

# 人类社会群智涌现机理：从集群行为到文化演化(特邀)

郭斌<sup>1</sup>, 吴磊<sup>1</sup>, 刘希明<sup>1</sup>, 李明泽<sup>1</sup>, 张周阳子<sup>1</sup>, 刘思聪<sup>1</sup>, 於志文<sup>1,2</sup>

(1. 西北工业大学计算机学院, 陕西 西安 710129; 2. 哈尔滨工程大学计算机科学与技术学院, 黑龙江 哈尔滨 150006)

**摘要:** 群体智能是国家《新一代人工智能发展规划》提出的 5 个趋势方向之一,“群体智能是如何涌现的”也被《Science》于 2021 年列为未来亟待攻克的 125 个关键科学问题之一。当前关于群体智能涌现的研究多以鸟群、鱼群等生物集群为主要对象,强调简单个体在局部交互规则下形成全局有序行为;相比之下,人类社会的群智涌现不仅包含行为层面的协同与组织,更体现出知识、文化与创新层面的高阶智能与复杂内涵。面对这一差异与空白,本文系统梳理与阐释人类社会群体智能的概念框架与核心内涵,围绕人群行进、群体智慧、共识形成、社会合作、社会学习、知识文化与集智创新 7 类典型现象展开深入分析,归纳其关键机制、主要模型、驱动要素与演化规律,进而构建人类社会群智涌现理论体系。在此基础上,进一步探讨人类群智向人工群智的映射路径与机理,提炼群智机理驱动的典型人工群智系统范式与实现要点,为面向复杂任务的人工群智系统设计、构建与发展提供基础理论依据与方法支撑。

**关键词:** 人类社会; 集体行为; 群体智能; 社会学习; 文化形成; 集智创新

中图分类号: TP18

文献标志码: A

DOI: 10.19678/j.issn.1000-3428.0253199

## Mechanisms of Crowd Intelligence Emergence in Human Societies: from Collective Behaviors to Culture Evolution (Invited)

GUO Bin<sup>1</sup>, WU Lei<sup>1</sup>, LIU Ximing<sup>1</sup>, LI Mingze<sup>1</sup>, ZHANG Zhouyangzi<sup>1</sup>, LIU Sicong<sup>1</sup>, YU Zhiwen<sup>1,2</sup>

(1. School of Computer Science, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710129, Shaanxi, China;

2. College of Computer Science and Technology, Harbin Engineering University, Harbin 150006, Heilongjiang, China)

**【Abstract】** Crowd intelligence has been highlighted as one of the five major trend directions in China's New Generation Artificial Intelligence Development Plan, and the question "How does crowd intelligence emerge?" was listed by Science in 2021 among 125 key scientific challenges for the future. Existing studies on intelligence emergence have largely focused on collective intelligence in biological groups (e.g., flocks of birds and schools of fish), emphasizing how simple individuals following local interaction rules can give rise to globally ordered behaviors. By contrast, crowd intelligence in human societies involves not only behavioral coordination and organization but also higher-order intelligence and richer connotations manifested in knowledge, culture, and innovation. To address this discrepancy and research gap, this study, for the first time, systematically reviews and clarifies the conceptual framework and core connotations of crowd intelligence in human societies. It conducts an in-depth analysis of seven representative emergent phenomena—crowd behavior, wisdom of crowds, consensus formation, social cooperation, social learning, knowledge and culture, and collective intelligence innovation—by summarizing their key mechanisms, major models, driving factors, and evolutionary regularities, thereby constructing a theoretical system for the emergence of crowd intelligence in human societies. Building on this foundation, the study further investigates the mapping pathways and mechanisms from human crowd intelligence to artificial crowd intelligence; extracts representative paradigms and essential implementation essentials of mechanism-driven artificial crowd intelligence systems; and provides fundamental theoretical and methodological support for the design, construction, and future development of artificial crowd intelligence systems oriented toward complex tasks.

**【Key words】** human society; crowd behavior; crowd intelligence; social learning; culture formation; collective intelligence innovation

## 0 引言

群体智能的研究受到国内外的广泛关注。群体

智能是国务院《新一代人工智能发展规划》中列出的 5 个趋势方向之一,“群体智能是如何涌现的”被《Science》杂志于 2021 年列为未来需要解决的

基金项目: 国家杰出青年科学基金(62025205); 国家自然科学基金(625B2150)。

作者简介: 郭斌(CCF 杰出会员),男,教授、博士,主研方向为智能物联网、人-机物融合群智计算;吴磊、刘希明、李明泽,博士研究生;张周阳子,硕士;刘思聪,副教授、博士;於志文,教授、博士。

收稿日期: 2025-10-27

修回日期: 2026-01-28

E-mail: guob@mail.nwpu.edu.cn

125 个关键科学问题之一。人们很早便认识到智能本质上是一种社会现象<sup>[1]</sup>,自然智能通过生物群体的涌现机制表现出丰富的内涵。椋鸟群集、鱼群涡旋、蚁群筑巢等生物群智现象很早便吸引了研究者的注意,这些现象蕴含的群智涌现机理已启发并指导了群体机器人、交通系统等人工群智系统的构建<sup>[2]</sup>。然而,现有群体智能研究更多关注如何从生物界汲取智慧来构建人工群智系统<sup>[3-4]</sup>,忽视了对人类社会群体智能的系统性挖掘与应用。

人类社会群体智能行为相较于生物群体行为有着更丰富的行为机制,展现出了生物界其他物种未见的群智现象并表现出更高的智能水平。人类通过信息交流、知识共享、共识形成等方式展开大规模协作,涌现惊人的群体智慧,并在时间尺度上形成语言、积累文化,显示出长期的集智创新能力。探索人类社会群体智能的丰富内涵,是在生物群体智能和人类个体智能研究基础上的进一步挖掘,对理解人类社会智能涌现机理,推动具有社会智能水平的人工群智系统演进具有重要意义和价值。

然而,目前尚未有工作系统性总结人类社会群体智能的概念与内涵。一些有挑战性的问题悬而未决:人类社会群体智能如何显式或隐式地指导人工群智系统构建,其中有何共性与模式,以及未来人工

群智系统应如何借鉴人类群智以发挥其集聚效能。基于以上问题,本文对人类社会群体智能的有关工作进行了系统性梳理,形成以下 3 个方面的主要贡献。

1)首次对人群行进、群体智慧、共识形成、社会学习、知识共享、文化积累和集智创新等 7 类人类社会群智现象进行系统性分析与建模,构建人类社会群智涌现理论。

2)发掘了 6 类人类群智到人工群智系统的映射机理,阐明了其相关的支撑理论与方法体系。

3)系统梳理了已有的人类群智涌现机理驱动的典型人工群智系统,探索其通用的设计与构建模式。

此外,本文还探讨了几个亟需解决的重要问题,并展望了未来潜在的研究方向。

## 1 人类社会群智涌现机理

如图 1 所示(彩色效果见《计算机工程》官网 HTML 版,下同),本文按照“现象-机理-映射-系统”的主线组织全文,从 7 类群智现象出发抽取可复用的机理要素,将这些要素进一步上升为 6 类可迁移的映射机制并对应典型人工系统,在此基础上讨论机理挖掘、人工社群涌现与系统构建等方向的关键挑战与可行路径。

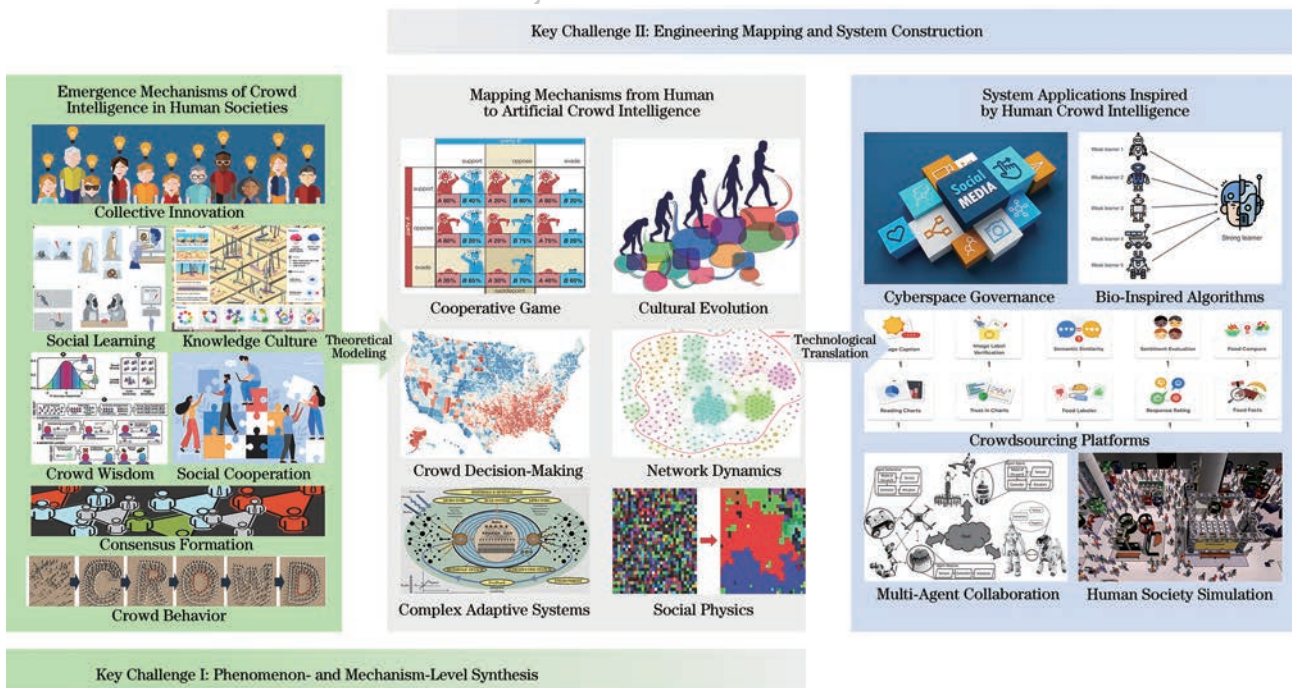


图 1 人类社会群智涌现机理、映射机理和典型应用

Fig.1 Emergence mechanism, mapping mechanism, and typical applications of crowd intelligence in human societies

人类的行进、合作和创新等群体行为表现出与个体行为不同的产生机制和智能水平,亦形成了远

超其他生物群智的集聚与涌现效应。针对人类社会中不同的群智现象和内在的涌现机理,不同领域的

研究者已经进行了丰富的探索,本章将现有的人类群智现象的研究工作总结为如表 1 所示的 7 类,展

示人类社会群智涌现的丰富内涵并揭示其形成演化机制。

表 1 人类社会群智涌现机理

Table 1 Mechanisms of crowd intelligence emergence in human societies

Emergent Phenomena of Crowd Intelligence	Manifestation Forms of Crowd Intelligence	Emergence Mechanisms of Crowd Intelligence
Crowd Behavior	Self-Organized Crowd Movement	Microscopic Models
	Online Community Interaction	
Wisdom of Crowds	Brainstorming and Idea Aggregation	Independent Diversity
		Group Structure Social Bias
Consensus Formation	Opinion Consensus	Majority Effect
	Social Consensus	Expert Effect
Social Cooperation	Generation Mechanisms	Kinship Relations Reciprocity Strategies Reward-and-Punishment Institutions
	Forms of Cooperation	
Social Learning	Trigger Mechanisms	Response Facilitation Social Facilitation Contextual Imitation
	Selection Strategies	
Knowledge and Culture	Cultural Accumulation	Dual Inheritance Theory
	Cultural Evolution	Gene-Culture Coevolution
Collective Intelligence Innovation	Innovation Mechanisms	Serendipitous Discovery Incremental Improvement Cultural Recombination
		Influencing Factors

### 1.1 集体行为

人类集体行为指大规模人类群体自发形成协调一致的行动的现象,是跨时空、多尺度的社会互动的结果<sup>[5]</sup>,人群在现实世界的有序移动和网络空间的多样交互是人类集体行为的具体体现。

人群有序移动的现象是被广泛研究的一种经典的人类集体行为,有着各异的目的地和丰富行为偏好的行人自组织地形成高效无碰撞的人流。人群的移动现象也涵盖了由人主导的其他移动单元的集体行进。人群移动现象与自然界的生物集体行进现象有着相似之处,类似于对动物、昆虫以及各种物理粒子的集体运动与涌现现象的刻画,人群移动同样可以基于物理学和生物学的理论进行建模。然而,人群移动中人类个体的智慧不能被忽视,难以通过简单的属性和交互模式进行模型构建。人群中任意个体对其周围环境的微小行为和反应是影响人群整体运动的重要交互作用,对其的简化与忽视会导致对真实人群流动的描述不精确。因此,与一般集体行进现象模型不同的是,人群移动现象的建模通常考虑融合心理学、认知模型以及社会规范等要素<sup>[6-9]</sup>。

互联网和社交媒体的发展拓展了人类社交网络的规模并彻底地改变了网络的结构,人群不单单在现实世界中交互,还在网络空间进行多模式互动并形成新的社群。这种网络规模和结构上的变化加速了人类社会系统的改变,并引发了人类集体行为研究从少量元素建模到大尺度聚集体行为探索的转变。同时,社交网络上的传播表现出从简单传播到复杂传播(即社会影响和强化)的转变,指导了新的人类集体行为理论和模型的构建,以理解人类社交网络的行为模式与动态演变。

#### 1.1.1 人群自组织移动

HELBING 等<sup>[10]</sup>发现,尽管行人具有不同目标与偏好,步行人群仍可在局部交互作用下呈现可预测的自组织规律。典型现象包括反向人流在无显式交流下自发形成稳定的“步行通道”,而在高密度条件下也可能出现走走停停波与拥挤失稳等模式,从而带来潜在安全风险。因此,如何从局部交互出发刻画“自组织规律-高密度失稳”成为该方向研究重点。

大量实证研究表明,人群自组织移动可归纳为

3 类关键可建模因素。

1) 目标驱动与路径选择: 行人倾向以较小代价到达目标, 表现为对绕行的厌恶及对拥挤的容忍<sup>[10]</sup>。

2) 速度-密度耦合的动力学约束: 行人存在期望速度, 且速度与局部密度及邻域速度显著耦合, 高密度会降低整体通行效率<sup>[11]</sup>。

3) 局部交互与策略切换: 行人会与他人及障碍保持距离, 并在受阻或冲突情境下触发更明显的策略调整<sup>[12-14]</sup>。

基于以上基本特征, 人类群体表现出丰富多样的自组织行为, 可以通过人群规模、人群密度和集体性等指标进行描述<sup>[15]</sup>, 研究者利用元胞自动机, 人群监控和实证研究等方法从宏观或微观的层面分析人群移动机理, 建立准确描述、预测人群移动现象的模型。

在宏观建模中, 人群常被视为连续介质或密度场, 其运动由势场、流体动力学等机制刻画。代表方法包括连续体模型<sup>[16]</sup>与势场/潜在力模型<sup>[17-18]</sup>等(聚合动力学模型可视为连续体框架的拓展<sup>[17]</sup>)。宏观模型适用于模拟大规模密集场景, 但通常弱化个体层面的交互细节。

在微观建模中, 人群移动可通过个体规则驱动并涌现群体模式, 代表方法包括基于交互力(如社会力)的模型<sup>[19-20]</sup>与基于智能体的模型<sup>[21-23]</sup>等。微观模型便于融入个体差异与局部避碰规则, 但在大规模密集场景下计算开销更高。以下以社会力模型为例给出一类典型微观交互规则的形式化表示。

HELBING 等<sup>[19]</sup>提出的社会力模型(Social Force Model), 为了量化个体间的局部交互作用, 将心理与社会因素转化为物理空间中的力。设个体  $i$  的质量为  $m_i$ , 其动力学方程定义为:

$$m_i \frac{dv_i}{dt} = f_i^0 + \sum_{j \neq i} f_{ij} + \sum_W f_{i,W} \quad (1)$$

式中:  $f_i^0$  为个体趋向目的地的自驱动力;  $f_{ij}$  表示其他行人  $j$  对  $i$  的心理排斥力;  $f_{i,W}$  为障碍物  $W$  的排斥效应。

该模型从数学上解释了人群行进等宏观涌现现象的微观机理。

进一步地, 人群并非个体的简单叠加, 而具有结伴、社会凝聚以及情绪/压力等社会心理特征。为贴近真实疏散与通行场景, 研究通常在微观规则之上引入社会凝聚与情境因素。例如: 社会群体导航模型<sup>[8,24]</sup>刻画了小规模结伴群体的跟随与凝聚; 类似地, 情绪/压力与信息交互扩展模型可用于解释拥挤

与疏散情境下的复杂行为<sup>[25-28]</sup>。

### 1.1.2 网络社群交互

互联网和社交媒体的兴起极大拓展了人类社交网络的规模并改变了网络的结构。这种网络规模和结构上的变化加速了社会系统的改变, 涌现多样的集体行为, 促进网络社群的产生、改变社群交互的方式。人类在网络平台上自组织形成社群, 这些社群可以相互影响, 产生有益的互动或发生冲突, 而网络社群间的信息和观点的传播表现出从简单传播(即基于成对的交互)到复杂传播的转变, 人类集体行为的涌现主要是从简单传播到复杂传播的转变过程。

社群是用户可以在其中表达自己的想法、意见和共享信息的网络空间, 是人类群体行为在网络空间涌现的基础。社群的形成源于群体认同, 个体可以从社群中感知到群体归属感<sup>[29]</sup>, 形成成员与其所属社群间的心理纽带, 并形成对规范、传统、观点和目标等的认同。社群认同是社群成员行为和态度的重要决策变量, 当成员发现社群与自己有共同点时, 则更有可能将社区作为社会实现和认同的理想目标<sup>[30]</sup>。每个成员都可能属于多个社群, 这种重叠是社群的重要特征<sup>[31]</sup>。

社群的存在为同一社区成员之间的互动提供了场所, 同时也促进了社区间的互动。社群内的互动促进了成员之间的信息传播和共享, 激励协作性成果的产生。社群间的交互<sup>[32]</sup>则可以分为建立交联、成员互动和长期影响 3 个阶段。积极的社群交互可以促进信息和想法的交流<sup>[33-34]</sup>, 而消极的社群交互则可能会导致社群成员之间的公开冲突<sup>[35]</sup>。实证研究表明<sup>[32]</sup>, 不到 1% 的社群发起了 74% 的冲突, 虽然冲突往往是由高度活跃的社群成员发起的, 但它们是由非活跃的成员实施的。社群间冲突的标志是回音室的形成<sup>[36-37]</sup>, 用户主要与来自自己社群的其他用户交谈。从长远来看, 冲突会产生不利影响, 并减少目标社群用户的整体活动。通过增加不同社群中攻击者和防御者之间的直接接触、及早预测冲突等方式可以促进社群积极交互, 减少社群间冲突对网络平台的不利影响。阈值模型(Threshold Model)是描述各种复杂传播过程的重要建模框架<sup>[38-39]</sup>, 例如社群间虚假信息的传播。

### 1.2 群体智慧

人类很早便认识到, 许多独立的估计的总和比最准确的个人判断更有效, 这种通过群体协同提升决策准确性的现象被称为群体智慧(Wisdom of Crowds)<sup>[40]</sup>。群体智慧是物种演化的结果, 有效提升了生物的环境适应性。许多动物在觅食、筑巢和

导航等任务中依赖群体的智慧而做出有利于生存的决定。人类社会也同样受益于群体决策,医疗、司法和政策等重要决策通常都是在综合群体专家意见之后做出的。

群体智慧具有 4 个方面的优势。首先,即使仅通过简单的平均将多个人类的意见聚合在一起,也可以显著提高决策的准确性。其次,群体智慧<sup>[41]</sup>可以更快达到所需的决策准确性。再次,群体决策中个体可以减轻个人责任的物质和心理负担<sup>[42]</sup>。最后,群体决策的表现通常比个体决策的表现更具一致性,并因此在长期性问题的解决上更具优势。因此,无论是在小规模群体选择餐厅,还是大规模群体应对气候变化等问题中,群体智慧都发挥着重要作用。

大规模实证研究和神经信号分析等方法被用于研究群体智慧产生的机理,并探索如何提高群体决策的准确性。群体智慧的核心可以被形式化为一个聚合规则函数,为每个单独的输入(如投票)的组合分配一个结果的群体决策输出<sup>[43]</sup>。群体规模、任务复杂度、群体成员的平均社会敏感度、公平性以及群体性别比例等因素都被观察到对群体决策产生影响。为避免形成乌合之众,有效提升群体决策准确性,现有工作主要从个体独立多样性、网络结构和社会影响角度精心设计群体决策框架。研究已证明保障个体的独立和多样性、优化网络结构、降低社会影响并增强社会信息的利用等方式有助于群体智慧的涌现<sup>[44-46]</sup>。

