



中国科技期刊卓越行动计划项目入选期刊

控制与决策

CONTROL AND DECISION



深度还是广度?知识分布与群体结构对群组绩效的影响

唐明, 廖虎昌

引用本文:

唐明, 廖虎昌. 深度还是广度?知识分布与群体结构对群组绩效的影响[J]. *控制与决策*, 2024, 39(5): 1645–1653.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2022.1726>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

大规模固定翼无人机集群编队控制方法

Formation control of large-scale fixed-wing unmanned aerial vehicle swarms

控制与决策. 2021, 36(9): 2063–2073 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0076>

考虑社会网络邻接关系的群体判断矩阵决策方法

Group preference relations decision making approach based on social network adjacency relations

控制与决策. 2021, 36(4): 983–992 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0817>

考虑社会网络邻接关系的群体判断矩阵决策方法

Group preference relations decision making approach based on social network adjacency relations

控制与决策. 2021, 36(4): 983–992 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0817>

专家交互情境下不完备群组DEMATEL决策方法

Incomplete group DEMATEL decision-making method under expert interaction context

控制与决策. 2020, 35(12): 3066–3072 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0353>

社会网络视角下允许弃权的群决策权力分布

Power analysis of voting games with abstention based on social networks

控制与决策. 2020, 35(11): 2599–2608 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0346>

深度还是广度？知识分布与群体结构对群组绩效的影响

唐明¹, 廖虎昌^{2†}

(1. 大连理工大学 经济管理学院, 辽宁 大连 116024; 2. 浙江工商大学 统计与数学学院, 杭州 310018)

摘要: 研究在解决复杂系统决策问题时, 群组的知识分布与群体结构两种关键特征对群体智能涌现的效果, 即群组绩效的影响. 提出基于群组合作网络的结构特征测度和基于决策要素的知识分布测度, 群组结构主要包括链接强度以及网络的层次化或扁平化程度; 知识分布根据知识的深度或广度衡量群组成员的构成类型: 专才型群组、通才型群组以及混合型群组. 采用基于适应度景观理论的连续时间马尔科夫链模拟群组解决复杂决策问题的能力. 群组成员在自我利益(即对个体适应度提升的追求)和社会影响(即寻求与周围个体意见一致以达成共识)两种驱动因素下改变观点. 研究表明: 不平衡的知识分布会削弱群组绩效; 群体结构会调节知识分布的影响作用; 通才型群组在解决更加复杂问题时的表现明显优于专才型群组以及混合型群组; 群组不应过分追求意见的一致性.

关键词: 群组绩效; 知识分布; 群体结构; 合作网络; 共识; 深度与广度

中图分类号: O241.8

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2022.1726

引用格式: 唐明, 廖虎昌. 深度还是广度? 知识分布与群体结构对群组绩效的影响[J]. 控制与决策, 2024, 39(5): 1645-1653.

Depth or breadth? Influence of knowledge distribution and group structure on group performance

TANG Ming¹, LIAO Hu-chang^{2†}

(1. School of Economics and Management, Dalian University of Technology, Dalian 116024, China; 2. College of Statistics and Mathematics, Zhejiang Gongshang University, Hangzhou 310018, China)

Abstract: This study researches the influence of two critical group characteristics, i.e., knowledge distribution and group structure, on the effect of collective intelligence emergence (group performance). We introduce a group structural measure based on a group collaboration network and a knowledge distribution index based on decision variables. Group structure mainly includes link intensity and the degree to which the network is hierarchical or flat. The knowledge distribution status classifies groups into three types: generalist groups, mixed groups and specialist groups. We adopt a continuous-time Markov chain based on NK fitness landscape theory to model the ability of groups to solve complex system decision-making problems. Group members revise their opinions driven by two factors: individual interest (i.e., the pursuit of perceived payoff improvement) and social influence (i.e., the pursuit of consensus seeking). The results show that: 1) Unbalanced knowledge distribution will undermine group performance. 2) However, group structure will regulate the influence of knowledge distribution. 3) Generalist groups have a better performance than mixed groups and specialist groups when addressing complex problems. 4) It is not suitable for groups to seek a very high consensus level.

Keywords: group performance; knowledge distribution; group structure; collaboration network; consensus; depth and breadth

0 引言

国务院颁发的《新一代人工智能发展规划》中, 提出了群体智能理论的研究方向, 包括群体智能结构理论与组织方法、群体智能激励机制与涌现机理、群

体智能学习理论与方法等. 在现今世界, 越来越多的决策问题需要通过群组解决^[1]. 群组在解决决策问题时的高水平表现对于社会的发展至关重要. 群体智能 (collective intelligence) 指群体面对广泛的任务类

收稿日期: 2022-10-02; 录用日期: 2023-02-18.

责任编辑: 樊治平.

†通讯作者. E-mail: liaohuchang@163.com.

*本文附带电子附录文件, 可登录本刊官网该文“资源附件”区自行下载浏览.

型时,通过群体成员的交互与协作而涌现出的高于个体的整体层面的解决问题的能力与智慧^[2].随着互联网与人工智能技术的迅猛发展,群体智能在众多领域都得到了广泛应用,如社会心理学、经济学、知识管理、产品设计等^[3].

利用群体智能指标测度群组在解决复杂决策任务时的表现是一项重要的研究话题^[2,4].从这一角度而言,理解群体智能如何从人类群组中涌现,以及群体的何种特征会激发优异的群组表现至关重要.文献^[4]认为,群体智能的涌现源自两种过程:自下而上与自上而下.自下而上主要指能够促进和提升群组表现的个体层面的特征,如成员认知与知识结构的多样性.群体成员通常拥有不同的知识和专业技能,现有研究表明,先验知识分布会对群组表现产生影响^[5-6].文献^[5]在一系列实验的基础上,提出了信息取样模型,该模型将群体讨论看作一个信息取样过程.研究发现,组内成员的公有信息比私有信息更有可能被共享、交流,如果组内的信息更多的是个人所持有的私有信息,则群组会因信息共享的限制而无法获取充分有效的信息来做出高质量决策.文献^[6]引入了一种理论模型,该模型研究了群体决策过程中知识分布和处理的不对称性如何相互作用并影响群组绩效,扩展了对群体未能有效利用分布式知识的解释.文献^[7]通过实证研究发现,由“通才”组成的群体比由“专才”组成的群体拥有更高的智慧,因为专才型群组内的信息为私有信息,而通才型群组内成员有着广泛分布的相似信息.

