.
- [28] Kitts J A, Macy M W, Flache A. Structural learning: Attraction and conformity in task-oriented groups[J]. *Comp Math Org Theory*, 1999, 5: 129–145.
- [29] Macy M W, Kitts J A, Flache A. Polarization in dynamic networks: A Hopfield model of emergent structure[C]// Breiger R, Carley K, Pattison P. Dynamic Social Network Modeling and Analysis: Workshop Summary and Papers, Washington DC, The National Academies Press, 2003: 162–173.
- [30] Nowak A, Vallacher R. “Computational Social Psychology: Cellular Automata and Neural Network Models of Interpersonal Dynamics”[C]// Read S, Miller L. Connectionist Models of Social Reasoning and Social Behavior, Mahwah, NJ: Lawrence Erlbaum, 1997.
- [31] Heider F. Attitudes and Cognitive Organization [J]. *The Journal of Psychology*, 1946, 21: 107–112.
- [32] Cartwright D, Harary F. Structural balance: A generalization of Heider’s theory[J]. *Psychological Review*, 1956, 63: 277–293.
- [33] Homans G C. *The Human Group*[M]. New York, Free Press, 1956: 51–100.
- [34] Davis J A, Leinhardt S. The structure of positive interpersonal relations in small groups[J]. *Sociological Theories in Progress*, 1972, 2: 218–251.
- [35] Tajfel H. *Social Identity and Intergroup Relations*[M]. Cambridge University Press, England, 1982.
- [36] Burke M, Kraut R. Mopping up: Modeling wikipedia promotion decisions[C]// Proc CSCW: Conference on Computer-Supported Cooperative Work, 2008: 27–36.
- [37] Guha R V, Kumar R, Raghavan P, et al. Propagation of trust and distrust[C]// Proc 13th WWW, 2004: 403–412.
- [38] Massa P, Avesani P. Controversial users demand local trust metrics: An experimental study on epinions.com community[C]// AAAI’ 05, AAAI Press, 2005: 121–126.
- [39] Brzozowski M J, Hogg T, Szabo G. Friends and foes: Ideological social networking[C]// Proc 26th CHI, 2008.
- [40] Kunegis J, Lommatzsch A, Bauchhage C. The slashdot zoo: Mining a social network with negative edges[C]// Proc 18th WWW, 2009: 741–750.
- [41] Leskovec J, Huttenlocher D, Kleinberg J. Predicting positive and negative links in online social networks[C]// Proc 19th International World Wide Web Conference, 2010.
- [42] Ingham A G, Levinger G, Graves J, et al. The ringelmann effect: Studies of group size and group performance[J]. *Journal of Experimental Social Psychology*, 1974, 10: 371–384.
- [43] Friedkin N A. *Structural Theory of Social Influence*[M]. Cambridge University Press, Cambridge, UK, 1998.
- [44] Hoffman I R, Maier N R F. An experimental reexamination of the similarity-attraction hypothesis[J]. *Journal of Pers Soc Psy*, 1966, 3: 145–152.
- [45] Latane B. Pressures to Uniformity and the Evolution of Cultural Norms in Computational Modeling of Behavior in Organizations[C]// Ilgen D R, Hulin C L. *The Third Scientific Discipline*, 2000: 189–215.
- [46] Burt R S. *Structural Holes: The Social Structure of Competition*[M]. Cambridge, MA: Harvard University Press, 1992.
- [47] Axelrod R. The dissemination of culture: A model with local convergence and global polarization[J]. *Journal of Conflict Resolution*, 1997, 41: 223–226.
- [48] Mark N. Beyond individual differences: Social differentiation from first principles[J]. *American Sociological Review*, 1998, 63(3): 309–330.
- [49] Carley K. A theory of group stability[J]. *American Sociological Review*, 1991, 56: 331–354.
- [50] Granovetter M S. The strength of weak ties[J]. *American Journal of Sociology*, 1973, 78: 1360–1380.
- [51] Butts C T. Social network analysis with sna[J]. *Journal of Statistical Software*, 2008, 24(6).
- [52] Li Z P, Tang X J. Group Polarization: Connecting, Influence and Balance, a Simulation Study Based on Hopfield Modeling [C]// Anthony P, Ishizuka M, Lukose D. PRICAI 2012: Trends in Artificial Intelligence, LNAI 7458, Springer-Verlag, 2012: 710–721.