### 1.2.1 独立多样性

现有研究表明,群体的独立多样性是群体智慧涌现的基础,是避免形成“乌合之众”的关键性质。群体决策的准确性要求个体要么是独立的,拥有不相关的观点,要么是多样化的,拥有负相关的观点,即参与到群体决策中的单个个体的决策应该尽可能不相关或相反<sup>[44]</sup>。当人们的观点变得相似时,这种多样性的减少会破坏群体智慧。

PAGE<sup>[47]</sup>认为群体中的每个个体拥有自身独特的优势是产生群体智慧的必要条件之一。通过多样性预测定理可以量化群体决策的误差,指导群体智慧的涌现。设群体规模为  $N$ ,个体  $i$  的预测值为  $x_i$ ,真实值为  $\theta$ ,群体平均预测  $\bar{x} = \frac{1}{N} \sum x_i$ ,则有:

$$(\bar{x} - \theta)^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \theta)^2 - \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2 \quad (2)$$

式(2)表明群体预测的平方误差等于个体平均

平方误差减去预测多样性。其中,公式右侧第 2 项即为多样性项。这表明在个体能力(第 1 项)有限的情况下,通过增大个体间的差异性(第 2 项),可降低群体误差。

多样性预测定理可以量化众多决策者的异质性以产生一个比单个专家决策者的估计更准确的综合估计。因此,要想产生群体智慧,可以通过满足以下 4 个条件,提升个体平均水平或增强群体多样性,降低群体决策的误差:1)要解决的问题是困难的问题;2)集体中的每个人都必须有一定的水平;3)集体中的每个人都有自己独特的优势;4)集体的规模需要足够大。SIMOIU 等<sup>[48]</sup>进行了一个大型在线实验,系统地评估人群在 50 个主题领域的 1 000 个问题上的表现,进一步验证了上述性质。

缺乏独立多样性的群体难以涌现群体智慧。例如,相对于独立投票,顺序投票的决策方式易产生决策偏差<sup>[49]</sup>。如果群体成员不独立投票,而是按顺序投票,破坏了群体决策的独立性,会导致早期的错误在决策者之间蔓延从而产生消极影响。当受试者依次说出他们认为正确的两个答案中的一个时,如果受试者可以看到之前受试者选择这两个答案的频率,大多数人往往会因为从众心理而产生决策偏差。

另一个例子则是政治极化<sup>[50]</sup>。虽然信息交换可以提高对无争议事实问题的观念的准确性,但当观念受到党派政治偏见的驱动时,群体会变得更加极端且不准确。政治上同质的网络会放大党派偏见,降低观念的准确性。BECKER 等<sup>[51]</sup>的实验发现同质网络中的社会信息交换提高了准确性,并减少了极化。

### 1.2.2 群体网络结构

群体网络结构的差异也会对群体智慧的涌现产生重要影响,通过组聚合和心理模型等方法优化个人智慧汇聚方式可以提升群体智慧。NAVAJAS 等<sup>[45]</sup>发现当一个大的群体由小的群组组成时,小范围商讨和社会影响可增强群体智能。群体成员针对相同问题集合的单独回答,与分组审议并达成共识的结果有很大差异,实验表明分组共识意见的决定比汇总最初的独立意见要准确得多,表明群体网络结构诱导的共识形成对促进群体智慧有着重要作用。

研究者针对不同的任务探索了合适的群体网络结构设计。SAHA 等<sup>[52]</sup>发现个人决策置信度的加权平均产生了显著优于经常使用的多数汇聚算法的性能。此外,个体判断的分类错误率随任务难度增加而增加,使用组聚合规则组合单个决策可以显著

减少此类错误,因此,为达到最小的分类错误率将所有可用的参与者组合在一起是不必要的。AMINPOUR 等<sup>[53]</sup>探索了如何利用群体智慧来提供关于自然资源的准确系统知识,通过基于系统元素及其因果关系的认知地图模型代表了个人对外部现实的内在感知,并通过模糊认知映射和数学方法聚合,创建一个代表所有受试者见解的模型。

### 1.2.3 社会影响偏差

社会影响会对个体决策产生作用,进而也会对统计总量和由此产生的群体智慧产生影响。适当地利用社会影响有助于群体提高集体决策的准确性。社交网络、网上购物和声誉系统的发展提出了个体如何使用社交信息以及这些信息如何影响其决定的问题<sup>[54]</sup>。当提供受试者不知道的额外受控和可靠信息时,向个人提供适量的不正确信息可以抵消人类系统性低估数量的认知偏见,从而提高群体智慧。

相反的观点则认为在一些情况下社会影响效应减少了人群的多样性,进而不能改善其集体错误。LORENZ 等<sup>[46]</sup>认为即便是微弱的社会影响也会降低群体的智慧在简单评估任务上的表现。“距离减少效应”将真相的位置移动到估计范围的外围区域,使得人群在向外部观察者提供专业知识方面变得不那么可靠。“信心效应”在他们的估计收敛后提高了个人的信心,尽管精确度没有提高。在某些情况下,社会影响会导致羊群效应,降低群体智慧<sup>[48]</sup>。

## 1.3 共识形成

基于人类丰富思想、观点、理论等智慧,与生物群智侧重于运动与行为的一致性不同,人类群智有着侧重思想的集体共识的新内涵,即个体的思想通过局部互动而没有集中协调地形成共识。人类集体共识的优势在于来自社会不同群体的人类具有不同的认知和观点,当这些认知和观点在复杂的创造性的社会交互中,产生的想法、解决方案和设计总是优于来自同类群体或少数个体的想法、解决方案和设计。从国家身份到文化习俗,许多理念都是由复杂的社会结构系统形成和组织起来的。为研究这些理念的形成与传播,集体共识强调观点在社会互动和传播中的演变<sup>[55]</sup>区别于集体行进模型依赖于物理定律、距离和速度,集体共识模型通常与群体的情绪、信心以及结构密切相关。基于高阶的人类共识的形成,一致的观点乃至协作的社会得以实现。

### 1.3.1 观点共识

个人在与他人的社会交往中改变自己的观点行为是一种常见的现象。在许多社会和生物系统中,个体依靠对他人的观察来调整自己的行为、修正自

己的判断或作出决定。在人类中,通信技术的不断发展大大促进了对社会信息的获取。事实上,人们经常接触到源源不断的关于政治思想、新技术或商业产品的意见、建议和评价。在面对同龄人对某一问题的看法时,人们往往会对所接收到的社会信息进行过滤和整合,并相应地调整自己的信念。在一个群体的范围内,群体成员之间重复的局部影响可能会产生复杂的意见动态模式,如共识形成、两极分化或分裂。例如,持有相似极端观点(例如种族偏见)的人在相互交流后往往会增强判断力和信心<sup>[56]</sup>。经典的 DeGroot 观点动力学模型(ODM)将这一过程形式化为加权平均的迭代。设  $t$  时刻群体观点向量为  $\mathbf{x}(t)$ ,  $\mathbf{W}$  为个体间的信任权重矩阵,则观点的演化遵循:

$$\mathbf{x}(t+1) = \mathbf{W}\mathbf{x}(t) \quad (3)$$

当  $\mathbf{W}$  满足非周期且强连通条件时,  $\lim_{t \rightarrow \infty} \mathbf{W}^t$  将收敛于秩为 1 的矩阵,意味着群体最终达成了全局共识状态。

人群观点的共识形成受到专家效应和多数效应的影响<sup>[57]</sup>。在大群体中观点形成的集体动态是由两个主要的观点驱动的:1)高度自信的个体的存在;2)共享相似意见的低自信个体集群的存在。群体中有一定数量(大约 15%)的专家是必要的,这可以抵消绝大多数非专业人士的吸引力。由于人们被嵌入紧密相连的社会网络中,并长期相互影响,共识形成机制是理解现代社会中思想和态度传播、强化或两极分化机制的重要机制。

此外,社会影响是形成观点共识的关键因素<sup>[58]</sup>。个体通常表现出对自己最初观点的明显偏见,而不是对他们接触到的所有社会信息一视同仁。

### 1.3.2 社会共识

共识在更广泛、更长期的时空尺度上的形成过程中,领导力和羊群效应在人类社会共识的形成过程中发挥了重要作用<sup>[59]</sup>。

领导力在解决涉及不同程度冲突的协调和集体行动问题方面的作用,使人们能够推测领导力在人类进化中的规模和重要性<sup>[60]</sup>。人类领导力有着无与伦比的规模和复杂性。人类领导者不仅要发起群体行动,还要激励、计划、组织、指导、监督和惩罚群体行动。尽管人类和非人类的领导力之间存在着系统发育的一致性,但人类大脑的扩张和相关的人类群体规模的增加为人类领导力创造了一个独特的选择环境。在人类领导力的进化过程中,至少经历了 5 个重要的发展阶段<sup>[61]</sup>:1)领导力作为一种解决简单的群体协调问题的机制,自发地出现在非人类物

种中;2)在涉及重大利益冲突的情况下,占主导地位或具有社会重要性的个人被选为领导者以促进集体行动;3)在早期的人类平等社会中,支配地位被削弱为民主和基于声望的领导铺平了道路,进一步促进群体协调;4)随着人类群体规模的扩大,产生了心智理论和语言等强大的社会认知机制,并为领导者通过操纵和说服吸引追随者提供了新的机会;5)农业革命后社会复杂性的增加产生了对更强大和更正式的领导者的需求,以管理复杂的群体内部和群体间关系。社会容量和社会密度是社会分工产生的直接原因,在社会发展的过程中,分工之所以能够不断进步,是因为社会密度的恒定增加和社会容量的普遍扩大。分工使社会像有机体一样,每个成员都为社会整体服务,同时又不能脱离整体。人类实行劳动分工可以提高生产率,更快地超越他人。

羊群是一种趋同的社会行为形式,羊群效应可以被定义为一个群体中个体的思想或行为通过局部互动而不是集中协调保持一致<sup>[62]</sup>,是在联系日益紧密的人类社会形成共识的重要机制。思想或行为在个体之间的传播机制和个体之间的连接模式是其中的关键问题:1)将特定的思想或行为从一个个体传播到另一个个体的传播机制;2)个体之间的互动模式。基于模式的方法从个体之间的交互模式来看待羊群,将其建模为简单的模仿者,或遵循基本的启发式。换句话说,人被视为具有某些简单、定义良好的属性和交互模式的单元或原子,从而产生羊群效应。其中的重点是模式,而不是个体。这些模型通常依赖于物理定律、距离和速度,而不是群体的情绪状态。通过专注于认知和情感成分的作用,特别是被称为“心理化”的人类毫不费力的能力(通过归因于他人独立的精神状态来解释和预测他人行为的能力)。在人类羊群行为中,有许多重要的理论区别可以用来对不同的传播机制进行分类,包括理性与情绪、自动与控制以及有意识与无意识。

#### 1.4 社会合作

与大多数其他动物相比,合作为人类在生存和进化中带来了许多优势,这使得不同学科的研究者专注于理解人类的“超社会性”<sup>[63]</sup>。社会合作通常是自发产生的,其基于局部互动而不是集中控制,合作行为的自组织在与共享自然资源或创造共同物品相关的社会困境中尤其吸引研究者关注。

社会合作的机制研究重点在于个人如何选择以自身的牺牲来帮助他人或避免伤害他人。首先,维持个人成本高昂的行为,包括那些给他人带来好处的行为,需要某种形式的非随机互动。其次,那些为

合作付出代价的个体必须从中获益,或者至少避免遭受惩罚或其他制裁的损失。当更愿意合作的个体优先惠及其他合作者时,或非随机关联下的帮助所带来的利益大于其成本时,合作可以维持。更复杂的合作机制包括制裁不合作的人,例如通过优惠排斥、剥削或惩罚<sup>[64]</sup>。

##### 1.4.1 社会合作产生机制

系谱关系、互惠策略和奖惩制度是社会合作产生的基本机制。

###### 1) 系谱关系。

进化生物学家早就认识到,如果个体优先帮助系谱上的近亲,那么一定程度的合作是可以维持的<sup>[65]</sup>。系谱关系( $r$ )越近的亲属,合作的成本就越低,收益就越高。这种非随机的关联是通过偏好亲属而产生的。通过根据基因的指导帮助,个体可以优先向亲属提供利益。受体的亲缘关系越密切,他们通过继承最近的共同祖先而获得合作性状的可能性就越高。来自猴子和类人猿的充分证据揭示了系谱关系对社会模式和合作互动的影 响,包括联盟支持、地位追求和梳理等方面<sup>[66-67]</sup>。从儿童投资到器官捐赠,像其他灵长类动物一样,亲属关系解释了许多代价高昂的人类合作形式。血缘合作显然是人类的共性<sup>[68]</sup>。研究已经充分记录了系谱关系在不同文化和历史时期对社会互动与合作行为的深远影响<sup>[69]</sup>。这种影响体现在包括食物分享、儿童保育<sup>[70]</sup>、联盟形成<sup>[71]</sup>、住所选择<sup>[72]</sup>等多种关键合作活动上。

###### 2) 互惠策略。

基于互惠的利他主义心理机制可以通过在成本与利益分配上产生必要的非随机性,创造有利于合作的条件<sup>[73]</sup>。互惠策略通常包含“你帮我,我帮你”的逻辑,可以通过基于伙伴选择、伙伴忠诚或两者兼而有之的机制运作。在伙伴选择中,个人倾向于与那些给他们带来好处的人建立关系<sup>[74-75]</sup>。无法为伙伴带来预期好处的个体则可能失去接受好处的机会。相比之下,在伙伴忠诚的管理下,个体会通过限制利益分配来激励不合作的伙伴加强合作行为<sup>[76]</sup>。在系统发育学上,互惠的证据是复杂的。来自类人猿的实验和观察数据表明了合作伙伴选择的作用<sup>[77]</sup>。然而,支持基于伙伴忠诚的互惠所必需的偶然性合作的实证证据相对较为稀缺<sup>[78-79]</sup>。在种群层面,这种策略的演化稳定性可用复制动态(Replicator Dynamics)方程描述。设采取合作策略的个体比例为  $x_c$ , 其适应度为  $f_c(x)$ , 种群平均适应度为  $f(x)$ , 则演化速率为:

$$\dot{x}_c = x_c [f_c(\mathbf{x}) - \bar{f}(\mathbf{x})] \quad (4)$$

式(4)揭示了当合作策略的收益大于平均收益时,合作行为将在群体中扩散并占据主导地位<sup>[73]</sup>。

### 3) 基于声誉、惩罚和信号的制度。

人类社会中存在帮助弱势群体、进行公益活动等现象。系谱关系和互惠的作用受限,难以解释更大规模的合作,在这种情况下进化理论家提出了基于惩罚、声誉和信号以及其组合机制,这些机制有助于维护合作行为<sup>[80-81]</sup>。例如,在典型的分散惩罚模式中,不参与公共利益贡献的不合作个体将受到群体内任何惩罚者的惩罚。这种方法通过对背叛行为的惩罚来保持合作,但同时引发了所谓的“二阶搭便车”问题<sup>[82]</sup>。搭便车问题描述了一种合作困境的情况,即玩家无需支付足够的成本就能从其他玩家的贡献中获益。如何惩罚那些通过避免惩罚成本而从搭便车中获益的人,一种解决方案是随机指定一个惩罚者——如果只有一个惩罚者,搭便车问题就消失了<sup>[83-84]</sup>。另外,分散的或第三方的惩罚可能是一种隐藏的倾向于合作或值得信赖的信号<sup>[85]</sup>。个体通过惩罚非合作者(或任何违反规范的人)来表示他们的社会行为品质,这既维持了代价高昂的规范(包括更大规模的合作),又促进了对信号者有利的未来互动。另一种解决方案是在违反规范之后,惩罚者表明他们的惩罚意图,若有足够多的人也随之表明他们的惩罚意图,就会对非合作者进行惩罚<sup>[86]</sup>。

大规模合作也可以通过声誉系统来维持,通常被称为间接互惠,通过共享有关个体在社会中良好声誉的信息,将不同形式的社会互动串联起来,促进合作行为。在经典模型<sup>[87]</sup>中,个体经历两种互动:一种是二元互助互动,另一种是涉及许多个体的公共物品。个人决定是否提供帮助取决于他们的伙伴对公共利益的贡献(例如,纳税)。如果玩家在公共利益方面有缺陷,他们的伙伴扮演“捐赠者”的角色时,可以避免在二元互动中帮助他们,而不会因此受到坏名声。该模型已经在实验中得到了证实<sup>[88]</sup>,但是这种基于声誉的合作的强度取决于能否跟踪和验证声誉的准确性,并且可能会受到不同领域和不同规模的声誉的影响。针对公共物品博弈,研究者提出了使用超图来探索群体博弈中高阶交互的模型<sup>[89]</sup>。尽管所有这些模型最初都是为了研究社会合作而建立的,但不同于亲属关系和直接互惠,它们可以维持任何代价相同的行为,而不管是否给群体带来好处,即它们是关于如何维持社会规范的模型,合作社会规范仅是其中的一个子类。

### 1.4.2 层次化社会合作

竞争与合作不仅发生在小群体中的个体间,也发生在不同的小群体中。低水平群体之间的竞争有利于高水平群体的合作。例如,成功扩展成家族的核心家庭打败了独立的核心家庭。在多层次结构中,群体间的竞争推动了合作规范的文化演变,这些规范可以直接起作用,也可以通过塑造社会网络或群体组织间接起作用。重要的是,群体间的竞争不需要采取暴力冲突的形式,虽然在人类历史中这确实是一种显著的表现形式<sup>[90]</sup>。研究者正在研究(至少)4种其他形式的群体间竞争<sup>[91]</sup>。

#### 1) 声望偏向的群体传播。

个体和社群往往优先向那些更成功或更有声望的群体学习,从而促成了社会规范和信念从成就较高的群体、企业或其他社区向成绩平平的群体传播<sup>[91]</sup>。HELBING 等<sup>[92]</sup>在其研究中探索了在一个主要由自私和背叛行为主导的嘈杂环境中,如何通过个体模仿更优策略并展现出以成功为导向的行动,导致合作行为的突然爆发。

#### 2) 差异生育。

差异化的生育规范可以显著影响个体的生育率。由于儿童倾向于继承其社区的规范,任何能够提高出生率或降低死亡率的规范都将更具传播优势。例如,某些社区通过社会规范鼓励大家庭和较早结婚,这些规范有助于提高出生率,从而加速社区的发展和扩展。研究表明,社区层面的因素,如平均教育水平、婚姻年龄和对生育的理想数目,显著影响了生育率和生育行为<sup>[93]</sup>。

#### 3) 差异迁移。

只要有可能,人们就会从较不繁荣的社区迁移到较繁荣的社区。由于移民及其后代通常会接受当地的社会规范、信仰和习俗<sup>[93]</sup>,这种差异性的移动促进了创造繁荣和安全环境的规范和制度的扩散。

#### 4) 差异化群体无冲突生存。

在敌对环境中,只有那些具有促进广泛合作和资源共享机制的群体才能生存。缺乏这种机制的群体可能会被迫迁移到资源更丰富的环境中,或者在遭受干旱、飓风、火山爆发等自然灾害的冲击时严重衰退。适当的社会规范和制度框架允许群体在其他群体无法生存的生态环境中茁壮成长。因此,一些团队会成功,而另一些团队则可能失败<sup>[94]</sup>。

### 1.5 社会学习

人们天生不知道,也很难独立掌握如何给植物排毒、制作先进工具、制作衣服、生火或定位水源,以至于个人很难在远离社会的世界生存<sup>[95]</sup>。人类依

赖向他人学习来生存,从他人那里学习刺激和行为的价值适应性也有助于个体生存<sup>[96]</sup>。社会学习和学习在概念上存在区别,一般来说,学习是指个体通过经验和训练获取知识和技能的过程。社会学习则更加强调个体在社会环境中获取知识和行为方式的过程。研究者倾向于关注被认为在促进社会学习方面具有广泛重要性的可能跨越不同的背景和模式的一般社会过程。

社会学习理论致力于研究社会化过程及其如何影响人类行为。个体通过社会化和社会互动逐渐接受和内化社会的行为规范和价值观,从而形成一定的思维方式和决策模式。在群体中,这些思维方式和决策模式可以通过互动和合作进一步交流和碰撞,促进了群体的智慧和能力的发展。社会学习使得个体能够借鉴群体中其他成员的知识与经验,并在交流和合作中发展出自己的能力和技能,从而促进群体智慧的发展。