自上而下的过程主要指群体层面的特征,包括影响成员间协作的方式和调节集体行为的群体结构、规范及惯例.现有群决策文献表明,群组绩效与群组使用信息、知识的过程和结构有关.文献^[8]认为,群组在解决复杂系统决策问题时,随机均匀分布的网络结构比无标度网络结构在群组恢复力特性上表现更优.文献^[9]等通过网络众包实验,探讨如何动态优化社会网络结构让群体产生智能,并让群体中每个人的智能都能够提升.文献^[10]验证了在社交网络环境下,群体智能的效果随网络结构而变化.

随着信息技术与社交媒体平台的迅速发展,群体往往会在自上而下角度展现出不同的结构特征,在自下而上角度拥有多样的内部成员特征.群体智能相关的现有文献大多从实验和实证的角度分析群体智能形成过程中的影响因素,较少文献从系统仿真的角度,通过定义群体结构与知识分布指标并调节相关参数的方式探索群体智能的形成.此外,对群体智能影

响因素的研究主要单独从某一层面的特征进行研究,如知识分布的个体层面特征或网络结构的群体层面特征,缺乏同时从两种层面对群体智能效应的联合影响研究.两种层面的联合影响研究有助于理清群体智能涌现的关键性因素.在这一背景下,需要考虑的管理决策任务包括构建数学模型来一般化地研究不同结构特征的影响,群体结构与内部成员分布特征的测度指标,以及群组成员在社会网络中因社会影响而修改意见的方式.所有这些任务共同指向一个关键问题:在何种群体特征下可以得到优异的群组表现以及高质量的决策结果.

群组绩效可用不同的方法测度,如群组观点值与真实值的差异^[11]或群组可达到的共识程度^[12].本研究从统计物理学角度探讨群组知识分布与群体结构对群体智能涌现效果的影响.将群组寻找最优决策配置的能力定义为群组绩效.群组成员在个体感知收益与共识达成两种因素的驱动下做出决策.本研究假设群组需要解决拥有多个决策要素的组合决策问题,其中不同决策要素间允许存在关联^[13].用关联性的范围,即与某个决策要素拥有关联性的其他决策要素的个数来定义决策复杂性.研究设定群组成员可在不同决策要素上具备不同的知识水平.做出此设定的原因是解决一个复杂系统决策问题需要具备众多领域的知识,而某个成员通常会在某些领域较为擅长而在其他领域不擅长或者都有所涉猎但并不精通.若一位成员知识结构宽泛,对于各个领域都有所了解但并不深入,则此成员为“通才”;若一位成员知识结构窄,对于某一领域精通但对于其他领域了解较浅或无了解,则为“专才”.基于个体在不同决策要素的知识水平分布状态,提出群组知识分布测度指标.以此指标为依据将群组划分为3种类型:通才型群组、混合型群组和专才型群组.此外,在社会网络中,群组成员在进行决策时会因社会关系的存在而受到其他人的影响,并因追求意见的一致性而修改意见.本研究基于群组成员的合作历史构建无向合作网络,并以此分析群体结构特征.群体结构考虑了链接强度和网络的层次化或扁平化程度.若链接强度大,扁平化程度高,则为分权型群组;若链接强度小,层次化程度高,则为集权型群组.

本文探讨知识分布与群组结构如何共同影响3类群组在解决复杂决策问题时的表现.采用适应度景观理论(NK fitness landscape)模拟群组成员在不同领域的认知水平,并通过调整 N 和 K 的取值来实现对决策问题复杂性的控制.采用连续时间马尔可夫

链模拟群组成员意见修改的过程. 研究表明: 不均衡的知识分布会对群组绩效产生不利影响. 然而, 这一不利影响在集权型群组中更加明显. 通才型群组在解决复杂问题时, 即问题中决策变量的关联范围更大时, 比专才型群组和混合型群组有更优的表现. 此外, 追求过高的共识度会削弱群组绩效.

1 基于知识分布的群决策模型

1.1 NK适应度景观理论

设一个拥有 M 位成员的群组需解决一个复杂系统决策问题. 决策情景参考文献[13]提出的决策模型. 此模型设定群组解决一个拥有 N 个决策要素 $\mathbf{d} = (d_1, d_2, \dots, d_N)$ 的组合决策问题, 所有决策要素的取值构成一种决策配置 \mathbf{d} , 每种决策配置对应一个适应度值 $F(\mathbf{d})$. 群组决策的目标是寻找拥有最大适应度的最优决策配置.

适应度函数根据NK适应度景观理论构建^[14]. NK适应度景观理论最初用来研究生物演化, 由于此理论能很好地描述复杂系统内部要素相互作用的影响, 被广泛地应用到管理领域^[15-16]. 在NK模型中, N 表示决策要素的数量, K 表示与某一要素相互关联的决策要素的数量. 换句话说, 某一决策要素 d_j 对总体适应度的贡献不仅取决于 d_j 自身, 还取决于与 d_j 关联的其他 K 个要素. 因此, K 可用来表述决策问题的复杂性. 若 $K = 0$, 则决策问题中决策要素无关联, 决策复杂性最低; 若 $K = N - 1$, 则决策问题中每个决策要素都跟其余 $N - 1$ 个决策要素关联, 决策复杂性最高.

设决策要素 d_j 有 δ_j 个等位基因, 代表 d_j 可能的取值. 本文设定每个决策要素有两个取值, -1 和 1 . 因此, 总共有 2^N 种可能的决策配置. 在决策配置 \mathbf{d} 中, 每个决策变量被赋予贡献值 $C(\mathbf{d}_j^K)$, 其中 $\mathbf{d}_j^K = (d_j, d_j^1, \dots, d_j^K)$. 决策配置 \mathbf{d} 的总体适应度为 N 个随机贡献值的平均值, 即

$$F(\mathbf{d}) = \frac{\sum_{j=1}^N C(\mathbf{d}_j^K)}{N}. \quad (1)$$

由于 \mathbf{d}_j^K 的长度为 $K + 1$, $C(\mathbf{d}_j^K)$ 可能的取值有 2^{K+1} 个. $C(\mathbf{d}_j^K)$ 的取值由 $0-1$ 均匀分布产生.

1.2 群体知识分布测度

在上述提到的群决策问题中, 群组成员 k 使用状态向量 $\boldsymbol{\eta}_k = (\eta_k^1, \eta_k^2, \dots, \eta_k^N)$ 提供关于组合决策要素的观点, 其中 $k = 1, 2, \dots, M, \eta_k^j = \pm 1$. 群组成员在两种驱动因素下改变自身观点: 1) 个体感知收益

$F_k(\boldsymbol{\eta}_k)$, 即个体适应度的提升; 2) 社会影响, 即寻求与周围个体意见一致以达成共识. 前者由个体知识水平决定. 个体知识水平这一指标描述了群组成员对某一领域信息的掌握程度. 本文用群体成员是否知晓某一决策变量对总体适应度的贡献为依据定义个体知识水平.