#### 1.5.1 社会学习触发机制

在社会学习中,个体通过观察、模仿和建模来获取新知识和行为。这一过程受到多种因素的影响,包括注意力、动机、态度和情绪等。社会学习的触发机制,如响应促进、社会促进和模仿,能够通过直接或间接等方式引发。这些机制在个体和群体层面上推动了知识和技能的传播和整合。

##### 1) 响应促进。

演示者的行为能够提高观察者采取相同行为的概率。BYRNE<sup>[97]</sup>用“传染”来指一种动物的本能行为触发另一种动物展示相同行为的自发反应。因此,传染可以被视为响应促进的一个子集,不需要事先学习。

##### 2) 社会促进。

当演示者的存在就足以影响观察者的行为时,便发生了社会促进现象<sup>[98]</sup>。这一过程可能间接地导致社会学习,社会促进在自然环境下的社会传播中发挥作用,仅仅是在那个位置的出现,就可以使其他个体更有可能获得和/或表现出这种特征。

##### 3) 模仿。

情境模仿和生产模仿这两个术语描述了社会学习研究者主要感兴趣的现象<sup>[99]</sup>。情境模仿是指直接通过观察演示者在特定情境下执行某个动作,观察者更有可能在相同的情境下执行该动作。情境模仿的效果是直接的,而非另一个社会学习过程的间接结果。生产模仿发生在观察一个演示者执行一个新的动作,或一个新的动作序列或动作组合之后,这些动作都不在观察者自己的技能中,然后观察者更

有可能执行相同的动作或动作序列。

#### 1.5.2 社会学习选择策略

个体通过模仿他人可以获益,因为这种方式提供了获取适应性信息的快捷方式,减少了试错过程的成本。然而,ROGERS<sup>[100]</sup>的一个简单的进化模拟表明,在不断变化的环境中,不加区分的复制不会给单个学习者群体带来净适应度收益,因为避免直接学习所节省的精力会被使用过时信息的代价所抵消。进一步的研究扩展了这一结果,表明当社会学习者能够有选择性地模仿(例如,只在个体探索相对不可靠、成本更高的情况下模仿)时,群体的整体适应度就会增加,因为个体学习和社会学习都可以变得更准确。

LALAND<sup>[101]</sup>注意到社会学习策略之间的重要区别,社会学习策略决定了什么时候应该模仿和谁应该被模仿。策略通常评估个体学习的相对风险或成本(例如,“在不确定的时候复制”),或根据像同行的解决方案的回报这样的信息(例如,“复制最好的”)考虑使用谁的策略,或考虑解决方案在同行中出现的频率或流行程度(例如,“复制大多数”)。不同策略通常是根据问题的性质和信息环境结合在一起的。

##### 1) 何时模仿。

在既定行为无效时,个体会选择模仿他人的行为。“既定行为”可以指非习得行为,也可以指对相关问题的习得解决方案。例如,GRUTER 等<sup>[102]</sup>观察到,只要觅食蜜蜂的食物来源仍然保持合理的利润,工蜂就会依靠自己的记忆,一次又一次地回到同一个地方。然而,当在熟悉的地方觅食由于环境变化而无法获得收益时,觅食的蜜蜂就会开始寻找社会信息,开始更多地关注摇摆舞。有假设认为,觅食的机会阻碍了食物生产策略的学习,觅食是第一选择或首选选择,而学习生产,只是在觅食无利可图或成本高昂时才使用的最后手段<sup>[101]</sup>。

当非社会学习代价高昂时,个体更倾向于模仿他人的行为。这可能是所有社会学习策略中最受支持的,许多实验结果表明,不同种类的动物在非社会学习代价高昂的情况下会进行复制,因为在这种情况下,获取信息可能代价高昂(例如,了解捕食者的身份或捕食者逃避策略)。有相当多的证据表明,包括鱼类、鸟类和猴子在内的动物具有抗捕食行为的社会学习能力<sup>[103-104]</sup>。

在不确定时,个体会更倾向于模仿他人的行为。BOYD 等<sup>[105]</sup>探索在一个时间可变的环境中依赖社会和/或非社会学习的优势,并假设个体会在不确定时

模仿。这种策略本质上是基于不确定性的概率更新过程。依据贝叶斯法则,个体结合私人信号  $S$  与社会信号  $D$  更新对环境状态  $\theta$  的后验概率:

$$P(\theta|S, D) \propto P(S|\theta)P(D|\theta)P(\theta) \quad (5)$$

当式(5)中私人信号  $P(S|\theta)$  的置信度较低时,社会信号  $P(D|\theta)$  在决策中的权重将显著增加,从而触发模仿行为。在老鼠选择不熟悉的食物时,演示者对食物选择的影响相较于选择熟悉的食物时大得多<sup>[106]</sup>。

## 2) 模仿谁的策略。

演示者与观察者的身份和特征(例如社会地位、性别、年龄及联想模式等)会严重影响社会学习过程,并常常决定社会学习发生的可能性<sup>[107]</sup>。

从众行为是模仿的一个影响因素。许多动物的社会学习应该包括个体采用大多数人的行为,即采取一种模仿大多数人的策略<sup>[108]</sup>。然而,强烈的从众倾向会阻碍有益变异的传播<sup>[109]</sup>。

成功偏见对于模仿同样具有影响。如果一个人的行为明显没有成效,那么模仿他人是没有意义的。有许多相关的策略可以采用,其中,一种策略是通过直接监控成功人士的收益来模仿<sup>[110]</sup>,另一种策略是通过健康、财富或生育成功等线索间接识别成功人士,即间接偏见,同样可以导致适应性行为。间接偏见的优点是相对容易付诸实践,但识别出成功个体众多特征中哪一个是其成功的主要源泉是存在挑战的。流行音乐和电影明星之所以能赚到数百万美元,并不是因为他们的政治观点,但他们经常对粉丝的政治信仰和价值观产生影响。采取成功策略的个人可能通过尊重成功的个人被选中,以换取优先的学习机会和帮助。这种尊重带来的好处可能有多种形式,包括联盟支持、礼物和对后代的照顾。最终,这种尊重行为本身成为一个可靠的线索,表明哪些个体拥有适应性知识。在传统的斐济社会,怀孕和哺乳期女性避免食用有毒鱼类的食物禁忌最初是通过家庭传播的,但随着个人年龄的增长,他们会优先寻找当地有名望的人来提高他们的知识。动物在直接和间接评估成功的基础上提供了模仿的证据<sup>[111-113]</sup>。

亲属偏见对模仿的影响尤为显著。社会学习的概率可能与观察者和演示者的亲缘系数成正比。个体复制亲属的行为是一种普遍现象,这是由于个人在亲属面前花费的时间远多于在非亲属面前花费的时间,且自然选择可能更倾向于从亲属那里学习。复杂环境中的社会学习往往只有在演示者和观察者经历相同的环境并获得相同的奖励时才有

用<sup>[105,114]</sup>。这种情况在亲缘关系中更有可能发生,由于他们拥有共同的基因(和其他相似的来源),亲缘关系可能比非亲缘关系更有可能模仿相似的行为变体,并在强化中体验相同的情感感觉。类似地,“朋友”被视为一个人与之进行利他行为的个体<sup>[115]</sup>,朋友之间比非朋友之间有更多的社会学习。虽然鱼可能没有“朋友”,但它们确实对熟悉的个体表达了聚集偏好<sup>[116]</sup>。

内容偏见同样是影响着模仿的因素。人类倾向于模仿更有吸引力、更令人难忘或更能唤起情感的内容。谣言和都市传说的传播经历了情感选择,它们在社会环境中被选择和保留,部分是基于它们挖掘个体普遍情绪的能力<sup>[117]</sup>。人类文化传播倾向于与社会互动有关的信息,而不是同等的非社会信息<sup>[118]</sup>,例如八卦这样有关第三方社会关系的信息,其传播的准确性和数量明显高于有关个人行为或物理环境的同等非社会信息。其他可能的内容偏见包括获得常见的人类恐惧,如对蜘蛛、蛇、高度或黑暗的恐惧<sup>[119]</sup>,以及传播文化刻板印象的偏见<sup>[120-121]</sup>。在非人类动物中,社会学习中的适应性专门化为内容偏见提供了进一步的证据。年轻的雄性鸣禽似乎倾向于获得同种而非异种的歌声<sup>[122]</sup>。类似地,猕猴从其他动物那里获得对蛇的恐惧<sup>[122]</sup>。

## 1.6 知识文化

人类创造和传播文化的能力被广泛认为是其作为物种成功的最重要因素之一<sup>[123]</sup>,这一能力使得技能、工具和知识得以跨世代积累和完善,从而推动了人类文化的进化<sup>[124]</sup>。人类文化的多样性和复杂性来源于文化的累积与进化过程,此过程涉及积累、修改、重组传播前几代人的信仰、行为和创新的过 程,形成了可在社会中遗传的知识体系<sup>[125]</sup>。许多非人类物种也存在文化现象,但没有一种能与人类种群累积文化特征的复杂性和变异性相比<sup>[126]</sup>。人类认知的灵活性和社会性是累积性文化学习的先决条件。

### 1.6.1 文化累积

文化累积<sup>[126-127]</sup>为人类创造了一个独特的知识库,其中包括策略、注意力偏差、动机、偏好和认知启发,这些都对人类的生存至关重要,而大多数其他物种则在几乎没有文化输入的情况下管理生存任务。如果不能获得这种非基因遗传,人类实际上将无助地面对许多挑战。虽然许多物种在某种程度上依赖于社会学习,但除人类之外很少或没有物种显示出累积的文化进化<sup>[128]</sup>。

从 20 世纪 70 年代开始,一些进化研究者开始

将自然选择的逻辑应用于人类文化能力的进化,并系统地思考如何模拟文化代代相传<sup>[129-130]</sup>。从这些知识根源开花结果的进化框架可以分为 3 类:1) 人类物种文化能力的遗传进化;2) 文化进化和制度的出现;3) 文化-基因共同进化的过程。人类提出了许多认知差异与机制来解释文化累积现象,社会认知、模仿、亲社会行为和复杂的沟通等共同提供了高保真度的信息传播累积文化所必需的动机。

个体之间行为特征传递的保真度被认为是累积文化进化的关键因素<sup>[114,131-132]</sup>,因为它是能够支持高保真传输的社会学习过程。因此,当他们学习一种新行为时,个人不必“重新发明轮子”。在缺乏自适应过滤机制或评估观察到的行为后果的策略的情况下,很可能发生盲目或随机模仿,使不适应环境的性状和适应环境的性状一样容易传播,而不能支持累积文化<sup>[133]</sup>。然而,如果个体使用理性模仿<sup>[134-135]</sup>或可靠的学习启发式<sup>[101]</sup>,适应不良或次优性状的复制可能会减少。

人类语言作为一种独特而复杂的交流系统<sup>[136-138]</sup>,发挥着促进文化累积和准确信息传播的关键作用。语言可以在个人之间传递意图和复杂的行为模式,还能使人类将前人的信仰、思想、创新和技术记录下来,从而保护人类免遭文化流失,并使人们能够从个人的社会网络之外获取知识。因此,语言无论是口头的还是语言符号的形式,都能够高保真地传递对现有行为特征的修饰,促进累积文化<sup>[139-140]</sup>。

亲社会性、促进个体合作、增加宽容度和个体间共享动机的进化被认为是支持文化累积进化的关键因素<sup>[141]</sup>。通过共同努力,两个人或更多人能够发现任务的解决方案并集合他们的信息,这为将两个独立的解决方案结合或改进提供了可能性。当个体拥有共同的动机时,他们能够认识到对方也有目标和意图,并可能协助他人实现这些目标。共享意向,即个体意识到其他人(即使当时可能并不在场)共享他们的目标和意图,可以促进许多个体在许多传播过程中修改行为模式,从而促进累积文化的演变。例如,亲社会行为(将取回的奖励捐赠给他人)在儿童累积解决问题任务的成功中起到重要作用。

### 1.6.2 文化进化

许多最早的文化进化模型通过修改种群遗传学理论中的概念并将其应用于文化,在文化和基因之间建立了明确的相似之处。传递、创新、随机波动和选择的文化模式在概念上与传递、突变、漂移和选择的遗传过程类似,用于研究遗传学的许多算法可以

用于研究文化<sup>[114,142]</sup>。然而,这些方法必须修改以适应遗传和文化传播之间的差异。

文化特征的传播和演化可以产生复杂的进化动态。例如:如果孩子可能会拒绝父母双方都拥有的一种文化特征,那么这种特征在人群中的频率可能会在两代人之间波动<sup>[130]</sup>。如果父母具有不同形式的一种文化特征,他们的孩子获得这种特征的可能性则不一定相同<sup>[143]</sup>。此外,儿童不仅可以从父母那里获得文化特质(垂直传播),还可以从非父母的成人和同伴那里获得文化特质(倾斜传播和水平传播)<sup>[114,142]</sup>。因此,一种文化特质在人群中的出现频率不仅仅与个体的父母拥有该特质的概率有关。在大多数情况下,一种文化特质在人群中越常见,个体就越有机会通过社会学习获得它<sup>[144]</sup>。

在遗传学中,突变是新特征的来源,与之不同的是,文化创新可以通过多种过程和多种规模发生<sup>[145-147]</sup>。在许多社会学习模型中,新信息通过试错学习或个人与环境的交互进入种群,然后这些信息可以通过文化传播<sup>[148-149]</sup>。当现有的特征以新的方式组合时,新的文化特征也可以产生,这会导致文化积累的指数级增长速度<sup>[150]</sup>。

对文化传播和进化的理论处理可以有效地从种群遗传学理论中借鉴概念,扩展它们以适应文化过程。然而,文化和遗传进化过程也可以相互作用,阐明基因、文化和环境对表型的相对贡献是非常困难的。广泛的理论工作致力于描述这些相互作用,包括基因-文化共同进化<sup>[142,151]</sup>、文化-基因共同进化<sup>[152]</sup>、双重遗传理论<sup>[129]</sup>和文化生态位构建<sup>[153]</sup>等。文化性状可以改变遗传性状的选择压力,反之亦然。例如,在一种文化背景下具有适应性的遗传性状在另一种文化背景下可能不具有适应性<sup>[154-155]</sup>。文化进化和遗传进化之间相互作用的经典例子是成年期乳糖酶的持续表达:在人类历史的大部分时间内,断奶后几乎不会再食用奶制品,成年人通常也不会产生消化乳糖的酶。然而,随着畜牧和乳制品文化的流行,能够在成年期持续表达乳糖酶的相关遗传变异受到正选择,并在相应人群中逐渐提高频率<sup>[156]</sup>。

### 1.7 集智创新

新知识的产生是人类群体智慧涌现的结果<sup>[157]</sup>,人类通过有选择地寻找和传播适应性知识来给出问题的解决方案,在该过程中通过讨论、协作等方式融合不同的思想和经验,进而促进人类社会新发明、新思想以及新文化的产生。创新主要发生在人类生活的意外发现、增量式改进以及文化重组过程中,是因为社会结构、知识传播以及文化积

累共同推动了创新的持续发生<sup>[125-126]</sup>,而不仅仅是因为个体具有创造力。如图 2 所示,人类群体的社会复杂度、传播保真度以及文化特征多样性保

证了群体文化的复杂性和多元化,为群体引入了更广泛的思维模式和观点,直接影响了创新产生的方式与速度。

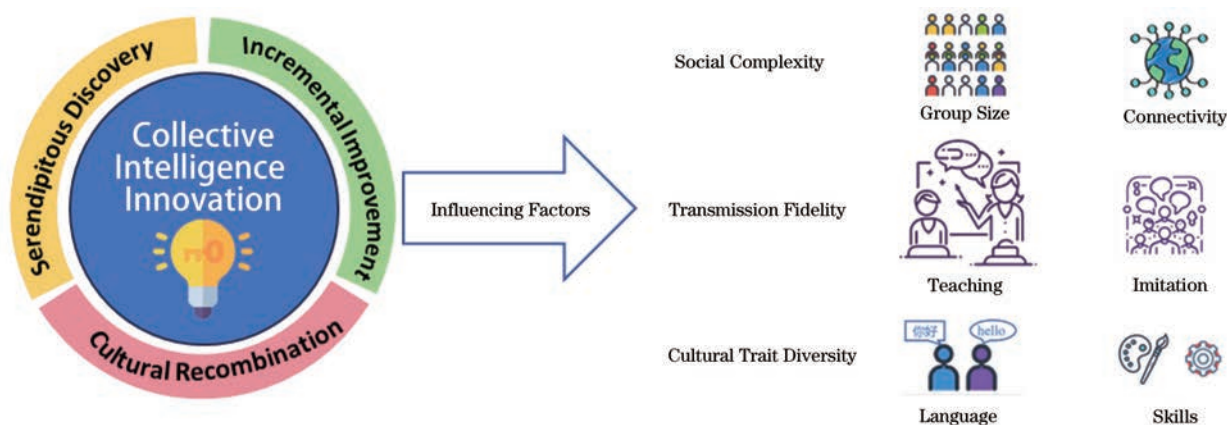


图 2 集智创新的产生机制和影响因素

Fig. 2 Generation mechanism and influencing factors of collective intelligence innovation

### 1. 7. 1 集智创新产生机制

人类对创新的普遍看法是新发明、新思想源于“天才”对事物深远的认知和独特的见解,事实上人类社会是一个复杂且多元的系统,人类社会通过文化积累已经复杂到任何个体都无法完全理解和复现它。例如:农民虽然不知道二十四节气的原理却依然可以有序耕种;牛顿曾说:“我站在巨人的肩上”,表达了对前人工作的尊重和对科学进步累积性的认可。因此,创新是文化累积和合作的过程,是人类群体智慧涌现的结果。目前,人类还没有系统性地研究创新怎样出现以及如何传播,但在人类社会中创新的源泉是多种多样的,新发明和新思想可能来自不同的领域、个体、团体以及各种外部环境因素。MUTHUKRISHNA 等<sup>[158]</sup>认为创新是集体思维的产物,其产生机制包括意外发现、增量式改进和文化重组。

#### 1) 意外发现。

革命性的创新往往依靠运气,而不是有意识、系统的调查。创新可以通过非社会学习中的错误或不完美的文化传播产生。例如:Alexander Fleming 在未及时处理实验器皿中偶然发现了青霉素的抑菌作用<sup>[159]</sup>;Percy Spencer 因注意到雷达磁控管意外融化了巧克力棒,进而发明了微波炉<sup>[160]</sup>;Charles Goodyear 偶然将一块含有硫磺和氧化铅的橡胶混合物落在热炉子上,从而意外发现了硫化橡胶<sup>[161]</sup>。目前,还没有系统的研究来说明意外发现在多大程度上推动了创新,但大量的实例表明<sup>[162]</sup>合适的机会和时机下,一个人犯下的错误可能是另一个人的意外发现。

#### 2) 增量式改进。

在许多例子中,“新”发明可能是增量改进、现有元素和选择的重新组合的产物;“发明家”实际上只是普及者<sup>[163]</sup>。这些“发明家”站在一大堆类似的发明之上。例如,尽管 Thomas Alva Edison 经常被认为是灯泡的发明者,但在他对灯泡的改进和商业成功之前,至少有 22 位白炽灯的发明者。同样,尽管 Johannes Gutenberg 对印刷机做出了一些改进,但他真正的贡献是推广了当时可用的技术。其他改变世界的发明,包括蒸汽机、汽车、电话、飞机等都是在前人进步的基础上逐步改进和重组的<sup>[164-168]</sup>,其中不乏偶然的发现和关于谁先出现的争议。

#### 3) 文化重组。

文化重组,即不同的文化元素以新的方式重新组合——新的思想在以前孤立的思想相遇的社会纽带诞生。理论模型已经展示了重组可以产生创新的方式<sup>[132,169]</sup>。基于 ENQUIST 等<sup>[169]</sup>提出的文化重组理论,本文将集智创新的动态累积过程形式化为如下的动力学增长模型。设  $t$  时刻社会拥有的基础技术单元数量为  $n(t)$ ,创新产生率由独立发明与组合重组共同驱动,同时受限于技术失传率  $\delta$ ,其演化方程定义为:

$$\frac{dn}{dt} = \gamma n + \eta \binom{n}{2} - \delta n \quad (6)$$

式中: $\gamma$  为独立创新系数; $\eta$  为重组成功概率。

方程中的二项式系数项量化了二元技术重组对系统的非线性贡献。该模型从数学上揭示了集智涌现的临界阈值特性:当基础知识库规模  $n$  越过临界点后,重组项将主导增长速率,推动系统进入超指数

级的知识爆发阶段,而不再受限于线性增长的独立发明。

在历史纪录中,围绕着许多伟大科学发现的归属存在争议,因为它们是由多人在同一时间段发现的。著名的例子包括达尔文和华莱士的自然选择进化论,舍勒、普里斯特利和拉瓦锡的氧气理论,牛顿和莱布尼茨的微积分理论。自然选择原理的两位共同发现者都读过托马斯·马尔萨斯的文章和罗伯特·钱伯斯的《自然创造史的遗迹》,而且两人都曾在群岛上的不同岛屿之间广泛旅行<sup>[170]</sup>。这说明当潜在革新者暴露在相同的文化元素下时会得出相同的发现,与创新的重组一致。

### 1.7.2 集智创新影响因素

人类群体的创新并非仅由个体创造力决定,而受到群体结构与文化传播条件的共同约束。如图 2 所示,其关键影响因素可归纳为社会复杂度(规模与连接结构)、传播保真度(信息保存与复制的准确性/成本)以及文化特征多样性(认知与经验的异质性)。三者共同决定知识在群体中的流动、累积与重组效率,从而影响创新产生与扩散的速度。

社会复杂度指群体规模及其内部连接与协作结构。一般而言,规模与连接度提升会促进想法在社交网络中的流动、交互与重组,从而加快创新扩散<sup>[171-176]</sup>;但当规模过大或连接过密时,协调成本上升、共识更难形成,创新效率可能下降,因此两者关系并非简单线性正相关<sup>[177-182]</sup>。

传播保真度指社会学习中信息被准确保存与复制的程度。保真度越高,知识越容易跨个体/跨代累积并支撑复杂创新<sup>[183]</sup>,例如印刷与互联网显著降低复制与传播成本,从而加速知识迭代。需要注意的是,单纯提高传播保真度存在边界:过高保真度可能压缩认知偏差带来的变异,降低文化多样性并引发“全球 WEIRDing<sup>[184]</sup>”等现象,因此创新的持续增长还依赖分工与多样性等机制的补充。

文化特征多样性指群体在价值观、信仰、知识结构与经验背景上的差异程度。适度的多样性能够引入互补视角与问题表征方式,提高创意碰撞与跨域重组的概率,从而更容易产生突破式创新<sup>[185-187]</sup>。这也是跨学科团队与开放式协作常被用于应对复杂问题的重要原因<sup>[188-190]</sup>。但多样性并非无代价:当差异过大或缺乏有效的协作规范时,沟通与信任建立成本会迅速上升,协作效率下降,形成“多样性悖论”<sup>[191-193]</sup>。因此,多样性对创新的促进作用具有明显的情境性,往往需要与合理的组织结构、协作协议与激励机制配套,才能兼顾“多样性红利”与“协作

效率”。

## 1.8 人类社会群智涌现的抽象建模框架

基于上述 7 类人类群智现象及机理,本文构建了如下的人类群智的抽象建模框架。该框架旨在用统一的要素集合描述不同群智现象(如行进、共识、合作、社会学习、文化积累与集智创新等),并为后续从人类群智到人工群智的机制映射提供工程化接口。

1) 个体集合与个体状态。

设群体由  $N$  个个体组成,其个体集合定义为:

$$A = \{a_1, a_2, \dots, a_N\} \quad (7)$$

每个个体  $a_i$  具有可表征的状态  $s_i$ ,其含义可随任务不同而变化,例如,行进场景中的位置/速度、共识场景中的观点/偏好、合作场景中的策略选择、知识共享与文化积累场景中的知识/记忆等。工程实践上可将  $s_i$  理解为影响人类个体决策与交互的最小状态描述。

2) 交互网络与外部条件。

式(7)中个体间交互关系可抽象为带权网络:

$$G = (A, E, W) \quad (8)$$

式中: $E$  表示交互边集合; $W$  表示边权(交互强度、信任度、空间距离权重、通信带宽、信息可见性等)。

该网络既可以是显式的社交/通信拓扑,也可以由空间邻域、任务依赖关系或制度规则诱导形成,并可随时间动态变化。除交互网络以外,环境与制度条件可统称为外部条件  $X$ (如资源约束、奖惩机制、规范约束、噪声与延迟等),它们共同决定谁与谁交互、以何种方式交互、交互的代价与收益。

3) 局部交互规则与群体过程(工程抽象)。

在上述表示下,群智涌现可视为个体在局部交互下不断更新其状态并形成群体层表现的过程。工程上可将个体更新写为如下抽象形式:

$$s_i(t+1) = \Phi(s_i(t), X(t), \mathcal{N}_i(G, t), \theta_i) \quad (9)$$

式中: $\mathcal{N}_i(G, t)$  表示个体  $i$  在网络  $G$  下可获得的邻域信息(邻居状态、信息流、奖励信号等); $\theta_i$  表示个体差异(能力、偏好、风险倾向、记忆容量等)。

该表达可覆盖多类人类群智机制,即空间避碰与跟随、观点采纳与社会影响、奖励驱动的策略调整、模仿与社会学习、规范约束下的行为选择等。

4) 群智涌现的度量与“要素-性能”函数化表达。

记群体层面的群智水平为  $CI$ ,其可由任务性能或系统性质来度量,例如决策准确率、收敛速度、协作效率、鲁棒性、适应性、创新产出等。为统一刻画不同现象背后的共同驱动因素,本文采用半定量的函数化描述:

$$CI = f(\text{Diversity}, \text{Interaction}, \text{Feedback}, \text{Learning}) \quad (10)$$

式中: Diversity(多样性), 个体能力/偏好/知识的异质性及由此带来的探索与互补空间; Interaction(交互), 交互网络拓扑、信息可见性、通信带宽与时延等, 决定影响与信息如何扩散; Feedback(反馈), 奖励惩罚、声誉机制、规范约束与资源竞争等, 塑造行为选择与群体稳定性; Learning(学习), 个体学习与社会学习(模仿、传承、累积文化)机制, 使群体具备跨时间的适应与积累能力。

式(10)表示群智并非由单一因素决定, 而通常由多样性提供变异-交互实现传播-反馈形成选择-学习支持累积的闭环共同塑造。

上述框架为后续映射提供了直接的工程接口。在人工系统中, Diversity 对应异构智能体与分工设

计, Interaction 对应通信拓扑与信息共享策略, Feedback 对应激励约束与制度机制, Learning 对应在线学习/社会学习与知识库更新机制。基于该统一接口, 下一章将进一步围绕 6 类映射机理展开讨论, 并结合典型系统归纳可复用的设计与构建模式。

## 2 人类群智到人工群智的映射机理

第 2 章从人类社会群智现象出发, 总结了人类群体在行进、集聚、合作、学习与创新等过程中产生群智涌现的关键机理要素。为进一步明确这些机理如何指导人工群智系统构建, 本章一方面归纳如表 2 所示的 6 类“人类群智-人工群智”映射机理, 明确其对应的支撑理论与实现方式; 另一方面结合已有典型人工群智系统, 说明这些映射机理在系统实现中的具体落点, 并据此讨论潜在应用与发展方向。

表 2 人类群智到人工群智映射机制

Table 2 Mapping mechanism from human crowd intelligence to artificial collective intelligence

Human Crowd Intelligence	Mapping Mechanisms	Typical Applications
Complex Adaptive Systems	Cellular Automata	Collective Robotics
	Edge of Chaos	Artificial Life
Statistics and Social Physics	Crowd Behavioral Dynamics	Crowd Simulation
	Human Collaboration Dynamics	Artificial Life
Collective Decision-Making	Majority Rule	Crowdsourcing Platforms
	Voting Models	Ensemble Learning
Network Dynamics	Small-World and Scale-Free Network	Collaborative Combat
	Diffusion and Synchronization	Public Opinion Monitoring
Cooperative Games and Social Learning	Cooperative Game Theory	Collective Agent Systems
	Social Learning Theory	Social Networks
Cultural Evolution	Cultural Transmission Mechanisms	Collaboration Platforms
	Cultural Evolution Mechanisms	Crowd Intelligence Management

### 2.1 复杂适应系统

人类社会和人工系统都可以被视为复杂适应系统, 复杂适应系统的概念高度抽象地横切了人类学思想的普遍范畴, 如文化、自然和社会, 通过复杂适应系统理论分析人类社会现象为启发人工群智系统提供了工具。本节简要介绍复杂适应系统中涌现、自组织临界性、元胞自动机和混沌边缘等理论, 揭示复杂适应系统在人工群智系统构建和演化过程中的作用。

#### 2.1.1 复杂适应系统理论

复杂适应系统理论揭示了免疫系统、城市和生态系统等复杂系统中存在自适应现象的共性<sup>[162]</sup>, 复杂适应系统<sup>[194-198]</sup>通常被视作由许多相互作用的组成部分形成的系统, 其整体行为是由这些组成部分的局部行为和相互作用所决定的。复杂适应系统

通常由大量的个体、组织、物体或系统组成, 这些组分之间存在相互作用、自组织和自适应的特征, 系统通常表现出非线性、动态和自组织的特征, 系统的行为和性质不仅由单个组分的特征决定, 还受到组分之间的相互作用影响。从复杂适应系统的视角来看, 人类社会通过交互和反馈机制形成全局有序结构。自组织是人类社会作为复杂适应系统的一个重要特征, 它使系统能够自发地适应环境变化。复杂适应系统中个体之间的相互作用如何导致集体行为的涌现是复杂适应系统理论所研究的重要问题。涌现、自组织临界性、元胞自动机、混沌边缘以及反馈这些理论探讨了集体智慧、协同行为和群体决策等问题, 揭示了群体在适应和演化过程中的重要性。这些复杂性理论研究复杂系统的性质和行为揭示复杂适应系统的特征和动态, 共同揭示了复杂适应系

统的自适应、演化和鲁棒性等关键特征,为理解人类社会这一复杂系统的行为提供了重要的理论基础。

对复杂适应系统的研究离不开“涌现”这一核心概念。对于由许多相互作用的部分组成的系统,如果系统足够复杂,了解每个局部交互的细节是不实际的,甚至是不可能的。此外,局部相互作用会产生非线性效应,甚至使简单的系统也无法被理解和预测。然而,即使个体层面是复杂非线性的,复杂适应系统的涌现特征为复杂适应系统的研究带来了全局层面的可预测性。正如雪花这样的无生命现象通过自组织的过程表现出自发的秩序,人类社会中同样表现自组织性,存在大量涌现现象。例如,Émile Durkheim 对自杀的经典研究中发现个体自杀的原因是多样的<sup>[199-200]</sup>:“有人在富足中自杀,有人在贫穷中自杀;一个在家里不快乐,另一个刚刚离婚,婚姻使他他不快乐”,无论研究者对一群人有多了解,都不可能预测出群体中哪些人会自杀。然而,每年巴黎自杀的人数甚至比总体死亡率还要稳定。一个在个人层面上似乎是由偶然决定的过程,在整个社会层面上却具有惊人的可预测性,大量涌现现象激发了人们对复杂适应系统的研究。

为了揭示涌现现象与复杂性的产生机制,人们从两方面展开了对复杂适应系统的研究。

1) 基于元胞自动机<sup>[50,201]</sup>的研究表明复杂性可以作为具有简单局部相互作用的系统的一个涌现特征而产生。在一些元胞自动机的研究中所观察到的复杂性并不依赖于系统细节的精细调整,即模型中的可变参数可以被广泛改变,而不会影响临界行为的涌现,这种现象被称作自组织临界性。

临界性的自组织最早在沙堆模型<sup>[202-205]</sup>中被发现,如果你耐心地把沙粒滴到平坦的表面上,一开始沙粒会堆积起来,但最终沙堆将达到临界状态。此时,由另一粒沙子掉落引发的雪崩的规模遵循幂律分布,即雪崩的规模与它们的频率成反比。在晶格模拟中,由于临界状态的吸引,系统状态的转变无需对系统参数进行精细调整。这与固体和液体之间或液体和气体之间的相变形成鲜明对比,其临界点只能通过精确调节(温度)来达到。一旦沙堆模型达到其临界状态,系统对扰动的响应与扰动的细节之间就不再存在相关性。尽管翻转顶点的顺序通常有多种可能的选择,但最终的稳定配置并不取决于所选择的顺序。类似地,每次迭代期间每个顶点倾倒的次数也与倾倒顺序的选择无关。人类社会的元胞自动机模型和自组织临界性是构建人工群智系统的重要工具。

2) 人类为何会创造出有组织又有创新性的社会结构。复杂适应系统理论给出的答案是这些复杂的系统、复杂的结构来自混沌的边缘。简单来说,从系统层面考虑,社会要不停地把自己推向混沌边缘的状态才能不断地发展下去。“人工生命”之父郎顿<sup>[206]</sup>定义了混沌与秩序的边缘。在混沌边缘,复杂的结构形成了神奇的王国,结构与秩序动态转换,复杂结构和秩序永远不会被冻结,它们会偶尔被破坏,但新的结构马上又会生成。

秩序、周期这些动态的情况看作是一种凝固的吸引力,它保证了系统能够固定于某一种结构;随机、混沌则形成了另一种张力,它使得系统趋于不稳定,但同时为系统提供了创新的动力。那么仅仅当这两种力处于一种恰到好处的平衡态的时候,也就是系统处于混沌的边缘条件下,该系统才会更加有活力,并且演变得越来越复杂。混沌边缘状态是人类社会作为复杂适应系统的内在状态。正如生命为了适应多变的环境,生命必须不断的进化而变得复杂,而要想变得复杂就必须让自己处于混沌边缘的状态。

### 2.1.2 基于复杂适应系统的人工群智系统映射

基于复杂适应系统的人工群智系统映射主要分为两方面。

1) 复杂适应系统理论应用于群体机器人系统构建,以在无中央控制的情况下执行任务。多机器人通常需要汇聚信息并进行决策,而基于复杂适应系统理论构建的群体机器人能够在没有任何中央控制的情况下进行合作,并根据简单的本地行为行事。通过群体机器人间的互动,群智机器人系统能够涌现出解决复杂任务的集体行为。进攻性蜂群使能战术(OFFSET)项目<sup>[207]</sup>所应用的机器人在仿真环境中可以使用 100 多种不同的群体策略来识别威胁,可以加强无人机和无人车在城市内的侦察能力。Perdix 无人机群<sup>[208]</sup>能够执行多种不同的任务,且集群没有中央控制,没有领导者,能够适应无人机进入或退出团队,在没有预先编程的情况下作出集体决策,可用于包括监视任务和有针对性的行动等军事任务<sup>[209]</sup>。将人类社会的“隐性物理规范”(如舒适距离、右行规则)映射到机器人控制律中,诞生了社会感知导航技术。

2) 复杂适应系统理论促进了虚拟生命的创建。在早期的生命游戏<sup>[210]</sup>中,网格上的细胞与其邻居相互作用,以决定每个细胞的生或死。简单的交互规则下涌现出了包括一些表现出运动、捕食,甚至可以说是认知<sup>[211]</sup>的模式。生物学中的计算模型正变

得越来越普遍,虚拟生命及其中开发的方法已逐渐对认知科学<sup>[212]</sup>和生物学<sup>[213]</sup>产生影响。虚拟生命还被用于研究开放式进化(OEE)<sup>[214-215]</sup>。例如,HERNÁNDEZ-OROZCO 等<sup>[216]</sup>表明不可判定性和不可约性是 OEE 的条件。

### 2.1.3 复杂适应系统的潜在应用

复杂适应系统理论已经被用于群体机器人、虚拟生命等人工系统的构建,但本团队认为复杂适应系统理论可以应用到规模更大、组分更复杂的人工群智系统中。

1) 基于复杂适应系统理论的智能城市系统。随着城市人口的增长和技术的进步,将复杂适应系统的原理应用于城市智能化会变得更加重要。通过整合城市中的各种传感器、数据和智能设备,可以建立智能城市系统,实现城市资源的高效利用、交通流动的优化以及灾害响应的改进。例如,CALDARELLI 等<sup>[217]</sup>认为城市数字孪生模型的发展和使用时需复杂适应系统理论和方法。复杂性科学的理论框架不仅考虑城市以及城市间的交互,还包括短程和长程动力学,不再将城市视为大型机器或逻辑系统,而是相互交织的自组织现象,为未来城市赋予了就像生命系统一样能够演化的内涵。

2) 基于复杂适应系统理论的社会智能模型。自适应智能体模型<sup>[218]</sup>一直是复杂系统理论进入人类学的主要切入点,如何利用复杂适应系统理论构建人工社会模型具有挑战性但已有一些初步研究。EPSTEIN 等<sup>[219]</sup>研发的 Sugarscape 是一个模拟模型,旨在研究贸易、战争和阶级结构等社会文化现象如何从自适应智能体的简单交互中产生。DEAN 等<sup>[220]</sup>应用为 Sugarscape 开发的技术,为亚利桑那州东北部 Long House Valley 的 Anasazi 社会创建了一个基于智能体的模型,模拟了自公元前 1800 年开始到公元 1300 年的人类社会。这里,Sugarscape 的简单格子环境被 96 km<sup>2</sup> 物理景观的古环境数据所取代。“人工 Anasazi”环境中居住着人类住户,因此可以模拟聚落形成和家庭生产的时空模式,并与考古记录进行比较。KOHLEERS<sup>[221]</sup>开发了类似的方法来模拟公元 900—1300 年梅萨维德的人类住区。这些模型使创建者能够测试它们对人类与环境相互作用中涉及的复杂非线性过程的直觉,使研究者能够对社会文化现象的初步解释进行严格的检验。

## 2.2 统计和社会物理学

人类社会具有惊人的全球性普遍规律:从无序到有序是有过渡的,比如一种共同语言和文化的自

发形成,或者对某个特定问题的共识的出现。这些宏观现象自然需要用统计物理的方法来研究社会行为<sup>[222]</sup>。从人群行为动力学到人类协作动力学,本节展示统计和社会物理学是如何揭示人类社会一些群智现象的内在机理,并指出其对构建人工群智系统的价值。

### 2.2.1 统计和社会物理学理论

统计物理(Statistical Physics)已被用于描述传统物理领域以外的现象,如生物、医学、信息技术、计算机科学等跨学科领域。近年来,物理学家试图利用统计和社会物理学研究社会结构中作为基本单位的个体相互作用所产生的集体现象,试图把大规模的规律理解为相对简单的个体之间相互作用的集体效应<sup>[223]</sup>。

与自然界其他生物相似,人类的集体移动行为可以通过动力学模型进行建模、预测和控制。大规模智能体可以以协调的方式移动,智能体之间的凝聚性是通过相邻智能体之间的相互作用来维持的,例如吸引力或者对齐。这种凝聚性相互作用是局部的,群体没有一个明确的领导者。尽管相互作用具有局部性质,但是这些系统经常展现出大尺度的结构,其时间和长度尺度远大于典型智能体之间的相互作用尺度。大尺度结构自发出现,这些结构并不是直接编码在智能体之间的相互作用中,显示了大规模群体的自组织和涌现的特性。然而,人群行为动力学与一般生物集群的群集动力学的区别源自人类具有的很强的社会属性,人群行为受多种因素(例如障碍、事件、同伴、情绪)的组合影响。人类群体不仅是个人的简单集合或聚合,而且还表现出社会凝聚力,例如并排行走的人或排队等候的人。人们经常结伴而行,例如朋友、家人、同事。这些群体行为使人类群体具有一定的特征。因此,人群动力学的工作更关注于人类群体相较于一般生物群体所独有的特性,融入了社会心理学等要素,以建模更好解释人类群体行为的模型。HELBING 等<sup>[19]</sup>提出了著名的社会力模型,研究逃生人群恐慌的机制和动力学特征。在人工群智系统中,上述社会力模型被直接映射为机器人路径规划中的人工势场法。个体  $i$  的控制输入  $\mathbf{u}_i$  由势场梯度决定:

$$\mathbf{u}_i = -\nabla(U_{\text{att}}(\mathbf{p}_i) + U_{\text{rep}}(\mathbf{p}_i)) \quad (11)$$