群体知识分布用 $M \times N$ 的知识矩阵 $\mathbf{KM} = (\mathbf{KM}_{kj})_{M \times N}$ 表示, 其中 \mathbf{KM}_{kj} 表示成员 k 在决策变量 d_j 上的知识水平. $\mathbf{KM}_{kj} = 1$ 表示成员 k 完全知晓决策变量 d_j 在总体适应度 $F(\mathbf{d})$ 中的贡献; $\mathbf{KM}_{kj} = 0$ 表示成员 k 完全不知晓决策变量 d_j 在总体适应度 $F(\mathbf{d})$ 中的贡献. \mathbf{KM}_{kj} 在 0 与 1 之间取值可解释为成员 k 知晓决策变量 d_j 在总体适应度 $F(\mathbf{d})$ 中的贡献的概率.

此外, 由个体知识在不同决策要素间的分布可确定个体是通才或专才. 通才对广泛的领域有所了解, 但了解并不深入. 专才对某一领域了解深入但对其他领域了解甚少. 本文用决策要素表示知识领域, 用个体在不同决策要素间知识水平的标准差确定成员类型. 标准差越小, 表明成员在不同决策要素间的知识水平差异越小, 则此成员越接近通才; 标准差越大, 表明成员在不同决策变量间的知识水平差异越大, 则此成员越接近专才. 根据群组内成员的类型, 可将群组划分为通才型群组, 专才型群组, 以及混合型群组. 通才型群组内部大多数成员为通才, 专才型群组内部大多数成员为专才. 若组内大多数成员无法清晰界定为通才或专才, 或者通才和专才各占接近一半, 则为混合型群组.

为测度组内知识分布状态, 首先提出个体知识水平指标 (ILK), 即个体在所有决策要素上的知识水平的平均值

$$\text{ILK}_k = \frac{\sum_{j=1}^N \mathbf{KM}_{kj}}{N}. \quad (2)$$

个体知识水平的标准差为

$$\text{SD}_k = \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^N (\mathbf{KM}_{kj} - \text{ILK}_k)^2}{N}}. \quad (3)$$

对应一定的知识总量, 个体知识水平的标准差存在最大值和最小值. 将最大值和最小值的差距平均分为3段. 若一名成员的标准差水平在前三分之一, 则此成员为专才; 若一名成员的标准差水平在后三分之一, 则此成员为通才; 若一名成员的标准差水平在中间三分之一, 则此成员无法被明确划分为专才或

通才.

群组知识分布指标为

$$KDI = \sum_{k=1}^M SD_k, \quad (4)$$

易得 $KDI \geq 0$. 本节采用投票规则^[17]中常用的三分之二比例原则确定群组类型. 若一个群组中至少有三分之二的成员是通才, 则该群组为通才型群组; 若一个群组中至少有三分之二的成员是专才, 则该群组为专才型群组; 否则, 该组为混合型群组.

2 群体结构

在人类群组中, 工作关系起着关键性作用. 文献[7]使用调查问卷获取群组成员在过往决策任务中的合作情况, 并以此为依据衡量社会关系的强弱. 受此启发, 本文定义合作关系网络 $G = (M, E)$. 其中: M 为群组成员集合, E 为链接集合. 在合作网络中, 若两名成员共同参与过决策任务, 则两名成员有合作关系, 即存在链接. 连接两名成员 k 和 l 的链接 e_{kl} 拥有链接强度 $s(e_{kl})$. $s(e_{kl})$ 定义为 $s(e_{kl}) = |T_k \cap T_l| / |T_k \cup T_l|$. 其中: T_k 和 T_l 分别为 k 和 l 过往参与过的决策任务集合, $|T_k \cap T_l|$ 为 k 和 l 共同参与过的决策任务的数量, $|T_k \cup T_l|$ 为 k 和 l 参与过的所有决策任务. 根据社会网络信任传播方法^[18], 若两名群组成员间无直接链接 ($T_k \cap T_l = \emptyset$), 则用两者之间的最短路径计算链接强度; 若无路径连接两名群组成员, 则两者之间链接强度为 0; 若有多条最短路径连接 k 和 l , 则用其中的最大链接强度作为 k 和 l 的链接强度值. 不难发现, 链接强度的取值范围为 $[0, 1]$.

接下来, 用一例子解释合作网络及链接强度. 图 1 展示了一个拥有 5 名成员的合作网络. 其中: 圆圈表示成员节点, 靠近节点的蓝色数字表示成员参与过的决策任务的数量, 链接上的红色数字表示两名成员合作完成过的决策任务数量. 表 1 展示了此合作网络的链接强度矩阵.

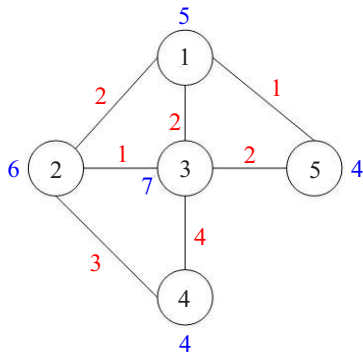


图 1 合作网络

由于 $T_1 \cap T_2 \neq \emptyset, T_1 \cap T_4 = \emptyset$, 用 e_{12} 和 e_{14} 为

例说明链接强度如何计算, 有

表 1 链接强度矩阵

M	1	2	3	4	5
1	—	0.222	0.200	0.085	0.125
2	0.222	—	0.083	0.429	0.017
3	0.200	0.083	—	0.571	0.222
4	0.085	0.429	0.571	—	0.095
5	0.125	0.017	0.222	0.095	—

$$s(e_{12}) = |T_1 \cap T_2| / |T_1 \cup T_2| = \frac{2}{5 + 6 - 2} = 0.222,$$

$$s(e_{14}) = \frac{0.2 \times 0.571}{1 + (1 - 0.2) \times (1 - 0.571)} = 0.085.$$

群组平均链接强度定义为

$$I = \frac{\sum_{e_{kl} \in G} s(e_{kl})}{\sum_{k=1}^{M-1} k}, \quad k \neq l. \quad (5)$$

群组结构的第 2 个维度为层次性(或扁平性)程度. 群体层次性根据组内成员中心度的差异计算. 首先, 成员 k 的中心度为此成员的平均链接强度, 即

$$C_k = \frac{\sum_{l=1, \dots, M; l \neq k} s(e_{kl})}{(M - 1)}. \quad (6)$$

根据文献[19], 本研究采用指数 H 计算群组层次性, 即

$$H = \frac{\sum_{k=1}^M [C^* - C_k]}{M}, \quad (7)$$

其中 C^* 为组内成员的最大中心度. $H \in [0, 1]$, H 测度了组内成员社会影响的差异性. $H = 0$ 表明所有成员都拥有相同的链接强度, 即没有成员处在优势地位, 网络是扁平的; H 越大则表明有成员在群组中处于优势地位, 则网络是层次的.