式中: $U_{\text{att}}$  对应个体的目标驱动力; $U_{\text{rep}}$  对应社会排斥力。

这种映射使得无人机集群能够利用人类的避障机理实现无碰撞的自组织运动。

SABOIA 等<sup>[20]</sup>通过引入移动网格改进了社会

力模型,允许个人调整他们的首选速度,并且它可以生成更柔和与更连贯的轨迹。KARAMOUZAS 等<sup>[224]</sup>引入规避力构建预测性避让模型帮助个体预测未来的碰撞并进行有效的避碰。JI 等<sup>[225]</sup>提出了一种基于速度感知的社会力模型,其中个人空间和个体之间的相对速度被认为可以预测未来的相互作用并减少振荡。实证结果表明,行人步行模式为个体成对或 3 人组。为了模拟小型行人群体的步行行为,社会群体和导航(SGN)<sup>[24]</sup>将社会力模型和基于视觉的模型相结合,领导者(最接近目标)和最后一个成员(离目标最远)在每个时间步重新分配,成员将计算跟随领导者的路径。当团队失去凝聚力时,协调模型可以重建团队凝聚力。SGN 模型可以模拟基于真实世界数据的一致性和社会群体行为。还有部分模型考虑了人格特质和情绪传染理论对人类行为的重要影响。OCC 模型<sup>[27]</sup>将情绪分为 22 类,并提供了解释不同个体和文化的情绪变化的前景。由于易于在计算机上实现,OCC 模型成为人群模拟中情感建模的通用基础。PAD(Pleasure-Activation-Dominance)模型<sup>[226]</sup>描述了情绪具有 3 个维度,它可以通过这 3 个维度的值有效地解释其他 42 个情绪量表中的大部分变化。ASCRIBE 模型<sup>[28]</sup>是一种基于多主体的连续群体情绪传染模型,它将情绪视为一个集体实体。

除了人群行为以外,统计社会物理学还通过人类社会协作动力学揭示了人类社会在解决社会困境方面表现出的协作机理<sup>[227-228]</sup>。这里的社会困境<sup>[229-230]</sup>是指在个体追求个人利益时,可能导致整体利益受损的情境。公地悲剧是其中一种典型案例,指的是资源共享的问题中,如果每个个体都追求最大化自己的利益,最终可能导致资源枯竭。为了解释自私个体之间合作的出现,研究者提出了多种进化博弈模型,如因徒困境博弈、雪堆博弈和公共物品博弈。

无关个体之间的广泛合作是人类所独有的,他们经常为了共同利益而牺牲个人利益,共同努力实现他们单独无法完成的目标。然而,对人类合作的全面理解仍然是一项艰巨的挑战。合作是有代价的。因此,行使它会对个人福祉和繁荣产生重大影响。如果适者生存,为何一个人应该做出一种成本高昂但对他人有利的利他行为;如果搭便车者可以免费享受同样的福利,为何还要关心公共利益并为公共利益作出贡献。人类协作动力学研究个体如何在社会互动中协同合作的现象和机制。这包括探究社会影响、奖励机制、信誉等因素对个体协作行为的

影响,即统计物理学方法也可以用来描述人类协作行为的模式和转变,其中一些有趣的机理被发现,例如声誉机制和网络互惠。

1) 基于声誉的策略对公共物品博弈合作有着重要影响<sup>[231-232]</sup>。一名玩家对特定团体的投资取决于团体组织者的声誉。这里玩家的声誉被定义为过去几个时间步中的合作频率。如果玩家在声誉较高的领导者组织的团体中投入更多,那么合作水平可以显著提高。通过分析分隔两种竞争策略集群的界面上合作者和叛逃者之间的收入差距可以解释这一现象。

2) 网络互惠的表现依赖于结构化群体中的模式形成,这提供了比完全可解的混合模型更现实的现实描述<sup>[233]</sup>。在最简单的情况下,结构化群体由方格子描述,其中合作者形成紧凑的集群,因此可以避免(至少是在此类集群内部的)被叛逃者利用。简而言之,如果合作者周围有其他合作者,他们会做得更好。然而,合作的出现和导致其他违反直觉的进化结果的相变敏感地取决于交互网络的结构和交互的类型,以及竞争策略的数量和类型。人类合作的特殊之处在于人类有足够的智慧在合作失败时强制执行。因此,人类合作同时受到积极和消极的激励。正激励通常需要奖励亲社会行为,而负激励通常需要惩罚搭便车<sup>[234]</sup>。然而,正如合作会因共同利益的利益而产生成本一样,奖励或制裁的提供也会因接受者的利益或伤害而产生成本。因此,放弃给予此类激励的个人成为二阶搭便车者,并且他们被广泛认为是奖励和惩罚的进化稳定性的最大障碍之一。人类另一种比较独特的能力是宽容,即愿意以公正、客观的态度坚定地忍受某些事情,特别是诸如观点或行为的存在之类的艰难情况。尽管自然选择有利于适者生存,从而挑战合作,但人类社会中的宽容和社会规范可能正是合作行为盛行所缺少的要素。

## 2.2.2 基于统计和社会物理学的人工群智系统映射

基于统计和社会物理学的人工群智系统主要有对人群行为的人工模拟系统和结合人类协作机制的多智能体系统两方面。

1) 通过对人类群体行为的机理分析和理论建模,可以构建人类群体行为的人工模拟系统,从而对人类群体在各类情境下的行为进行一定程度的预测和控制。例如,疏散恐慌的人群、在虚拟游戏中模拟人群移动、管理日益复杂的交通流等。基于智能体的人群行为模型提供了个人的感知、决策和行动能

力,可以与路径规划或一些宏观模型相结合。因此,这些模型具有很高的可扩展性,可以在局部和全局方面模拟更复杂的人类行为。例如,KARAMOUZAS 等<sup>[23]</sup>提出了一种优化积分器 Implicit Crowds,以使其与多智能体系统中的非线性预测力和基于物理的动画相兼容,通过引入耗散函数,对参数不敏感,并能够预测人群动态。基于位置的动态系统通过计算短程和长程的避障来模拟每个智能体的行为,可以生成集体行为,例如无缝地相互穿越、车道形成和子群体形成。此外,一些更为直观的仿真系统被提出,例如高度并行的基于多智能体的人群仿真系统 ClearPath<sup>[235]</sup>和结合了 4 个关键特征(智能体类型、情感、信息和行为交互)的 ESCAPES<sup>[25]</sup>。这些仿真系统中可以重现人群疏散等场景中的各类现象(例如,人们忘记进入、首次访客、情绪高涨、羊群行为、疏散前延迟、家人在离开前聚集以及管理者让人们平静下来等)。在工程实践层面,基于人类社会力模型的仿真算法已被集成于 Oasys MassMotion 和 PTV Viswalk 等工业级仿真软件中,成为大型公共设施设计的核心工具。HELBING 等<sup>[236]</sup>在《Nature》发表的研究表明,通过形式化建模人类在紧急状态下的心理排斥与恐慌跟从机制,可以精确再现拥挤环境中的非线性动力学特征。实证数据显示,利用此类基于社会力模型的仿真优化方案,能有效规避瓶颈处的“快即是慢”效应,提升复杂场景下的人群疏散效率。

2) 通过将人类的协作机制与多智能体系统结合,可以提升智能体的协作水平,以更好地应对协作性缺失场景中的挑战。例如,将声誉机制与多智能体强化学习结合起来可以优化社会困境问题中智能体的表现。个人的声誉通常被定义为他/她在过去的游戏中选择合作的次数。当个人能够根据声誉改变其行为策略和社会交往伙伴关系时,合作就会占上风。CHEN 等<sup>[237]</sup>假设每个人都有一个人基于声誉的容忍范围,并且只倾向于与声誉在其容忍范围内的邻居进行互动,适度的容忍范围值可以最好地促进合作。声誉常常被用来选择合作伙伴并影响资源分配。实证结果表明,影响力可以在具有挑战性的社会困境环境中增强协调和沟通,从而显著提高深度强化学习代理的学习曲线,并导致更有意义的学习通信协议<sup>[238-239]</sup>。

### 2.2.3 统计和社会物理学的潜在应用

除了在人群模拟和多智能体系统中的现有应用以外,统计和社会物理学在危机响应和大规模协同等方面仍能提供众多有益的启发。

1) 统计和社会物理学的原理可以应用于危机响应领域,通过建立社会网络、模拟人群行为和信息传播,可以更好地理解社会的响应机制,提供更准确的危机预警和有效的协同行动。目前的基于人群移动的模型的危机响应应用仍面临很多困难,例如当突发事件发生时,很难获得人群的实际逃生行为,尤其是在大规模紧急疏散中。为了重建这种紧急情况,研究者试图通过真实世界的实验来收集轨迹数据。此外,在危机响应中对人类群体行为的控制是困难的。由于大规模人类群体相空间的高维性,经典的最优控制方法在计算上是不可行的。交互式人群控制技术有可能用于计算机游戏和视觉效果甚至是现实人群,一些现有研究展示了这类技术在危机响应方面的潜在价值。早期的交互式实时人群操纵框架 CrowdBrush<sup>[240]</sup>允许设计者在二维屏幕中编辑人群,可以通过选择生成或删除人群成员、改变人群外观。为了解决用户在智能体路径规划过程中无法控制队形的问题,GU 等<sup>[241]</sup>提出的模型允许 3 种类型的队形输入(画笔、纹理和素描)生成目标队形,为用户提供了在本地和全局编队转换中控制组编队的的能力。

2) 人类社会现在面临的许多挑战正是由于大规模的合作失败而造成的,如何善用人类协作机制,由更高水平的集体智慧驱动创建更加合作、更加平等的组织、政府和社会,以促进大规模多智能体系统的合作行为的涌现至关重要<sup>[242-243]</sup>。目前,人类社会协作机制仅与规模有限的智能体系统结合,为了模拟更多自主和智能的智能体,进一步实现基于认知的人群将结合社会心理发展成为一个有前途的研究课题。此外,要模拟大规模的现实人群,还要考虑如何解决计算资源问题,在人群模拟中采用分布式并行计算和轻量化方案是可行的。

### 2.3 群体决策

集思广益的群体决策在许多情境下往往比个体决策更加有效可靠,在群体决策过程中决策成员数量多,不同背景、组织的决策成员来源广泛,知识、经验和个体特征具有多元性和异质性,决策成员之间主要通过交互和反馈等机制来动态更新个体的观点或偏好表达,最终形成群体判断或共识。研究者通过构建 ODM<sup>[244-245]</sup>来描述和分析人类社会中舆论传播、选举和投票等群体决策过程,帮助研究者理解和利用群体决策中的观点演化和共识形成等过程。ODM 中个体观点的如何演化以及相互作用最终形成群体判断或共识是 ODM 所研究的重要问题。各种 ODM 被提出探讨了不同情境下观点的交互和融

合过程,体现了群体决策的准确性、自适应等特性,构建了人工系统借助人类社会决策机制形成共识的桥梁。

### 2.3.1 群体决策模型

人类很早就开始依靠群体成员沟通协作和集思广益来解决各种现实问题。人类社会学中的孔多塞陪审团定理(Condorcet Jury Theory)、生物学中的错误稀释原则(Many Wrongs Principle)和信息中心假设(Information Center Hypothesis)都表明通过聚合群体信息可以在一定程度上消除个体偏好错误提高群体决策水平。作为复杂的群体交互系统,相较于个体决策,群体决策具有多样、准确、自适应等特性,众多参与者可以从不同的角度和背景看待问题,有助于更全面地考虑问题,产生更多的选择和解决方案提高决策质量;多人参与可以避免单一决策者的偏见和盲点,增加决策的准确性和稳定性从而降低风险;群体决策本身也是互动和学习的过程,参与者可以更好地适应外部环境的变化。这些特性对于推荐系统构建、提高机器学习模型准确性、多智能体共识算法设计等人工系统具有重要的指导意义。

目前,研究者已经提出了非常多的 ODM 用于理解和预测公众舆论、观点演化和共识形成等现象。例如,多数原则(Majority Rule Model)、投票模型(Voter Model)、伊辛模型(Ising Model)、Sznajd Model、有界置信模型(BCM)、DeGroot 模型等<sup>[222,246-249]</sup>,不同的模型具有不同的机制和特点。DeGroot 中个体的观点是其邻居观点的加权平均值,长时间后所有的观点都会趋于一致;BCM 模型中的个体只有当其观点与他人的观点在某一界限内时才会受到他人的影响。尽管模型细节和机制上有所不同,但都致力于理解个体之间观点交互如何导致(如共识形成等)宏观行为。下面以 Voter Model 和 Majority Rule Model 这两个经典的模型<sup>[248]</sup>来说明这种映射过程。

1) Majority Rule Model 是群体决策中经常使用的一种原则。它建立在一个简单的思想上:群体的选择或决策应基于多数的意见或偏好。这种原则在许多多元决策场景中都有应用,例如:在民主选举中,最多票数的候选人通常会被选为胜利者;股东大会上的投票通常基于拥有最多股票的股东的意见。

2) Voter Model 主要用于描述和分析群体决策、意见形成和社会共识的过程。Voter Model 基于以下核心假设:个体的意见是通过与他们的社交网络中的其他个体互动来形成的,其中单个个体不会基于全局信息或所有邻居的共同影响作决策,而

是单独、随机地受到某个邻居的影响,这种基于局部互动的决策过程可能会导致整体的意见或状态的随机波动。从政治选举到产品营销,Voter Model 提供了一个分析观点如何在网络中传播以及群体如何达成共识或分裂的框架。

此外,研究者提出了许多变体,以捕获更多的现实场景。Non-linear Voter Model<sup>[250]</sup>中提出非线性投票模型,个体观点变化的速度可以以更复杂、非线性的方式依赖于邻居中存在的不同观点的数量。这意味着代理的邻居中存在一定数量的不同观点可能对该代理更改其观点的可能性产生超线性或亚线性的影响。Zealot Voter Model<sup>[251]</sup>中,坚定不移的意见领袖总是坚定地持有自己的观点,并试图影响他们的邻居。这模拟了那些坚决持有某种信仰或观点并试图说服其他人的个体。Innovation Voter Model<sup>[252]</sup>中除了从其邻居那里采纳意见以外,选民还可能自己创新或随机地改变自己的意见。Constrained Voter Model<sup>[253]</sup>则表明选民改变意见的能力可能受到某些约束,例如,他们可能只能在达到一定的邻居意见阈值时才能改变。Noise-introduced Voter Model<sup>[254]</sup>在决策过程中引入了噪声,这意味着选民偶尔会违反其邻居的影响作出决策。这些变体提供了对不同情境下群体决策,反映了现实世界的复杂性。在分布式多智能体系统中,投票模型与其变体被形式化为拉普拉斯一致性协议(Laplacian Consensus Protocol)。系统的状态更新律为:

$$\dot{x}_i(t) = - \sum_{j \in N_i} a_{ij} (x_i(t) - x_j(t)) \quad (12)$$

式中: $a_{ij}$  为通信拓扑的邻接矩阵元素。

该协议将社会学中的观点交互转化为工程控制中的状态同步问题,广泛应用于集群编队控制。

### 2.3.2 基于群体决策的人工系统映射

在人工群智系统中已经大量应用群体决策技术用于提升决策质量,下面对群体决策在众包系统、机器学习预测任务、多智能体共识决策中的应用进行介绍。

1)通过整合多个参与者的意见、评价或建议来作出决策,可以帮助系统自动或半自动地对参与者的答案进行质量控制和审核,从而提高众包系统的准确性和可靠度。例如,在数据标注、图像分类、文本审核和情感分析等众包任务中<sup>[255]</sup>,参与者由于背景知识、理解偏差等因素对同一问题提交的结果往往存在差异,导致收集的数据存在歧义和不确定,通过群体决策机制聚合多个参与者的答案可以提高

结果的准确性和可靠性。此外,各种群体决策技术还被用于控制数据质量、设计激励机制和声誉系统以及数据清洗和标准<sup>[256]</sup>。例如,在一些众包平台中,将多数原则作为一种激励机制鼓励参与者提供高质量的输入,只有当参与者的答案与其他人相符时,才能获得奖励或认可。参与者也可以通过投票机制为其他参与者的结果打分,在数据清洗和标注等任务中聚合答案时较高评价的参与者被赋予更高的权重。

2) 在机器学习预测任务中,通过结合不同模型的预测结果,群体决策可以降低单一模型的偏差和方差,从而提高整体的预测准确性。受益于群体决策的准确、自适应等特性,研究者已经将多数机制、投票理论等多种群体决策理论应用于机器学习领域。例如,通过使用集成学习<sup>[257]</sup>方法(如投票、平均或堆叠等)来整合多个模型的预测,可以获得更稳健和准备的预测结果。单个模型可能会在训练数据的某些部分上出现过拟合或欠拟合,集成方法可以通过平衡各个学习器的特点来减少这些问题,从而提高模型的鲁棒性和准确性。Netflix Prize 是由 Netflix 在 2006 年发起的一个为期 3 年的竞赛,其目的是寻找一个能够比其现有的电影推荐算法更准确的算法。最终 TÖSCHER 等<sup>[258]</sup>使用混合推荐策略获得了胜利,他们构建了许多不同类型的模型,并利用这些模型的多样性提高了整体的预测性能。具体地,其采用矩阵分解的方法提取用户和电影的潜在特征,利用玻尔兹曼机捕获用户和物品之间的复杂交互,利用决策树的方法捕获数据中的复杂结构,并将用户评分习惯随时间变化的时间效应纳入模型,最终考虑不同模型对最终预测的贡献可能不同,对各个模型的结果进行了加权以找到最佳的组合。该策略成功将预测结果提高了超过 10%,并证明了在复杂的实际问题中,集成多种技术和策略可以大大提高预测的准确性。此外,在自然语言处理任务中,MoE(Mixture-of-Expert)<sup>[259]</sup>通过将不同语言模型组合成一个集成系统来建模复杂数据关系,其结合了多个专家模型,每个专家模型负责捕捉特定子集中的数据模式和关系。当给定输入时,门控器会输出每个专家模型的激活权重,这些权重指示了每个专家对于给定输入数据的实用程度。最后混合层接受激活权重,对专家模型的预测结果进行加权求和及整合,提高了处理复杂任务的能力。

3) 通过模拟人类合作时的观点演化和共识形成的过程来构建多智能体共识决策模型,可以帮助多智能体完成多机协同和同步等任务。在多机同步过

程中,群体机器人中需要确定一个共同的方向、速度或目标位置,而群体机器人只能通过简单的局部规则进行交互,这对共识决策的简洁和高效提出了要求。多智能体系统中常使用投票者和多数模型这两种决策机制来指导单个机器人作出决策。VALENTINI 等<sup>[260]</sup>提出了一种基于自组织的集体决策模型,称为加权投票者模型,其模拟了在没有中央控制器的情况下,群体通过个体之间的局部交互来达成集体决策。该工作中每个智能体根据自己的偏好选择一个站点,对站点的偏好称为智能体的观点,并通过摇摆舞来宣传他们的观点,智能体采用基于投票者模型的决策机制来改变自己的观点,即在其范围  $r$  内随机选择邻居的观点,通过该决策过程最终可以达成群体共识,结果可以得出对最优决策达成共识的最小要求,这对于理解和设计有效的集体决策机制具有重要价值。SALEM 等<sup>[261]</sup>通过 DeGroot 模型提出了有限观点下异步多机器人共识算法,该研究在 Kilobots 上证明了该算法可以在不同的网络拓扑结构中形成群体共识,对分布式控制的多机器人系统在实现任务分配、群体导航和探索以及轨迹规划等群体任务具有重要影响。

### 2.3.3 统计和社会物理学的潜在应用

尽管如今群体决策已经在众包系统、机器学习预测等任务中有了深入的应用,但在产品创新方面仍然可以提供众多有益的启发。随着互联网技术打破不同背景人员之间沟通的壁垒,群体决策在线群体协作在诸如维基百科现实复杂问题中取得了成功。但是,其应用仍然存在一些问题,例如设计作为一项需要高度协作的实践,其产品的生产和评估往往依赖于个体判断,尤其是艺术品的设计更需要设计者具备审美以及质量控制、产权保护等问题也会导致纠纷,因此这类工作的在线协作仍然未能有效解决。为了实现更加深入的在线协作,基于群体决策设计分层奖励制度有望成为一个有前景的研究课题,从开始的创意征集到质量控制环节再到设计雏形与优化<sup>[262]</sup>,在不同阶段使用不同的决策方案鼓励跨领域合作,充分利用群体智慧来实现创新艺术品的设计。此外,其还要考虑如何融入不同的创意者的视角,有效提升设计质量、促进沟通合作和保障多样性。

### 2.4 网络动力学

网络动力学提供了对复杂系统行为和演化的理论框架,能够帮助人工系统更好地理解模拟复杂系统的动态特性。复杂系统中的群体行为往往难以控制和预测,网络动力学理论可以揭示群体行为的底层机制,更好地赋能人工系统。例如,网络结构