为统一群组结构测度, 提出群组分权指数

$$D = I \cdot (1 - H), \quad (8)$$

$D \in [0, 1]$. 若 D 接近 1, 则表明群组内的链接强度高且扁平化程度高, 即群组是分权的; 若 D 接近 0, 则表明群组内的链接强度低且层次化程度高, 则群组是集权的.

3 意见修改与群组绩效

群组成员在两种因素的驱动下修改意见. 决策配置会因意见的修改发生变化, 继而使得适应度值发生变化. 本节首先提出群决策意见修改模型. 接下来, 基于适应度值的变化提出群组绩效指标.

根据群组知识分布矩阵 $KM = (KM_{kj})_{M \times N}$ 可

计算个体感知收益

$$F_k(\eta_k) = \frac{\sum_{j=1}^N \text{KM}_{kj} C(d_j^K)}{\sum_{j=1}^N \text{KM}_{kj}} \quad (9)$$

若 $\text{ILK}_k = 0$, 则 k 的个体感知收益为 0, 对意见修改的驱动作用消失. 在此情形下, k 仅会在共识达成的驱动因素下进行意见修改. 在社会网络中由于社会影响的存在, 个体会根据与其有社会关系的人的意见对自身意见进行修改^[20], 使其意见与周围人意见趋同. 对于决策要素 d_j , 若 $\eta_k^j = \eta_l^j$, 则成员 k 和 l 关于此决策变量的意见一致. 因此, 可根据文献^[21]提出的 Ising-like 方法, 定义成员 k 的意见冲突程度, 即

$$C_k = 1 - \frac{\sum_j \sum_l s(e_{kl}) \eta_k^j \eta_l^j}{\#e_{kl}}, T_k \cap T_l \neq \emptyset. \quad (10)$$

其中 $\#e_{kl}$ 为与成员 k 有链接的其他成员的数量. 由于不同决策要素间存在关联性, 调整决策要素 d_j 的值, 会导致其他 K 个与 d_j 有关联的决策要素的值发生变化, 继而导致总体适应度发生变化. 本文采用连续时间马尔可夫链模拟决策要素值的转变. 群组的状态向量为 $\mathbf{s} = (s_1, s_2, \dots, s_N, \dots, s_{M \times N}) = (\eta_1^1, \eta_1^2, \dots, \eta_1^N, \eta_2^1, \dots, \eta_2^N, \dots, \eta_M^1, \dots, \eta_M^N)$. 设定 $P(\mathbf{s}, t)$ 为群组在 t 时刻处在状态 \mathbf{s} 的可能性(总共 $2^{M \times N}$ 个可能的状态). 可能性 $P(\mathbf{s}, t)$ 的时间演化状态由以下公式决定:

$$\frac{dP(\mathbf{s}, t)}{dt} = - \sum_l w(\mathbf{s}_l \rightarrow \mathbf{s}'_l) P(\mathbf{s}_l, t) + \sum_l w(\mathbf{s}'_l \rightarrow \mathbf{s}_l) P(\mathbf{s}'_l, t). \quad (11)$$

其中: $\mathbf{s}_l = (s_1, s_2, \dots, s_l, \dots, s_{M \times N})$, $\mathbf{s}'_l = (s_1, s_2, \dots, -s_l, \dots, s_{M \times N})$, $w(\mathbf{s}_l \rightarrow \mathbf{s}'_l)$. 在式(11)中, 转化概率 $w(\mathbf{s}_l \rightarrow \mathbf{s}'_l)$ 代表了单位时间内, s_l 转化为 $-s_l$ 而其他元素保持不变的概率. 根据文献^[17], $w(\mathbf{s}_l \rightarrow \mathbf{s}'_l)$ 由如下公式计算:

$$w(\mathbf{s}_l \rightarrow \mathbf{s}'_l) = \frac{1}{2} \left[1 - s_l \tanh \left(\beta \sum_h s(e_{lh}) s_h \right) \right] \exp \{ \beta' [\Delta F(s'_l, s_l)] \}. \quad (12)$$

其中: $\frac{1}{2} \left[1 - s_l \tanh \left(\beta \sum_h s(e_{lh}) s_h \right) \right]$ 表示成员因社会影响而修改意见; $\exp \{ \beta' [\Delta F(s'_l, s_l)] \}$ 表示成员因自我利益的驱动, 即因适应度值的改变而修改意见; β 是控制群组成员在修改意见的过程中受社会影响程度的参数; β' 是控制对自身感知收益不确定性程

度的参数; $\Delta F(s'_l, s_l)$ 为观点从 s_l 转换到 s'_l 适应度的改变量.

式(12)中 $\frac{1}{2} \left[1 - s_l \tanh \left(\beta \sum_h s(e_{lh}) s_h \right) \right]$ 模拟降低冲突程度的共识达成过程, $\exp \{ \beta' [\Delta F(s'_l, s_l)] \}$ 模拟个体感知收益的改变.

群组绩效定义为群组寻找最优决策组合配置的能力. 群体智能的涌现即群组绩效的提升. 为测度群体绩效, 首先需基于个体意见得到群组意见. 对于决策要素 d_j , 设个体观点为 $(\eta_1^j, \eta_2^j, \dots, \eta_M^j)$. 若群组内成员取 η^j 值为 1 的比例为 ρ , 则群组意见为

$$d_j = \text{sign}(2\rho - 1); \quad (13)$$

若 $\rho = 0.5$, 则 d_j 从 1 和 -1 中随机选择.

定义 1^[17] 群组绩效为当前适应度值 F 与最大适应度值 F_{\max} 的比, 即 F/F_{\max} . $F/F_{\max} = 1$ 表明群组有能力寻找最优决策配置.

群组共识度 DC 由如下公式计算:

$$\text{DC} = \frac{1}{NM^2} \sum_{j=1}^N \sum_{k=1}^M \sum_{l=1}^M \eta_k^j \eta_l^j. \quad (14)$$

易知 $\text{DC} \in [0, 1]$. DC 值越大, 群组共识度越高. $\text{DC} = 1$ 表明群组内所有成员观点一致.

4 实验结果与分析

本节使用仿真分析探讨群体智能涌现与知识分布和群体结构的关系. 设定群组的规模为 $M = 8$, 需解决决策元素数量 $N = 10$ 的组合决策问题. 为反映不同决策复杂性对群组绩效的影响, 取 $K = 1, 5, 9$. 其他参数设定为 $\beta = 1, \beta' = 3$. 本节末尾将对两个参数的取值进行灵敏度分析. 马尔可夫过程由 Gillespie^[22] 提出的随机模拟算法执行. 对于任意给定的参数组合, 每次随机过程通过生成 100 个不同的实现 (Realizations) 进行模拟. 对于单个实现, 知识分布矩阵固定, 系统的初始状态由均匀概率分布得出. 当系统状态稳定时, 即当连续时间步长内群组适应值和共识度变化足够小时, 仿真过程终止.

考虑 3 种典型网络结构: 星型结构、网状结构以及全连通结构, 如图 2 所示. 为简化分析, 在每个网络中, 设定每位群组成员完成过 8 个决策任务, 仅全连通网络可实现链接强度的自由变化. 例如, 在星型网络中, 成员合作任务数目无法为 2, 若为 2, 则某些非中心成员间必有合作. 在此情况下, 星型结构则无法维持. 因此, 9 个网络中包含 6 个全连通结构.

每个网络考虑 3 种群组类型, 即通才型群组、混合型群组以及专才型群组, 且每种类型需解决 3 种决策复杂度 ($K = 1, 5, 9$) 下的问题. 通才型、混合型 and 专才型群组均有 3 种 KDI 值. 群组内每位成员知识水

平相同,即 $KDI_k = 3(k = 1, 2, \dots, M)$. 因此,成员 SD_k 的最大值为 0.4583, 最小值为 0. 根据通才与专才的确定标准,当 $0.3055 \leq SD_k \leq 0.4583$ 时,成员 k 为专才;当 $0 \leq SD_k \leq 0.1528$ 时,成员 k 为通才. 因此,总共有 243 种情形.

仿真结果如表 2 所示. 首先,探讨决策问题复杂性对群组绩效的影响. 表 2 展示了每种网络下 3 种不同复杂性情形下的群组绩效. 表 2 表明随着复杂性的增加,群组绩效会降低. 同时,低复杂度 ($K = 1$) 和中等复杂度 ($K = 5$) 间的绩效差异要小于中等复杂度 ($K = 5$) 和高复杂度 ($K = 9$) 之间的绩效差异.

由表 2 可知,随着群组分权指数 (D) 的增大,群组绩效首先升高 ($D < 0.6$) 随后降低 ($D > 0.6$). 当群组分权指数低时,社会网络链接强度小且组内链接数量少. 因此,群组内成员无法高效沟通. 在此情境下,成员的决策更多的是独立给出,意见冲突程度大. 因此,群组绩效低. 同时,群组也无法达到较高的共识度. 然而,若链接强度过高,则由式 (11) 中的状态转移概率

公式可知,群组将会花费大量的精力寻求彼此意见的一致. 在此情境下,共识达成过程阻碍了群组对最优决策的探索. 因此,群组绩效降低. 为了验证这一发现,模拟了全连通结构下随着链接强度变化的群组绩效及群组共识变化,如图 3 和图 4 所示. 这一现象启示我们,群决策需设置合适的群组共识目标. 共识阈值过高会限制群组对寻找最优决策的能力. 结合图 3 和图 4,发现群组绩效在共识趋于稳定的区间内达到最优. 因此,在复杂系统内,当系统状态发生质变时,往往系统的智慧程度较高.

表 2 的最后一行为每种知识分布状态下的群组绩效均值. 随着 KDI 值的增大,群组绩效逐步减低. 因此,通才型群组比混合型群组和专才型群组有着更优表现. 群组需要解决的问题为复杂系统决策问题,不同决策元素间存在关联性. 因此,需要综合性地利用不同领域的知识才能高效解决此类问题. 然而,专才型或混合型群组内成员知识结构较为单一,无法充分利用自身知识的深度优势.