(如小世界网络、无标度网络)会影响信息在群体中的传播速度,合适的网络结构可以促进群体更快、更准确地聚合知识和作出决策。

#### 2.4.1 网络动力学理论

网络动力学为研究各种复杂网络提供了一个有力的框架,解释了复杂网络中传播、同步等复杂行为模式。无论鸟群飞舞这样的自然现象,还是人群移动、信息传播、群体决策这样的人类复杂现象都可以抽象为复杂网络<sup>[263-264]</sup>,都是基于主体之间的相互连接,并通过网络连接协调特定的行为过程。许多这样的现实系统都包含非线性相互作用,这些非线性性质导致了混沌、多稳态、周期性、同步等丰富的动态行为,网络动力学是指驱动网络结构和行为随时间变化的一种或多种过程,其中图论、传播动力学等方法为研究者理解和利用复杂系统提供了一套理论工具,为预测、干预和优化交通、舆论、社交等复杂系统提供了良好的借鉴。例如,在社交网络分析中可以帮助研究者理解信息如何在网络中传播,哪些节点在传播过程中起到关键作用,以及如何最有效地干预传播。

通过理解网络的整体动力学行为,将网络拓扑和动力学相结合,可以实现对复杂系统的预测和控制。

同步化、信息和行为传播等网络动态行为很大程度上受到网络拓扑结构的制约。1998年,WATTS等<sup>[265]</sup>提出小世界网络模型,其特点是网络节点之间的大部分连接是局部连接,但偶尔也存在一些长距离的连接,导致任何两个节点之间的平均路径长度都相对较短。该模型验证了许多小世界现象,包括著名的“六度分隔”理论,即世界上的任何2个人都可以通过最多5个中间人或6步关系联系起来。

在人类社交网络中,大部分人与他们的亲密朋友和家人有直接联系,但也会有一些远程、偶尔的社交联系。这种网络拓扑结构有利于信息在社交网络和通信网络中的快速传播,同时大多数网络节点与其邻居形成高度的局部聚类,这有助于增强社交群体的凝聚力,促进了模块化与特异化的产生,可以使得网络的某些部分进行特化处理或执行特定功能。此外,长距离的连接可以连接不同的社交和功能群体,促进不同群体之间的合作和创新。

在此基础上,BARABASI等<sup>[266]</sup>提出了无标度网络,其中节点的度分布(每个节点连接的其他节点数)遵循幂律分布,这意味着网络中有少数的高度连接节点和大量的低度连接节点,其揭示了人类社交

结构中关键个体的领导者地位,例如通常有一些“社交名人”或明星,他们大量的关注者或朋友。无标度网络的形成和增长可以通过优先连接机制来解释,新节点倾向于连接到已经具有更多连接的节点,这与人类社会个体在加入一个组织时往往会优先关注受关注较多的人一致。

无标度网络同时具有鲁棒性和脆弱性,其在随机故障场景下表现出显著的鲁棒性,由于高度链接的枢纽节点数量相对较少,关键节点受到影响的概率较小,同时多数节点的连接度相对低,非枢纽节点的去除了对整个网络的连通性造成的冲击是有限的,但当网络中的枢纽节点受到针对性攻击或决定退出时,整个网络会受到巨大的影响。这些性质可以帮助优化互联网结构中的数据运输和存储,提高网络的鲁棒性和安全性,在资源分配中可以将高连接度的节点作为超级节点,提供文件或数据块的高效分发,通过对交通网络的建模和分析可以更好地理解和优化交通流量,减少拥堵。不同的网络拓扑结构不仅为人类提供了建模各种现实复杂网络系统的强大工具,也提供了在复杂系统中制定决策和策略的深入洞察力。

传播和同步是网络动力学中两个非常重要的概念。新闻传播、创新和时尚潮流、共识形成以及人群移动等人类社会现象都属于社会传播。与生物传播中的单次接触触发感染不同,人类社会中信息和行为的传播具有与其不同的传播机制和特征。例如,一个人的状态不仅受到他人的影响,也强烈受到自身心理和认知等因素的影响,在信息和行为传播过程中,个体需要对某个信息和行为进行反复确认后才有可能采纳或接受该信息或行为,这种现象被称为社会强化效应,即个体往往会寻求社会行为的可信度和合法性的多重确认。

这些传播特性可以用阈值模型<sup>[267]</sup>来进行相应的刻画,阈值模型是社会经济学中的经典模型,WATTS<sup>[268]</sup>首先将其引入社会传播模型中。在该模型中假设单个主体处于“激活”或“未激活”的状态,如果社交网络上一个主体被激活的邻居比例大于给定阈值,则该主体就会被激活。在人工群智能体系统中,阈值机制可以用于群体中的协同决策,有助于群体快速形成共识并作出决策,还可以模拟不同的传播场景,例如模拟社会个体和群体的行为和互动,以研究共识形成、文化演化等社会现象,还可以用于预测、控制和优化舆论传播过程,以及研究和理解群体行为和集体动力学。

同步指多个独立、自发的动态单元在一定条件

下开始表现出协调的行为,使其状态或活动与其他单元相匹配或同步。从摆钟和闪光的萤火虫到大脑中的神经振荡和全球通信网络,在自然界、工程和社会系统中都可以观察到同步现象。同步侧重于系统整体的行为和稳定状态,一旦达到同步,系统通常会在该状态下保持稳定。1975年,日本物理学家 KURAMOTO<sup>[269]</sup>提出了 Kuramoto 模型来描述大量弱耦合振荡器的集体行为,模型构建了一个动态方程,其关键在于假设振荡器之间仅通过相位差进行耦合,使得模型简化而具有普适性,并且成功揭示了很多复杂系统中的同步现象,成为研究同步化的基础。各种同步方法为多智能体系统提供了一种数学模型来描述和控制多机器人协同作业、集群形态控制、相应和避障的工具。

#### 2.4.2 基于网络动力学的人工群智系统映射

网络动力学在多智能体协作、网络舆情检测等人工系统中都有应用。

1)网络模型应用于多智能体协作作战方面:工业和军事中,各种作战单元需要在动态复杂的环境中相互协作,共同完成指定的目标任务。网络动力学是研究人类复杂系统动态特性的科学,因此可以赋予多智能体自组织、自适应、自演化等特性。随着作战环境的复杂化、无人化、立体化,以往基于规则的多智能体协作模式需要向智能化的方向发展,例如在多无人机系统中,通过动态变化的环境中需要合理的网络拓扑来确保信息快速有效地在无人机之间传播,动态地更新多机的网络拓扑结构可以帮助理解和预测场景的变化,从而优化无人机之间的通信和协作。基于图论和网络流动模型,可以实现任务的动态调整和实时分配,确保无人机资源的最佳利用。通过模拟和分析生物群体(如鸟群、鱼群)的动态行为模式,可以设计出自然、高效的避障和路径规划算法,实现无人机之间的自主避障和协同飞行。此外,禹明刚等<sup>[270]</sup>研究了无人机集群拓扑结构度对合作水平的影响,其通过改变网络拓扑中节点度来考察不同度的节点策略对集群协同行为的影响,优化了集群编队结构,并指导了在不同集群规模下应该采用何种通信模式。

2)基于网络动力学的网络舆情检测:随着网络时代的到来,舆情传播成为一个备受关注的问题,利用网络动力学通过综合多源信息,考虑实时动态、隔离机制、舆论风向等因素来构建传播动力学模型可以对舆论进行更精确的预测和引导。WANG等<sup>[271]</sup>通过结合网络动力学和演化博弈方法构建了网络舆情疏导模型,其通过对过去的舆情数据分析

识别不同的社区和群体,从而更好地理解不同群体的观点和立场。采用博弈论来深入分析网络舆情的聚集过程,并预测舆情何时会发生转折,指导了在危机时刻合理地通过网络舆情进行控制和引导。

#### 2.4.3 网络动力学的潜在应用

除了在多智能体协作和网络舆情检测方面的应用以外,网络动力学在城市创新性预测和药物设计等方面仍能提供众多有益的启发。

1)网络动力学在城市创新性预测方面:网络动力学是分析复杂系统行为及其演化的学科,对于城市这种包含多种组织机构、不同产业集群的大型的复杂系统,促进其创新能力可以帮助城市管理者 and 规划者更合理地分配城市资源,更及时地作出决策。目前,在城市创新性预测领域还未有过多的探索。KITZMANN等<sup>[272]</sup>将城市作为一个复杂交互系统来研究城市内可持续性创新的传播过程,预测了城市中不同产业集群的形成和演化过程。此外,通过构建城市的创新网络(如企业合作网络、科研机构合作网络)可以帮助识别关键节点和桥梁节点在创新中的作用,识别城市中最有影响力的机构和个人,优化创新推广策略,提高创新扩散的效率和覆盖面。同时,通过构建城市中企业和科研机构之间的合作网络,可以优化合作关系,促进跨领域、跨学科的创新合作,帮助识别潜在的合作伙伴和合作机会。

2)网络动力学在药物、蛋白质设计方面:现实世界中的很多自然或者人工复杂网络均可以通过改变节点属性或拓扑的方式实现性质的优化。分析生物分子(如基因、蛋白质、小分子药物)之间的复杂相互作用网络有利于新型分子的设计与性质预测。通过网络分析已有药物的靶标,可以预测药物在其他疾病中的用途;通过分子动力学模拟药物在分子网络中的作用路径,可以识别最佳的药物组合,提高治疗效果;通过分析残基相互作用网络,可以预测蛋白质的功能和折叠路径等。目前,DeepMind<sup>[273-275]</sup>已经在药物、蛋白质设计方面取得了巨大进展,大大缩短了人类发现、设计新型药物的时间,提高了疾病治疗,蛋白质结构设计的效率。

#### 2.5 合作博弈与社会学习

合作博弈理论为人工群智提供了理论基础,帮助构建有效的协同策略和机制,优化集体决策和资源分配。通过合作博弈理论,可以深入分析和理解社会合作协同、公共资源分配、国际关系联盟等多方面的复杂合作机制。本节首先介绍合作博弈和社会学习理论,并阐述了基于合作博弈与社会学习理论的人工群智系统映射,最后展示几个潜在的应用方向。

### 2.5.1 合作博弈理论

合作博弈理论作为一种研究多个决策者之间合作行为的数学工具,在人工群智中具有重要的应用和理论意义。在合作博弈中,个体之间追求共同的目标,通常通过分配资源、权利或利润来实现。合作博弈强调博弈过程中的合作、谈判和协商,以实现合理的分配和共赢的结果<sup>[276-277]</sup>。因此,合作价值、核心以及博弈关系的长期稳定性会对参与的合作者以及多方合作的过程产生重要影响。合作价值,也称为合作收益,它是合作博弈中的一个核心概念,涉及合作博弈的最终目标:为合作的参与者分配资源、权利或利润,以确保达到一种公平和合理的结果。合作价值通常以数值方式表示,反映了合作参与者在博弈中所能够达到的总效用的最大值。简而言之,它代表了合作的“总奖励”。在博弈的过程中,合作价值是一种基准,参与者试图通过谈判和协商来实现或接近这一价值。合作价值的计算通常依赖于博弈的具体规则和参与者的贡献,这些规则可以是合作博弈理论的一部分。稳定性涉及在博弈中参与者之间的合作关系如何形成和维持<sup>[278]</sup>。稳定性的核心思想是合作参与者不会轻易离开当前的合作集体,因为他们认为这个合作关系对他们是最有利的。稳定性可以分为两种主要类型:核心稳定性和亚稳定性。核心稳定性是指博弈的解决方案位于核心内<sup>[279]</sup>,没有参与者有动机离开。换句话说,核心内的解决方案是稳定的,因为没有合作参与者愿意离开核心以获得更有利的结果。这意味着核心内的解决方案对于所有合作参与者都是公平和可接受的,没有人会感到不满或试图背离这些解决方案。核心通常被用来评估博弈的公平性和有效性。亚稳定性(纳什稳定性)是指博弈的解决方案是纳什均衡的,即没有参与者有动机单方面改变策略。稳定性概念在博弈论中用于确定哪些博弈结果是可行且可接受的,以及如何构建持久的合作关系。

为了更进一步地优化合作博弈中的策略和探索稳定的合作关系,研究者从几个方面展开了对合作博弈的研究。合作博弈的解:这一研究主题关注如何找到合作博弈的最优解,以确保资源、权利或利润的公平分配。合作博弈的解决方案通常包括确定参与者应该如何合作,以最大化他们的总效用或利益。研究者致力于开发数学模型、算法和方法,以解决不同类型的合作博弈,确保结果的公平性和合理性。在这一领域的研究中,经典的解决方法包括合作博弈的核心和纳什博弈的解。此外,还涌现了许多复杂的合作博弈解决技术,如 Shapley 值<sup>[280]</sup>、合作博

弈的稳定集合<sup>[281]</sup>等。研究者还关注合作博弈的计算复杂性,即找到解决方案的算法效率问题。动态的合作博弈:这一研究主题关注合作博弈的演化和变化,特别是参与者之间的合作关系如何随着时间而发展<sup>[282]</sup>。合作博弈往往不是一次性的事件,而是在一段时间内不断演变的过程。因此,了解合作博弈的动态性质对于理解合作博弈中的稳定性和效率至关重要。研究者在这一领域研究合作博弈的动态博弈、演化博弈和重复博弈。他们关注合作关系的建立、维护和破裂,以及博弈参与者如何根据信息和经验调整策略。这些研究有助于理解社会和经济系统中的长期合作和竞争关系。博弈中的联盟和合作策略:这一研究方向关注在多方博弈中,参与者如何形成联盟和制定合作策略,以达到共同的利益<sup>[283]</sup>。研究者探讨在博弈中,个体或团队如何选择合作伙伴,以最大化其收益或实现特定的目标。这包括分析博弈中的合作稳定性、联盟的形成和分裂策略、合作成本与效益的权衡等方面。研究联盟和合作策略有助于理解在竞争激烈的环境中,参与者如何通过合作来提高竞争力,以及联盟如何在不同情境下形成和解散。这一领域的研究对于战略管理、产业组织和国际贸易等领域的决策制定具有重要意义。通过深入分析联盟和合作策略,可以为企、组织和政府提供更好的战略指导。

### 2.5.2 社会学习理论

社会学习是一种人类学习过程,其中个体通过观察、模仿、互动和体验来获取新知识、技能和行为。

这种学习方式依赖社会环境和他人的经验,以发展和改进个体的认知和行为。因此,观察学习环境和他人经验并与之互动,从而自我调节是非常重要的。观察学习,或称模仿学习,是社会学习的核心机制之一<sup>[284]</sup>。它涉及个体通过观察他人的行为、言语、动作或其他表现方式来学习新的知识、技能、行为模式或价值观。

在观察学习中,个体尝试模仿或复制他们观察到的内容,以达到类似的结果<sup>[285]</sup>。观察学习通常包括以下几个步骤。关注,即个体选择关注特定的模型或情境,并集中注意力以获取信息。保持记忆:个体努力记住观察到的内容,包括细节和步骤。模仿:通过模仿,个体试图在自己的行为中重现他们所观察到的内容。反馈和调整:模仿者接收来自自己和他人的反馈,以调整和改进模仿的行为。观察学习在教育、技能培训、文化传承和社交行为中都发挥着关键作用。它是儿童学习的重要方式,也在医学、艺术、体育和手工艺等领域中广泛应用。

除了观察之外,个体也需要与环境和其他人进行互动,互动是社会学习的关键组成部分,它强调了个体与他人之间的交流、合作、竞争和分享经验。互动提供了一个平台,使个体能够交换知识、观点和信息,并通过互动来塑造自己的认知和行为<sup>[286]</sup>。社交互动可以包括各种形式,从简单的对话和合作到复杂的社交网络和群体活动。这些互动有助于个体理解他人的观点、学习新的信息、解决问题和调整自己的行为。互动在教育、团队合作、组织发展、文化交流和社交网络中都发挥着重要作用。社交媒体和在线社区也为互动提供了新的平台,促进了全球范围的交流和协作。

除了观察环境和与外界互动以外,自我调节也是社会学习的一个重要组成部分,它指的是个体的能力来监控、评估和调整自己的学习和行为<sup>[287]</sup>。自我调节涉及个体反思自己的行为和学习过程,识别问题和改进点,并采取措来提高自己的表现。善于自我调节的个体更有可能积极参与学习和挑战。自我调节在教育、职业发展、运动、艺术和心理治疗等领域中发挥关键作用。个体通过提高自己的自我调节能力,可以更好地实现自己的目标和潜力。

目前,社会学习理论的一些主要研究主题有如下几个方面。机器学习中的社会学习算法:机器学习中的社会学习算法关注如何将社会学习原理与计算机科学相结合,以改进机器学习系统的性能和适应性。研究者探讨了如何使机器能够从人类用户、其他计算机系统或环境中获取知识和信息,以改进其学习和决策过程<sup>[288]</sup>。这包括通过观察和模仿人类用户的行为来提高智能系统的性能,以及通过社交互动和信息传递来优化机器之间的协作。它还可以涵盖强化学习中的社会学习概念,使机器能够更好地从环境中学习和改进。对机器学习中的社会学习算法的研究有助于提高机器学习系统的自适应性、智能性和用户体验,对于人工智能、自动化、机器人学的发展具有重要意义。群体协作和决策:群体协作和决策研究关注的是个体如何在群体中学习、合作、共同解决问题和制定决策。这个领域的研究着眼于群体动态,研究个体在协作中的互动方式、沟通和协作策略<sup>[289]</sup>。此外,它还研究了群体决策的过程,包括多数规则、共识建立和决策分工。群体协作和决策的研究有助于优化团队工作、提高组织绩效、改进政策制定和解决复杂社会问题。它在管理学、组织心理学、政治科学和团队协作中发挥着关键作用。社会学习赋能的计算机学习与决策:该领域关注如何利用社会学习原理来改进计算机系统的学

习和决策能力,使它们能够更好地理解和参与人类社会互动。该方面研究包括模拟社交情境,让机器能够与人类用户或其他机器进行社交互动<sup>[290]</sup>。这包括对话系统、虚拟助手、社交机器人和情感识别系统等应用。研究者探讨了如何让机器理解和模仿人类社交行为,以更好地适应人类用户的需求。这还涉及通过社交互动来提高机器的学习效率,使其能够从人类用户中获取知识和反馈。该领域的研究对于改进人机交互、提高虚拟助手的智能性和改善用户体验具有潜在价值。它在计算机科学、人工智能、人机交互和自然语言处理领域有着广泛的应用前景,可以用于开发更具社交智能的计算机系统,提高其与人类之间的互动和协作水平。这对于未来的智能计算机和机器人技术的发展有重要作用。

### 2.5.3 基于合作博弈与社会学习的人工群智系统映射

基于社会合作与学习的人工群智系统映射主要分为两方面。

1)合作博弈理论应用于群智能体系统构建方面,在没有中心决策者的情况下完成任务。在群智能体系统下,每个个体都是自私且理性的,多智能体合作博弈理论可以帮助群智能体系统在没有中心决策者提供决策的情况下自主地达到稳定的状态或形成稳定的联盟。AKYILDIZ 等<sup>[291]</sup>通过将每个传感器节点视为一个智能体,通过构建群智能体系统,并运用合作博弈理论达到传感器节点之间的合作和资源共享以实现高效的数据收集和处理。在群机器人集群中通过合作博弈可以在不获取其他智能体行为的情况下进行资源分配、任务分工和协同决策<sup>[292-293]</sup>。DAYLAMANI-ZAD 等<sup>[294]</sup>使用蜜蜂的群体智能,采用合作博弈理论让实时战略游戏中的智能体自主协作。人类社会特有的“间接互惠”机理,在互联网工程中被形式化为大规模分布式信誉系统。RESNICK 等<sup>[295]</sup>在 CACM 提出的声誉系统原理指出,在线平台通过收集、分发与聚合交易反馈,能够在重复交易但非重复匹配的市场中抑制道德风险并减少逆向选择。以 eBay 为代表的平台实践显示,双向互评机制能够形成可被检索的声誉画像,并对后续交易表现具有预测性。在 Airbnb 等共享住宿平台中,互评与双盲评论等机制设计也被证明会影响评论供给与评价行为,从而改善陌生人交易中的信任形成。

2)社会学习理论应用于群体社交网络方面,帮助人们理解个体如何通过互动和信息传播在群体社交网络中相互影响和学习,这对于群体社交网络动

态和信息传播的解释至关重要。此外,社会学习理论还可以应用于改进多智能群体和人群之间的交互方式<sup>[296]</sup>。通过观察和模仿其他成员的成功策略,个体之间可以更好地协同工作<sup>[297]</sup>。人类的“模仿成功者”策略在复杂金融网络工程中展现了显著的适应性。MIT 媒体实验室利用全球最大的社会化交易平台 eToro 的真实数据,分析了数百万次交易行为,发现个体的投资绩效与社会信息流结构呈倒 U 型关系<sup>[298]</sup>:即适度模仿的交易者绩效最优。实证数据显示,利用 eToro CopyTrader 机制进行适度社会学习的用户,其投资回报率比完全孤立的交易者更高<sup>[299]</sup>。SALGANIK 等<sup>[300]</sup>探索了群体社交网络中社会学习如何影响每个个体的购买决策和市场动态,以更好地推荐产品。BAKSHY 等<sup>[301]</sup>研究了群体社交网络中每个个体信息是如何传播的,包括一些社交媒体上的观点如何在群体间进行扩散。这些研究有助于更好地理解信息传播、意见形成和决策过程,以优化系统性能和群体之间的互动。

2.5.4 合作博弈与社会学习理论的潜在应用

合作博弈理论和社会学习理论已经在机器学习、群体决策等多个领域进行了应用。然而,本团队认为,合作博弈和社会学习理论还可以在以下两方面进行更多的应用。

1)合作博弈理论在车辆协作中:近年来,随着移动和传感器技术的进步,研究者在开发出租车司机的智能应用方面做出了大量的努力,这为提高利润和工作效率提供了有益的指导<sup>[302]</sup>。然而,对出租车司机内部潜在社交互动的关注范围有限,而共享驾驶行为模式的相应社交学习机制在很大程度上被忽视了。因此,合作博弈理论可以应用在车辆协作之中影响出租车司机的驾驶行为,提升自动驾驶汽

车、物流管理、分布式传感器网络等方面的整体效率。HUI 等<sup>[303]</sup>通过合作博弈理论在车辆群体之间构筑合作模型,提供了一种高效的协作和分布式自动驾驶方案。HALABI 等<sup>[304]</sup>将合作博弈理论运用于人与车辆之间,使得人类驾驶员与车辆系统合作交互,更好地进行自动驾驶。

2)社会学习理论在人机交互中:社会学习理论可以用于个性化用户界面设计,以更好地满足用户的需求和偏好。通过分析用户的行为和互动模式,系统可以自动调整界面布局、颜色方案、字体大小等,以提供更符合用户口味的界面。这可以提高智能体与用户的互动质量,使人机交互更加生动有趣。例如,系统可以学习用户的习惯,以便更快地满足他们的需求<sup>[305-306]</sup>。社会学习理论可以帮助虚拟助手和聊天机器人更好地理解用户的需求和意图。这些代理可以通过观察和模仿人际互动来提高与用户的互动质量。例如,虚拟助手可以模仿人际对话的方式,提供更自然和有趣的互动,使用户更容易沟通和合作<sup>[307]</sup>。

2.6 文化进化

文化进化理论为人工群智的发展提供了重要的理论基础与灵感来源,特别是在如何设计能够促进知识创新、信息传播和社会学习的算法机制方面。文化传承的机制、文化多样性的作用以及推动文化演变的动力学模型均可映射并应用于构建更为高效、自适应性更强的人工群智系统。

2.6.1 文化进化理论

文化进化理论是一种探索文化元素如何随时间演化和传播的理论框架。如图 3 所示,文化进化关注文化现象的传递、影响以及文化元素如何在社会中塑造和变化。

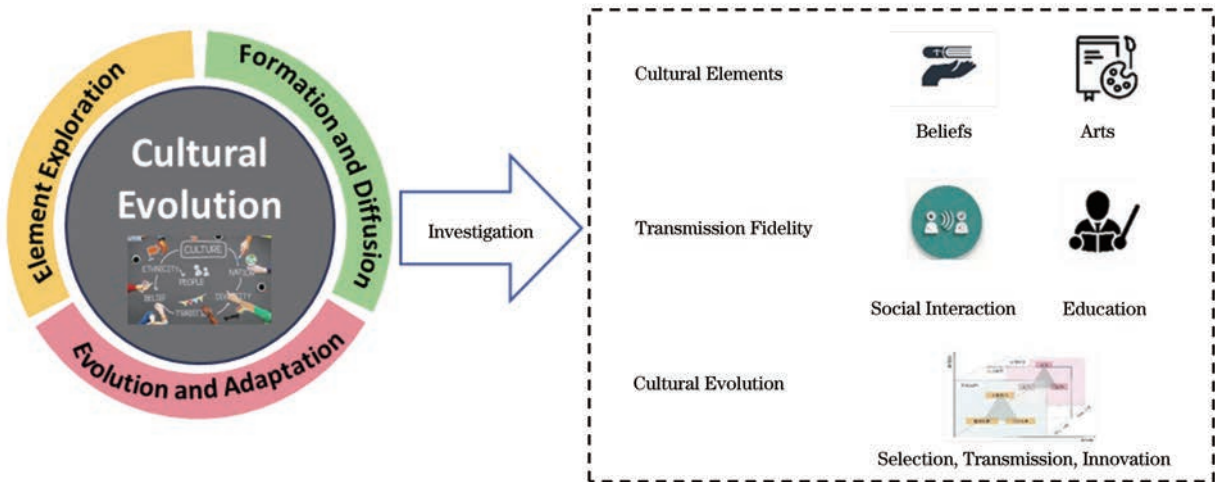


图 3 文化进化

Fig.3 Cultural evolution

文化元素是文化的基本构建块,包括价值观、信仰、习惯、技术、艺术、语言、乐曲等<sup>[308]</sup>。这些元素代表了一个社会或群体的共享知识和经验,它们可以传达文化的特征和身份。文化元素可以是具体的,如特定的传统仪式,也可以是抽象的,如社会中的共享价值观。文化元素是社会成员之间交流和传递文化信息的载体,它们在文化的形成和传播中起到了关键作用。

文化传递是指文化元素如何从一代传递到下一代的过程<sup>[309]</sup>。这个过程可以通过多种方式进行,包括口头传统、书面记录、教育和社交互动。文化传递可以发生在家庭、学校、社区和媒体等各种社会环境中。重要的是,文化传递不仅仅是简单的信息传递,它还涉及文化元素的解释、演绎和再创造,以适应不同文化背景和时代的需求。这一过程塑造了文化的稳定性和变化性。

文化演化机制是指导文化变化的原则和规则。这些机制包括选择、传播、创新和遗传等<sup>[310]</sup>。选择机制涉及文化元素的竞争和适应性,其中一些元素可能因其在特定环境中的适应性而被选择并传播。传播机制解释了文化元素如何在社会中传播,包括社交学习、模仿和传媒。创新机制涉及新文化元素的产生,这可以是新思想、新技术或新艺术形式的创造。遗传机制则指的是文化元素通过时间的传承,保留了特定的文化传统<sup>[311]</sup>。文化演化机制共同作用,塑造了文化的演化轨迹和多样性。这 3 个关键概念相互交织在一起,帮助人们理解文化是如何形成、传播和演化的。文化元素作为文化的构成部分,文化传递将文化传给下一代,而文化演化机制则驱动着文化的演化和变化。这些概念的理解有助于人们深入研究文化进化理论,并在不同领域中应用这些理论来解决复杂的社会和技术问题<sup>[312]</sup>。例如,在计算智能领域,文化进化理论被映射为文化算法(Cultural Algorithms)的双层进化框架。知识库的更新通过接受函数从种群空间中提取优异个体的经验:

$$\mathbf{B}(t+1) = \text{Update}(\mathbf{B}(t), \text{Accept}(\mathbf{P}(t))) \quad (13)$$

通过式(13)可将人类社会的知识累积过程转化为分布式优化算法中的全局最优解搜索机制<sup>[308]</sup>。

目前,关于文化进化理论的研究主题可以大致总结为 3 个方面。1)文化元素的影响和适应性,该研究方向主要研究文化元素如何影响群体的行为和决策,以及在不同文化环境中的适应性<sup>[313]</sup>,该研究方向可以探讨文化元素如何塑造社会规范、信任机制和价值观,以及它们如何影响群体决策的模式和

结果。研究还可以考查如何通过计算方法来识别和理解不同文化中的行为差异,以促进跨文化交流和合作,这有助于改进智能系统的文化感知和适应性设计,以更好地满足用户的需求和期望。2)文化传播模型的仿真建模,该方向研究如何使用计算机模拟文化元素的传播和演化过程。这包括开发数学模型和计算模拟工具,以了解文化元素在群体中如何传播、传递和变化<sup>[314]</sup>,这些模型可以用于研究社交媒体上的信息传播、虚拟社区中的文化互动,以及文化元素在数字环境中的适应性演化。通过计算建模,可以更好地理解文化传播的规律,预测文化元素的演化趋势,并优化文化元素的传播策略。3)跨文化适应性和智能系统,该领域研究如何将文化进化理论应用于设计智能系统,使它们能够适应不同文化背景的用户和环境<sup>[315]</sup>,这包括文化感知的计算方法,以识别用户的文化特征和需求,以及智能系统的文化敏感性设计,以提供个性化的服务和体验,这个研究方向涵盖了虚拟助手、在线教育、多语言支持和跨文化沟通等应用领域,有助于提高智能系统的文化适应性和用户满意度,这些研究主题将文化进化理论与计算机科学相结合,为解决与文化、群体协作和智能系统相关的问题提供了新的视角和方法,通过深入研究这些主题,可以更好地理解和利用文化元素在人类群智中的作用,从而推动人类群智和计算机领域的创新和发展。

## 2.6.2 基于文化进化的人工群智系统映射

1)文化进化理论应用于群体协作平台构建方面,帮助理解知识是如何在平台上和个体之间进行传播,并如何影响个体的。例如,开源软件社区平台是一类典型的人工群智系统,其中程序员通过共享和学习彼此的代码来协同开发软件,文化进化理论可用于解释开源社区中的知识传播和演化<sup>[316]</sup>。人类独有的“累积文化进化”机理——即在他人成果基础上进行增量改进,在软件工程领域体现为基于大语言模型(LLM)的代码生成系统。典型的工程案例是 GitHub Copilot,它并非从零创造,而是基于全球开源社区积累的数十亿行人类代码(文化知识库)进行概率重组与预测。GitHub 与 Microsoft 的联合实证研究表明,使用 Copilot 辅助工具的开发者在完成 Web 服务器编码等任务时,所需时间大幅缩短<sup>[317]</sup>。在推荐平台方面,研究者 VIG 和 ATREY 在在线推荐系统中,通过文化进化理论研究用户群体如何通过学习影响彼此的偏好,并依此设计群体协同过滤算法以预测和推荐个性化的产品或内容<sup>[318]</sup>。此外,在线众包平台(如 Amazon Mechanical

Turk)依赖于大规模的人工协作,文化进化理论有助于理解任务分工、反馈机制和学习如何影响众包者的决策和表现<sup>[319]</sup>。

2)文化进化理论在社会群智决策和管理中发挥着重要作用,帮助人们理解社会群体如何协同决策、管理资源和解决复杂问题,尤其是在多样性和不确定性的情境下。例如,文化进化理论可以应用于协同创新和新产品开发,帮助组织理解不同文化和价值观如何影响团队的决策过程,以更好地促进创新<sup>[320]</sup>。此外,它可用于解释社会群体在环境和资源管理中的决策,如气候变化适应策略和可持续发展计划,以促进合作和资源分配的最佳实践<sup>[321]</sup>。文化进化理论还可用于分析政治决策和多边协议的形成,为国际合作和政策制定提供有力的洞察<sup>[322]</sup>。这一理论不仅帮助人们理解社会群智决策的根本机制,还为社会科学、组织管理和政策制定提供了有益的指导。

### 2.6.3 文化进化理论的潜在应用

文化进化理论已经在推荐系统、文化演化建模等多个领域进行了应用。然而,本团队认为,文化进化理论还可以在 3 个方面进行更多的应用。

1)文化进化理论在种群行为预测中:文化进化理论是人口学、人类生态学和许多其他学科研究的自然组成部分<sup>[323]</sup>,因此可以采用文化进化的抽象模型对人类种群乃至自然种群的行为进行模拟和预测。最近的一些研究中包括了对种群行为预测的初步探索,其中深潜系统的设计初衷是利用人工智能和虚拟现实技术预测古代旧石器时代遗址的位置<sup>[324]</sup>。该项目聚焦于连接现在的密歇根州和加拿大的陆桥区域。在末次冰盛期,从公元前 1 万年到公元前 8000 年,该陆桥曾暴露于海平面之上,成为驯鹿群的重要迁徙通道。该研究基于“驯鹿迁徙路线即猎人活动路径”的假设,运用人工智能路径规划方法,模拟驯鹿在陆桥上随时间推移可能采取的迁徙路线,并进一步探讨了鹿群规模对迁徙路径选择的影响。

文化进化算法使用了 3 种鹿群行为模型,针对不同规模的鹿群,为每种鹿群模型生成最优值。FESSLER 等<sup>[325]</sup>从互联网上收集的城市传说样本和从世界文化代表性集合的民族志中获得的超自然信仰样本,模拟并预测了文化内容失衡,表明对危险的信仰在两者中都占主导地位。

2)文化进化理论在种群遗传信息传递中:最近的一篇综述<sup>[121]</sup>强调了文化和遗传信息传递之间惊人的相似性。特别地,通过自然选择进化的大多数

特征(变异、选择压力和遗传性)是由文化选择共享的。然而,一个关键的区别是,获得的文化特征是可以传递给下一代的<sup>[326]</sup>。通过分析遗传信息传递中文化进化的作用,对文化进化抽象建模来反推遗传基因的进化模型,或许是将来一个可行的研究方向<sup>[327]</sup>。

3)文化进化理论在虚拟世界设计中:这一潜在应用方向涉及将文化进化理论用于设计和管理虚拟世界、多人在线游戏和虚拟社交平台。虚拟世界是计算机生成的环境,人们可以在其中互动、创造、社交和合作。文化元素在虚拟世界中扮演了重要角色,包括虚拟社群的形成、语言和符号的使用、社交规范和用户生成内容。应用文化进化理论可以帮助虚拟世界设计者更好地理解虚拟文化的演化和传播,从而改进虚拟世界的用户体验、社交互动和内容生成。这可以包括文化元素的虚拟进化、社群协作的促进以及虚拟经济的管理,以使虚拟世界更具吸引力和可持续性,吸引更多的用户参与和互动。

## 3 未来挑战与展望

第 2 章描述了从人类群智到人工群智的通路,但进一步构建高效的人工群智系统仍需要:一是对复杂社群中的群智机理进行更可解释、可检验的挖掘;二是在大模型多智能体等新范式下,探索稳定、可信且可控的涌现机制;三是进一步探索人工群智系统的构建方法,形成从“机制提出”到“验证与落地”的闭环。

### 3.1 社群智能机理挖掘

在当今的人类社会中,城市交通网络、电力网络等复杂系统通常可抽象为复杂网络,同时网络系统中的异构智能设备,也随着智能化、高效能和高鲁棒性的需求增加而天然依赖群体智能的进一步涌现<sup>[328]</sup>。具体来说,在复杂网络中,利用网络动力学分析控制系统和网络的性能与演化过程,然而目前的应用都需要对网络动力学进行精确的建模,但对于全球贸易网络这类无法精确建模或网络动力学机制不清的情况下,便无法对这些复杂系统进行有效控制。一些现有研究试图利用数据驱动的方法解决上述问题,即利用数据集对网络施加刺激,从而了解不同网络的反应模式。这一过程利用了群体的智慧,然而这种离散的应用仍然缺乏具体的群智机理指导,对网络演化情况的建模分析仍缺乏进一步的挖掘。

在异构智能体参与的分布式协作任务中,存在

传统决策模型难以解决的挑战,这些挑战主要源于智能体之间在资源、设备、感知能力上的差异,导致它们具有不同的偏好和能力限制<sup>[329]</sup>。同时,智能体的偏好也会动态变化,目前的决策模型缺乏在动态环境下对不同智能体偏好(如能源、功能)的有效描述,并缺少赋予群体智慧的协同和决策方法<sup>[330]</sup>。前期的一些工作,例如通过构建聚类分析、关联规则等规则优化模型在动态环境中实时分析智能体的偏好并作出共识决策,抑或仿照生物系统中许多具有高度分布式和自组织性质的机制设计优化算法,如蚁群算法和遗传算法。这些算法通过模仿蚁群在寻找食物和建立路径时的行为,或者模拟自然选择来解决优化问题。然而,这些基于规则的群体缺少类人的泛化能力,面对环境或任务发生改变的情况下难以动态地进行演化和知识的迁移。

因此,在人类社会群智机理的指导下,通过将群体行为规律与网络控制、异构智能群体相结合,以涌现出类人的智慧,实现对复杂系统的自适应控制,从而提高系统的性能和鲁棒性。后续研究可进一步围绕“网络结构-交互-响应”的对应关系,提炼更可复用的机理要素,并在可控扰动或跨场景数据对齐中检验其稳定性,以支撑从现象归纳走向可解释、可迁移的群智机理建模。在未来,无论是城市交通网络、电力网络的智能化、高效化的网络管理和运营,抑或是结合机器学习和数据挖掘技术,为群智能体决策

提供更准确、更智能的支持。人类社会群智机理都将有助于提高系统群体的效率和质量,促进群体成员之间的合作与协调,为人工智能、社会管理等领域带来重要的应用和研究价值。

### 3.2 人工社群智能涌现

现有的人工智能研究中,认知科学家和计算机科学家大多将智力作为一种缺乏社会背景的单一主体的属性,对个体智能的人工重塑已取得了长足发展,但是这忽视了智能的社会属性,如何借鉴人类社会群体智能,构建下一代基于群体的人工社群智能仍是一个有挑战的问题。

作为人工智能前沿进展的 LLM 展示出了与人类社会群智机理结合并构建人工社群智能的潜力。如图 4 所示,基于 LLM 的智能体在虚拟沙盘环境中模拟人类行为,规划日程、传递信息甚至组织活动,表现出了一定的群体智能<sup>[331]</sup>。LLM 可以在语言生成的过程中推断智能体所持有的信念、欲望和意图从而产生像人类一样的话语,从而支持在这些模拟中的智能体被观察到比传统模拟方式表现出的更复杂的社会行为。例如,智能体可能表现出复杂的认知、情感和性格甚至是展现出共识形成、利他合作、协作创新等团队合作现象<sup>[332-334]</sup>。因此,通过构建此类人工社群模拟,有助于通过仿真模拟的方式为人类社会群智涌现中的机理和机制的挖掘提供实证研究平台,验证或挖掘新的群智理论。

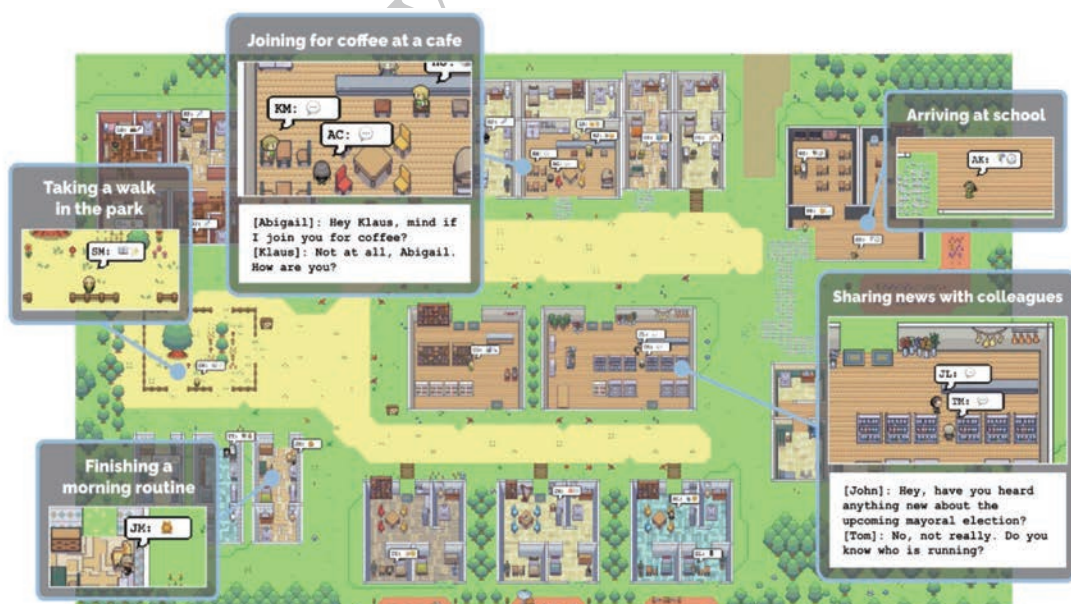


图 4 基于 LLM 的人工社群模拟——“斯坦福小镇”