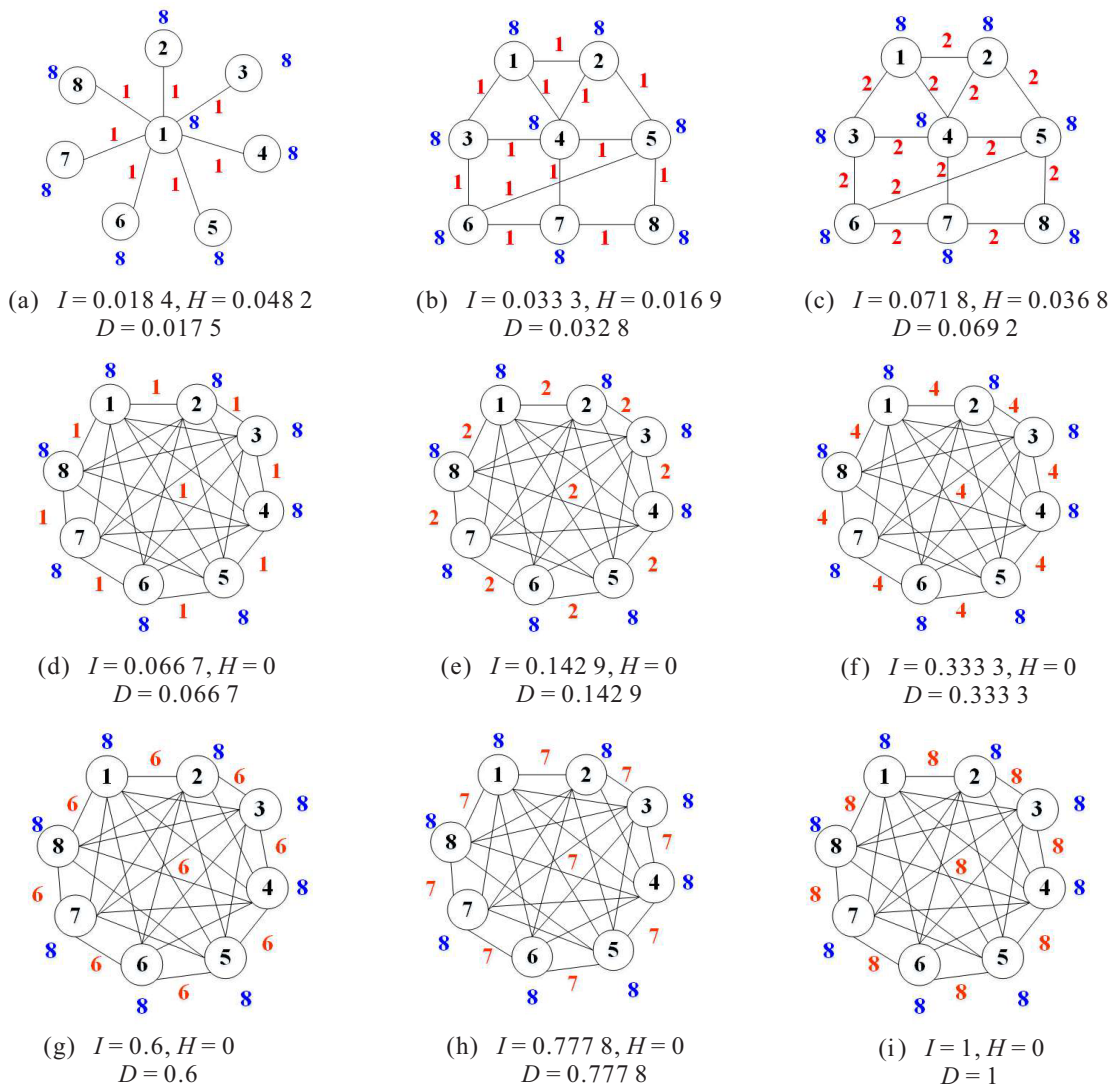


图 2 9 个合作网络

表2 仿真结果

分权指数	KDI	通才型群组			混合型群组			专才型群组			最大最小差距
		0	0.7583	0.8	1.8330	2.2309	2.4	3.0916	3.3562	3.6661	
$D = 0.0175$	$K = 1$	0.9189	0.8203	0.8079	0.7529	0.7207	0.7188	0.6422	0.6027	0.5911	0.3278
	$K = 5$	0.8944	0.8126	0.7871	0.7377	0.6935	0.6381	0.5522	0.5357	0.5321	0.3623
	$K = 9$	0.7926	0.7210	0.6916	0.5352	0.5312	0.5227	0.4238	0.3651	0.3222	0.4704
$D = 0.0328$	$K = 1$	0.9426	0.8517	0.8501	0.7659	0.7434	0.7411	0.6578	0.6429	0.6251	0.3175
	$K = 5$	0.9033	0.8352	0.8198	0.7364	0.6985	0.6759	0.6128	0.5901	0.5678	0.3355
	$K = 9$	0.8102	0.7331	0.7211	0.6012	0.5811	0.5655	0.4633	0.4050	0.3711	0.4391
$D = 0.0692$	$K = 1$	0.9587	0.8847	0.8781	0.7826	0.7656	0.7502	0.6997	0.6820	0.6689	0.2898
	$K = 5$	0.9483	0.8656	0.8621	0.7524	0.7401	0.7206	0.6674	0.6579	0.6439	0.3044
	$K = 9$	0.8671	0.7926	0.7786	0.6646	0.6321	0.6229	0.5448	0.5052	0.4723	0.3948
$D = 0.0667$	$K = 1$	0.9811	0.9620	0.9421	0.9006	0.8787	0.8719	0.8562	0.8490	0.8411	0.1400
	$K = 5$	0.9722	0.9438	0.9127	0.8814	0.8631	0.8377	0.7485	0.7320	0.7269	0.2453
	$K = 9$	0.8869	0.8342	0.8297	0.6951	0.6618	0.6506	0.5781	0.5301	0.5047	0.3822
$D = 0.1429$	$K = 1$	0.9887	0.9656	0.9552	0.9191	0.9103	0.8945	0.8811	0.8726	0.8439	0.1448
	$K = 5$	0.9709	0.9658	0.9552	0.9034	0.8885	0.8729	0.8584	0.8429	0.8219	0.1490
	$K = 9$	0.9016	0.8865	0.8722	0.8223	0.7944	0.7816	0.7529	0.7421	0.7348	0.1668
$D = 0.3333$	$K = 1$	0.9901	0.9779	0.9703	0.9380	0.9257	0.9050	0.8929	0.8814	0.8796	0.1105
	$K = 5$	0.9839	0.9731	0.9710	0.9340	0.9262	0.9101	0.8855	0.8704	0.8633	0.1206
	$K = 9$	0.9061	0.8925	0.8813	0.8314	0.8271	0.8094	0.7753	0.7720	0.7589	0.1472
$D = 0.6$	$K = 1$	0.9930	0.9822	0.9797	0.9501	0.9417	0.9391	0.9140	0.9017	0.9002	0.0928
	$K = 5$	0.9866	0.9768	0.9722	0.9312	0.9294	0.9227	0.8940	0.8861	0.8793	0.1073
	$K = 9$	0.9122	0.9079	0.9002	0.8623	0.8481	0.8316	0.8000	0.7922	0.7848	0.1274
$D = 0.778$	$K = 1$	0.9723	0.9671	0.9638	0.9436	0.9707	0.9375	0.9142	0.9038	0.9010	0.0713
	$K = 5$	0.9512	0.9404	0.9375	0.9101	0.9044	0.8911	0.8639	0.8567	0.8555	0.0957
	$K = 9$	0.9051	0.8717	0.8622	0.8414	0.8402	0.8314	0.7861	0.7632	0.7584	0.1467
$D = 1$	$K = 1$	0.9565	0.9473	0.9466	0.9254	0.9223	0.9211	0.9032	0.8979	0.8923	0.0642
	$K = 5$	0.9301	0.9249	0.9148	0.8817	0.8894	0.8647	0.8452	0.8326	0.8303	0.0998
	$K = 9$	0.8726	0.8633	0.8602	0.8321	0.8210	0.8174	0.7743	0.7531	0.7479	0.1247
平均值		0.9295	0.8926	0.8823	0.8234	0.8092	0.7943	0.7477	0.7276	0.7134	

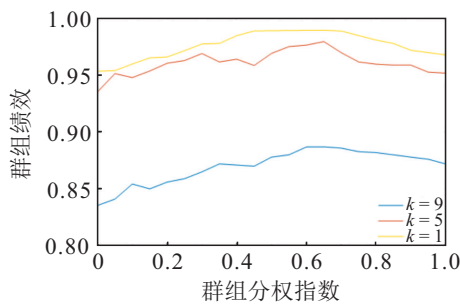


图3 群组绩效随分权指数变化

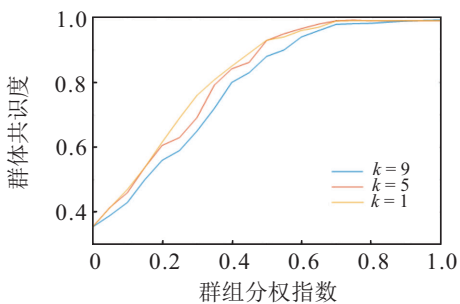


图4 群组共识随分权指数变化

表2的最后一列为每种复杂度情形下最优绩效与最劣绩效间的差值.虽然通才型群组与专才型群组或混合型群组的绩效存在差异,但是差异主要体现在当群组分权指数较低时,即群组为集权型时.换句话说,当群组为分权型时,知识分布状态对群组绩效的影响不大.例如,当 $D = 1, K = 1$ 时,绩效最优与最劣间的差值为0.0642;当 $D = 0.0175, K = 1$,绩效最优与最劣间的差值为0.3278.

对于通才型群组,随着分权指数的增大,群体绩效的变化较小.对于混合型群组和专才型群组,随着分权指数的增大,群体绩效的变化较为明显.因此,如果群体成员大部分为通才,则群体结构对群体绩效的影响有限.如果群体大部分由专才组成,则扁平化的组织方式更有利于发挥群体智能.如前所述,群体成员的决策受两种因素驱动:个人感知利益的提升与社会影响.如果社会链接较为稀疏,则前一个因素

在群体成员寻找最优决策的过程中将发挥主导作用. 而个人感知利益的提升取决于多个相互依赖的决策要素. 因此, 缺乏全面的知识将导致专才型群组的绩效受到影响.

由表2还发现, 专才型群组和混合型群组不擅长解决更加复杂的问题. 通才型群组与专才型或混合型群组的绩效差异在 $K = 9$ 时更加明显. 例如, 当 $D = 0.0175, K = 1$ 时, 绩效最优与最劣的差值为 0.3278; 当 $D = 0.0175, K = 9$ 时, 绩效最优与最劣间的差值为 0.4704. 对于复杂决策问题, 决策元素间的关联范围更大, 精通特定领域的专家无法掌握所有相关信息, 也更难从全局角度出发做出最佳决策.

下面对式(12)中的参数 β 和 β' 进行灵敏度分析. 为便于分析, 此处采用的网络结构为全连通结构. 图5~图7分别展示了通才型群组 ($KDI = 0$)、混合型群组 ($KDI = 1.8330$) 与专才型群组 ($KDI = 3.0916$) 在 $N = 10, K = 9$ 条件下的群组绩效随 β 和 β' 变化而发生的趋势变化. 由图5~图7可以看出, 对于给定的 β' , 随着 β 值由小到大, 群体适应度有一个从低到高的速增区域, 即“陡坡”. 当 $\beta = 0$ 时, 成员意见的改变仅受个体利益驱动. 随着 β 值增大, 群组成员可以更加有效地进行信息沟通并达成共识. 这一参数的增大对群体绩效产生了有利影响. 然而, 当群体绩效达到峰值后, 若继续提升 β 值, 则群组成员过于关注彼此意见的一致性, 群体绩效反而会受到影响. 此外, 3个图中都有类似于“山脊”的形状.“山脊”一侧的“陡坡”(更小 β' 的一侧)的坡度比另一侧“陡坡”(更大 β' 的一侧)的坡度明显更大. 当 $\beta' = 0$ 时, 共识达成是改变意见的唯一驱动力. 成员对自身意见完全不考虑, 只考虑周围人意见. 当与自我利益相关的 β' 值增大时, 群体成员转而受共识达成和自我利益两种驱动因素影响而改变自身意见. 自我利益这一驱动因素的出现有助于群组适应度值的提升. 此外, 这也刺激了群组寻找最优决策的过程, 降低了到达“陡坡”所需要的 β 值. 因此, 当把 β' 从 0 增大到“山脊”区域时, 群组会更早到达“陡坡”. 然而, 在过了“山脊”后, 继续增大 β' 会导致成员自我利益驱动因素增强, 即成员对自身意见信心非常强, 不轻易受周围人影响. 在这种情况下, 只有将社会联系强度增大到更高水平, 群体成员才有可能接受他人意见并对自身意见做出修改. 这意味着, 群组到达“陡坡”变晚且“陡坡”坡度变缓.

图5~图7反映了随着知识分布不平衡程度的加大, 适应度值的总体趋势较为类似. 然而, 这3种情形存在一些差异. 首先, 专才型群组和混合型群组的适应度值比通才型群组的适应度值更低. 其次, 对于

一定的 β' , 专才型群组和混合型群组到达“陡坡”所需的 β 值比通才型群组达到“陡坡”所需的 β 值更大. 由于知识分布的不均匀性, 专才型群组和混合型群组需要更大的社会链接强度来沟通信息.

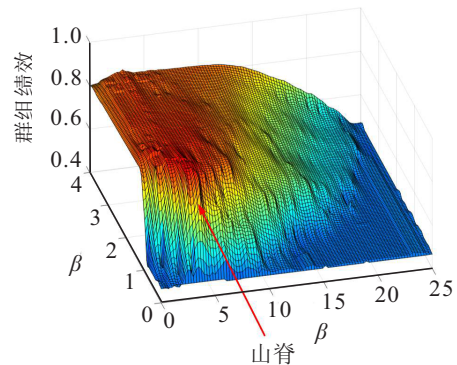


图5 通才型群组绩效变化

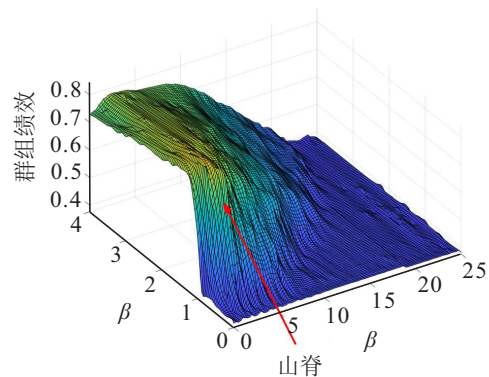


图6 混合型群组绩效变化

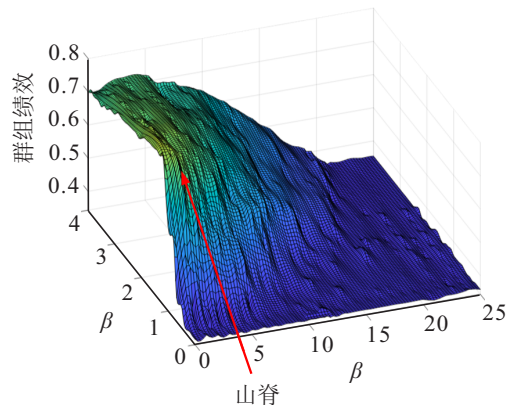


图7 专才型群组绩效变化

5 结论

本文探讨了知识分布与群体结构如何共同影响群组绩效. 首先提出了群组知识分布指数, 然后根据合作关系网络提出群体结构测度. 接下来, 采用基于适应度景观理论的随机模拟仿真分析了两种因素对群组绩效的影响. 结果发现: 1) 不平衡的知识分布会降低群组绩效, 即专才型和混合型群组的表现要比通才型群组差. 2) 群体结构会调节知识分布的影响作用. 通才型群组受知识分布不平衡的影响比专才

型和混合型群组要小。3) 增强群组链接强度会在一定范围内提升群组绩效。然而,若链接强度过大,则由于群组花费更多精力在达成共识上而非寻求最优决策,群组绩效会降低。4) 通才型群组比专才型和混合型群组更擅长解决复杂问题。

本文假定决策任务为包含多个决策要素的组合决策问题。然而,并非所有实际决策问题都能被划归为这一类。此外,成员使用二元评估值表达观点。现实情况下,由于认知与思维习惯的不确定性,成员有可能使用其他观点表达形式。针对这些不足,未来将研究其他类型决策任务下以及成员使用其他观点表达形式下的群体智能涌现效果。

参考文献(References)

- [1] Riedel C, Kim Y J, Gupta P, et al. Quantifying collective intelligence in human groups[J]. Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America, 2021, 118(21): e2005737118.
- [2] Woolley A W, Chabris C F, Pentland A, et al. Evidence for a collective intelligence factor in the performance of human groups[J]. Science, 2010, 330(6004): 686-688.
- [3] 江平宇, 杨茂林, 李卫东, 等. 集体智慧研究综述及其社群化制造应用探索[J]. 中国机械工程, 2020, 31(15): 1852-1865.
(Jiang P Y, Yang M L, Li W D, et al. CI literature review and its application exploration in social manufacturing[J]. China Mechanical Engineering, 2020, 31(15): 1852-1865.)
- [4] Woolley A W, Aggarwal I, Malone T W. Collective intelligence and group performance[J]. Current Directions in Psychological Science, 2015, 24(6): 420-424.
- [5] Stasser G, Titus W. Pooling of unshared information in group decision making: Biased information sampling during discussion[J]. Journal of Personality and Social Psychology, 1985, 48(6): 1467-1478.
- [6] Brodbeck F C, Kerschreiter R, Mojzisch A, et al. Group decision making under conditions of distributed knowledge: The information asymmetries model[J]. Academy of Management Review, 2007, 32(2): 459-479.
- [7] Rulke D L, Galaskiewicz J. Distribution of knowledge, group network structure, and group performance[J]. Management Science, 2000, 46(5): 612-625.
- [8] Massari G F, Giannoccaro I, Carbone G. Team social network structure and resilience: A complex system approach[J]. IEEE Transactions on Engineering Management, 2023, 70(1): 209-219.
- [9] Almaatouq A, Noriega-Campero A, Alotaibi A, et al. Adaptive social networks promote the wisdom of crowds[J]. Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America, 2020, 117(21): 11379-11386.
- [10] Becker J, Brackbill D, Centola D. Network dynamics of social influence in the wisdom of crowds[J]. Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America, 2017, 114(26): e5070-e5076.
- [11] Palley A B, Soll J B. Extracting the wisdom of crowds when information is shared[J]. Management Science, 2019, 65(5): 2291-2309.
- [12] 张世涛, 刘小弟, 朱建军, 等. 考虑个体累积共识贡献的犹豫模糊语言自适应共识模型[J]. 控制与决策, 2021, 36(1): 187-195.
(Zhang S T, Liu X D, Zhu J J, et al. Adaptive consensus model with hesitant fuzzy linguistic information considering individual cumulative consensus contribution[J]. Control and Decision, 2021, 36(1): 187-195.)
- [13] Carbone G, Giannoccaro I. Model of human collective decision-making in complex environments[J]. The European Physical Journal B, 2015, 88(12): 339.
- [14] Kauffman S, Levin S. Towards a general theory of adaptive walks on rugged landscapes[J]. Journal of Theoretical Biology, 1987, 128(1): 11-45.
- [15] Csaszar F A, Ostler J. A contingency theory of representational complexity in organizations[J]. Organization Science, 2020, 31(5): 1198-1219.
- [16] 吴伟伟, 朱彬, 于渤. 企业技术管理的适合度景观研究[J]. 中国软科学, 2006(8): 127-133.
(Wu W W, Zhu B, Yu B. Research on fitness landscape of technology management of enterprise[J]. China Soft Science, 2006(8): 127-133.)
- [17] Nurmi H. Voting paradoxes and referenda[J]. Social Choice and Welfare, 1998, 15(3): 333-350.
- [18] Victor P, Cornelis C, De Cock M, et al. Practical aggregation operators for gradual trust and distrust[J]. Fuzzy Sets and Systems, 2011, 184(1): 126-147.
- [19] Freeman L C. Centrality in social networks conceptual clarification[J]. Social Networks, 1978, 1(3): 215-239.
- [20] Acemoglu D, Ozdaglar A. Opinion dynamics and learning in social networks[J]. Dynamic Games and Applications, 2011, 1(1): 3-49.
- [21] Bordogna C M, Albano E V. Statistical methods applied to the study of opinion formation models: A brief overview and results of a numerical study of a model based on the social impact theory[J]. Journal of Physics: Condensed Matter, 2007, 19(6): 065144.
- [22] Gillespie D T. A general method for numerically simulating the stochastic time evolution of coupled chemical reactions[J]. Journal of Computational Physics, 1976, 22(4): 403-434.

作者简介

唐明(1993—), 男, 副教授, 博士生导师, 从事群体智能、群决策等研究, E-mail: tangming0716@163.com;
廖虎昌(1989—), 男, 研究员, 博士生导师, 从事决策分析、群体智能等研究, E-mail: liaohuchang@163.com.