Fig. 4 Simulation of artificial communities based on LLM—'Stanford Town'

在群体决策层面,WANG 等<sup>[335]</sup>构建了名为硅基法律(Law in Silico)的基于 LLM 的智能体社会,模拟了包含个体决策和立法、裁决及执法等制度机

制的法律场景,重现宏观层面的犯罪趋势,并提供与现实世界观察相符的洞见,为验证法律理论和发展法律社会提供支持。在群体智慧方面,YANG

等<sup>[336]</sup>通过比较人类和 LLM 投票行为的仿真实验模拟了群体表决行为,发现了 LLM 智能体在集体决策中在决策结果、一致性和偏好方面呈现出与人类选民的显著差异,并探索了使 LLM 智能体行为更接近人类行为的策略。在文化演化与传播方面,ACERBI 等<sup>[337]</sup>基于传递链实验的研究模拟了信息在智能体网络中的迭代传递过程,发现了大模型在传播中表现出与人类一致的“内容偏好”,即倾向于保留高情感唤起、强社会属性以及反直觉的信息,揭示了文化模因筛选的深层认知机理。此外,生成式 AI 在人类学习领域的实证研究<sup>[338]</sup>表明 LLM 有望通过扩展个性化支持、丰富学习材料、提供及时反馈和创新评估方法等方式来重塑人类的学习方式。这些工作共同证明大模型已经为研究群智机理提供了全新的计算社会科学范式。

面对日益复杂的工程系统与决策空间,单纯依赖单一模型的计算能力已触及瓶颈。将人类群智的微观机理(如群体分工、共识形成、社会规范)映射到大模型多智能体系统中,模拟具有不同背景、能力和经验的智能体,构建社会化人工智能,成为解决交通管控、网络治理及软件工程等复杂问题的关键路径。在协同机制设计上,引入社会学习与集体规范被证明能显著促进 LLM 群体的合作水平,通过模拟人类社会的奖惩机制,有效抑制了系统内的非合作行为<sup>[339]</sup>。同时,社会对齐框架的应用有效促进了 LLM 生成符合人类期望并与共同价值观相符的响应<sup>[340]</sup>。这种群智机理与 LLM 的融合范式已在多个领域实现工程落地。在智能交通领域,SurrealDriver 框架<sup>[341]</sup>利用生成式智能体模拟了城市环境中的人类驾驶员行为,验证了具备社会理解能力的智能体在处理复杂路口时的鲁棒性<sup>[342]</sup>;在推荐系统中,Agent4Rec 等工作通过构建高保真的推荐系统用户模拟器,实现了对用户画像的精准复刻,并探索智能体与用户个性化偏好之间的一致性和偏差<sup>[342-343]</sup>;在软件工程领域,借鉴人类团队的分工与辩论机制,多智能体协作开发也进一步被验证能显著提升代码生成的质量与逻辑一致性<sup>[344-346]</sup>。

扩大模拟中的智能体数量、减少大模型幻觉干扰是人工社群模拟研究中有挑战性的问题。目前的研究主要涉及有限数量的智能体,而扩大模拟群体规模以模拟更大更复杂的社会面临着计算开销大、信息传递复杂失真、群体幻觉和谬误等问题。一个更可操作的方向是将“涌现质量”用可量化指标刻画,例如在相同任务设置下比较群体性能相对独立个体基线的增益、收敛速度、多样性保持程度,以及

错误信息的传播深度与纠错率,从而更客观地评估规模扩展下的稳定性与可信度。

然而,仅仅简单地基于 LLM 进行人工社群模拟,并不意味着构建了人工社群智能。构建人工社群智能仍需要在充分发挥个体智能的基础上进一步促进群体智能的涌现。已有一些工作从社会学习、文化进化和集群创新等不同角度尝试构建人工社群智能,提供了一些潜在的技术路径。一些工作通过人工智能算法重现了社会学习策略的涌现现象<sup>[11,347]</sup>。HA 等<sup>[348]</sup>指出社会学习可以通过深度强化学习搜索最优启发式而自发出现,而没有任何明确的指导或对系统的先验知识。相反,另一些工作则尝试引入并优化社会学习机制以提升现有人工智能算法的表现<sup>[297,349]</sup>。

一些工作展示文化进化在人工通用智能的发展中发挥作用的可能。DUÑEZ-GUZMÁN 等<sup>[350]</sup>认为人工智能发展的瓶颈正在从数据同化转向新的数据生成。自然智能通过集体生活、社会关系和主要的进化转变,在相互作用的主体网络中以多个尺度出现,这些机制通过人口压力、军备竞赛、马基雅维利选择、社会学习和累积文化等机制生成新的数据。整合这些机制,有望通过正在进行的新数据生成,提供一条类似人类的复合创新的途径。BRINKMANN 等<sup>[123]</sup>观察到人类文化的转变及其演变为机器文化的趋势,即由机器中介或直接产生的文化。智能机器同时改变了变异、传播和选择的文化进化过程:推荐算法正在改变社会学习的动态,聊天机器人正在形成一种新的文化传播模式。此外,智能机器正在进化成为产生文化特征的贡献者。智能机器将通过其对文化的 3 个达尔文属性(变异、传播和选择)的影响,对文化进化产生变革性的影响。BHOOPCHAND 等<sup>[124]</sup>通过以少镜头的形式模仿的方法,提供了一种在人工智能媒介中产生文化传播的方法,可以在不使用任何预先收集的人类数据的情况下,使智能体成功地在新的环境下实时模仿人类。COLAS 等<sup>[351]</sup>认为若想设计出能通过自主产生并追求目标来学习新技能、具有内在动机的智能体,一个重要前提是将其沉浸到丰富的社会文化环境中,而这被现有工作所忽视。通过语言的结构和信息内容可以将智能体与他人互动内化并将其转化为认知工具,展示使用语言模型作为支持人工认知发展的文化模型的研究前景。

### 3.3 人工群智系统构建

人类社会中的合作博弈、社会学习以及文化进化等理论有望推动智能交通、集群机器人等涉及集

群内个体任务分配、协作的人工集群系统进一步发展。

虽然目前已经有一些研究者开始将合作博弈、社会学习等理论应用于集群机器人等人工集群系统<sup>[352-353]</sup>,但是提出的群体机器人社会学习算法只通过重复对新的行为策略的引入、传播和改进的过程来实现人工集群社会的初步构建。与人类社会相比,这种人工系统是相对比较粗糙的,因为所构建的人工集群中的所有智能体在物理构造和策略逻辑上都是相同的,这意味着集群中所有个体都是相同的,当接受到相同的感官刺激时,不同个体会作出相似的决策。为了更好地构建具有自适应和自演化等特性的人工集群系统,应该使人工集群系统具有更加复杂的社会结构<sup>[354]</sup>。例如,在社会学习中引入多层次的社会结构来实现合作和分工,通过引入物理硬件上不同类型的智能体,并使用领导者选择、合作伙伴选择等算法来构建复杂社会结构可能有利于集群机器人处理具有挑战性的复杂环境问题。同时,目前单体智能体的行为决策也仅限于显式的交互规则,导致其在群体中表现得行为较为单一。通过引入更多的认知决策(例如赋予智能体共享意图或推理等类人能力)使得智能体表现出更复杂的协调行为,从而涌现出更加灵活、微妙的互动模式和社会行为<sup>[355]</sup>。从工程验证角度,可将同质与异质、平面与分层、显式规则与认知增强作为对照变量,在相同任务下比较任务成功率、鲁棒性与协作开销,从而获得可迁移的设计结论。

此外,在现代城市交通系统中,合作博弈与社会学习的结合将为自动驾驶技术带来深远的应用展望。在交通管理方面,合作博弈的机制可以使自动驾驶车辆智能协同规划路径、交叉行驶以及应对快速变化的交通情境,提高整体交通效率,降低拥堵和事故风险。同时,社会学习的理念将赋予车辆群体自动驾驶系统更强大的学习和适应能力,通过观察其他个体的行为,系统能够逐渐提高对不同驾驶情境的理解和反应速度,提高整体交通系统的安全性和可靠性。这将推动自动驾驶系统向更智能的方向迈进。通过合作博弈机制实现信息共享,形成更为紧密的协同网络,以提高整体交通系统的智能化水平。同时,社会学习使得车辆能够从实际交互中获取经验,不断优化自身的决策策略,适应城市环境中的复杂、多变情况。最终构建更加安全、高效、智能的交通生态系统,引领社会迈向更智能和便捷的出行方式。

## 4 结束语

本文对人类社会群智涌现现象、机理及映射的工作进行了系统性综述,深入分析了集体行为、群体智慧、共识形成、社会合作、社会学习、知识文化和集智创新等 7 类人类社会群智涌现现象的机制与内涵,构建人类社会群智涌现理论,挖掘人类群智到人工群智的映射机理,并阐述了群智机理驱动的典型人工群智系统及其潜在应用,最后为未来人类社会群智涌现机理研究与人工群智系统的构建的挑战与发展进行梳理与展望。

人类社会群智涌现现象相较于自然界其他生物群智涌现现象有着更为丰富的内涵和复杂的映射机制。人类社会群智涌现机理及其映射机制可以指导众包协作平台、群智能体和模拟社会等人工群智系统的构建。未来,随着对人类社会智能机理的进一步挖掘以及基于大模型等前沿技术的人工社群智能的增强,智慧城市、网络安全和群体机器人等应用将受益于人类社会群体智能的启发和驱动。

## 参考文献

- [1] MATARIC M J. Designing emergent behaviors: from local interactions to collective intelligence [C] // Proceedings of International Conference on Simulation of Adaptive Behavior. Cambridge, USA: MIT Press, 1993: 429-438.
- [2] 郭斌, 刘思聪, 於志文. 人机物融合群智计算 [M]. 北京: 机械工业出版社, 2022.  
GUO B, LIU S C, YU Z W. Crowd intelligence with the deep fusion of human, machine, and things [M]. Beijing: China Machine Press, 2022. (in Chinese)
- [3] YANG X S, DEB S, ZHAO Y X, et al. Swarm intelligence: past, present and future [J]. Soft Computing, 2018, 22(18): 5923-5933.
- [4] DORIGO M, THERAULAZ G, TRIANNI V. Swarm robotics: past, present, and future [J]. Proceedings of the IEEE, 2021, 109(7): 1152-1165.
- [5] PARK R E. Human nature and collective behavior [J]. American Journal of Sociology, 1927, 32(5): 733-741.
- [6] SEITZ M J, TEMPLETON A, DRURY J, et al. Parsimony versus reductionism: how can crowd psychology be introduced into computer simulation? [J]. Review of General Psychology, 2017, 21(1): 95-102.
- [7] VAN HAERINGEN E S, GERRITSEN C, HINDRIKS K V. Emotion contagion in agent-based simulations of crowds: a systematic review [J]. Autonomous Agents and Multi-Agent Systems, 2022, 37(1): 6.
- [8] JAKLIN N, KREMYZAS A, GERAERTS R. Adding sociality to virtual pedestrian groups [C] // Proceedings of the 21st ACM Symposium on Virtual Reality Software and Technology. New York, USA: ACM Press, 2015: 163-172.
- [9] SEITZ M J, BODE N W F, KÖSTER G. How cognitive heuristics can explain social interactions in spatial movement [J]. Journal of the Royal Society Interface, 2016, 13(121): 20160439.
- [10] HELBING D, MOLNÁR P, FARKAS I J, et al. Self-

- organizing pedestrian movement [J]. *Environment and Planning B: Planning and Design*, 2001, 28(3): 361-383.
- [11] NDOUSSE K, ECK D, LEVINE S, et al. Emergent social learning via multi-agent reinforcement learning [EB/OL]. [2025-09-17]. <https://arxiv.org/abs/2010.00581>.
- [12] BOSINA E, MEEDER M, BÜCHEL B, et al. Avoiding walls: what distance do pedestrians keep from walls and obstacles? [C]//*Proceedings of Traffic and Granular Flow '15*. Berlin, Germany: Springer, 2016: 19-26.
- [13] MOUSSAÏD M, HELBING D, THERAULAZ G. How simple rules determine pedestrian behavior and crowd disasters [J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 2011, 108(17): 6884-6888.
- [14] FUJITA A, FELICIANI C, YANAGISAWA D, et al. Traffic flow in a crowd of pedestrians walking at different speeds[J]. *Physical Review E*, 2019, 99(6): 062307.
- [15] ZHOU B L, TANG X O, WANG X G. Measuring crowd collectiveness[C]//*Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Portland, USA: IEEE Press, 2013: 3049-3056.
- [16] GOLAS A, NARAIN R, LIN M C. Continuum modeling of crowd turbulence [J]. *Physical Review E*, 2014, 90(4): 042816.
- [17] NARAIN R, GOLAS A, CURTIS S, et al. Aggregate dynamics for dense crowd simulation[C]//*Proceedings of the ACM SIGGRAPH Asia 2009*. New York, USA: ACM Prss, 2009: 1-8.
- [18] PATIL S, VAN DEN BERG J, CURTIS S, et al. Directing crowd simulations using navigation fields [J]. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 2011, 17(2): 244-254.
- [19] HELBING D, BUZNA L, JOHANSSON A, et al. Self-organized pedestrian crowd dynamics: experiments, simulations, and design solutions [J]. *Transportation Science*, 2005, 39(1): 1-24.
- [20] SABOIA P, GOLDENSTEIN S. Crowd simulation: applying mobile grids to the social force model [J]. *The Visual Computer*, 2012, 28(10): 1039-1048.
- [21] KIM S, GUY S J, MANOCHA D. Velocity-based modeling of physical interactions in multi-agent simulations [C] // *Proceedings of the 12th ACM SIGGRAPH/Eurographics Symposium on Computer Animation*. New York, USA: ACM Press, 2013: 125-133.
- [22] WEISS T, LITTENEKER A, JIANG C, et al. Position-based real-time simulation of large crowds[J]. *Computers & Graphics*, 2019, 78: 12-22.
- [23] KARAMOUZAS I, SOHRE N, NARAIN R, et al. Implicit crowds: optimization integrator for robust crowd simulation [J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2017, 36(4): 1-13.
- [24] YANG S, LI T, GONG X, et al. A review on crowd simulation and modeling[J]. *Graphical Models*, 2020, 111: 101081.
- [25] TSAI J, FRIDMAN N, BOWRING E, et al. ESCAPES: evacuation simulation with children, authorities, parents, emotions, and social comparison[C]//*Proceedings of the 3rd International Joint Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems*. New York, USA: ACM Press, 2011: 457-464.
- [26] KIM S, GUY S J, MANOCHA D, et al. Interactive simulation of dynamic crowd behaviors using general adaptation syndrome theory [C]//*Proceedings of the ACM SIGGRAPH Symposium on Interactive 3D Graphics and Games*. New York, USA: ACM Press, 2012: 55-62.
- [27] ORTONY A, CLORE G L, COLLINS A. The cognitive structure of emotions [M]. Cambridge, USA: Cambridge University Press, 1988.
- [28] BOSSE T, DUELL R, MEMON Z A, et al. Agent-based modeling of emotion contagion in groups [J]. *Cognitive Computation*, 2015, 7(1): 111-136.
- [29] ALGESHEIMER R, DHOLAKIA U M, HERRMANN A. The social influence of brand community: evidence from European car clubs[J]. *Journal of Marketing*, 2005, 69(3): 19-34.
- [30] HEERE B, WALKER M, YOSHIDA M, et al. Brand community development through associated communities: grounding community measurement within social identity theory [J]. *Journal of Marketing Theory and Practice*, 2011, 19(4): 407-422.
- [31] XIE J R, KELLEY S, SZYMANSKI B K. Overlapping community detection in networks: the state-of-the-art and comparative study [J]. *ACM Computing Surveys*, 2013, 45(4): 1-35.
- [32] KUMAR S, HAMILTON W L, LESKOVEC J, et al. Community interaction and conflict on the Web [C] // *Proceedings of the 2018 World Wide Web Conference*. New York, USA: ACM Press, 2018: 933-943.
- [33] BELÁK V, LAM S, HAYES C. Cross-community influence in discussion fora [C] // *Proceedings of the International AAAI Conference on Web and Social Media*. Palo Alto, USA: AAAI Press, 2012: 34-41.
- [34] HARWOOD J, GILES H, eds. Intergroup communication: multiple perspectives [M]. New York, USA: Peter Lang, 2005.
- [35] TAJFEL H, TURNER J. An integrative theory of intergroup conflict [M]. Oxford, UK: Oxford University Press, 2000.
- [36] CINELLI M, DE FRANCISCI MORALES G, GALEAZZI A, et al. The echo chamber effect on social media [J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 2021, 118(9): 1-8.
- [37] BAIL C A, ARGYLE L P, BROWN T W, et al. Exposure to opposing views on social media can increase political polarization[J]. *PNAS*, 2018, 115(37): 9216-9221.
- [38] TRAN C, ZHELEVA E. Heterogeneous peer effects in the linear threshold model [C] // *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*. Palo Alto, USA: AAAI Press, 2022: 4175-4183.
- [39] CHEN W, YUAN Y F, ZHANG L. Scalable influence maximization in social networks under the linear threshold model [C] // *Proceedings of the IEEE International Conference on Data Mining*. Sydney, Australia: IEEE Press, 2011: 88-97.
- [40] SUROWIECKI J. *The wisdom of crowds* [M]. [S. l.]: Anchor, 2005.
- [41] ECKSTEIN M P, DAS K, PHAM B T, et al. Neural decoding of collective wisdom with multi-brain computing [J]. *NeuroImage*, 2012, 59(1): 94-108.
- [42] EL ZEIN M, BAHRAMI B, HERTWIG R. Shared responsibility in collective decisions [J]. *Nature Human Behaviour*, 2019, 3(6): 554-559.
- [43] CONRADT L, LIST C. Group decisions in humans and animals: a survey [J]. *Philosophical Transactions of the Royal Society of London Series B: Biological Sciences*, 2009, 364(1518): 719-742.
- [44] 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): 5070-5076.
- [45] NAVAJAS J, NIELLA T, GARBULSKY G, et al. Aggregated knowledge from a small number of debates outperforms the wisdom of large crowds[J]. *Nature Human Behaviour*, 2018, 2(2): 126-132.

- [46] LORENZ J, RAUHUT H, SCHWEITZER F, et al. How social influence can undermine the wisdom of crowd effect [J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 2011, 108(22): 9020-9025.
- [47] PAGE S. *The difference: how the power of diversity creates better groups, firms, schools, and societies*-new edition [M]. [S. l.]: Princeton University Press, 2008.
- [48] SIMOIU C, SUMANTH C, MYSORE A, et al. Studying the “wisdom of crowds” at scale [C]//*Proceedings of the AAAI Conference on Human Computation and Crowdsourcing*. Palo Alto, USA: AAAI Press, 2019: 171-179.
- [49] FREY V, VAN DE RIJLT A. Social influence undermines the wisdom of the crowd in sequential decision making [J]. *Management Science*, 2020, 67(7): 4273-4286.
- [50] CHOPARD B, DROZ M. *Cellular automata modeling of physical systems* [M]. Cambridge, UK: Cambridge University Press, 1998.
- [51] BECKER J, PORTER E, CENTOLA D. The wisdom of partisan crowds [J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 2019, 116(22): 10717-10722.
- [52] SAHA R T, MAZUMDER S, DAS K. Wisdom of crowds benefits perceptual decision making across difficulty levels [J]. *Scientific Reports*, 2021, 11: 538.
- [53] AMINPOUR P, GRAY S A, JETTER A J, et al. Wisdom of stakeholder crowds in complex social-ecological systems [J]. *Nature Sustainability*, 2020, 3(3): 191-199.
- [54] JAYLES B, KIM H R, ESCÓBEDO R, et al. How social information can improve estimation accuracy in human groups [J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 2017, 114(47): 12620-12625.
- [55] SUZUKI S, ADACHI R, DUNNE S, et al. Neural mechanisms underlying human consensus decision-making [J]. *Neuron*, 2015, 86(2): 591-602.
- [56] WARREN W H, FALANDAYS J B, YOSHIDA K, et al. Human crowds as social networks: collective dynamics of consensus and polarization [J]. *Perspectives on Psychological Science*, 2024, 19(2): 522-537.
- [57] YU C, TAN G Z, LÜ H T, et al. Modelling adaptive learning behaviours for consensus formation in human societies [J]. *Scientific Reports*, 2016, 6: 27626.
- [58] SZOLNOKI A, PERC M. Information sharing promotes prosocial behaviour [J]. *New Journal of Physics*, 2013, 15(5): 053010.
- [59] DYER J R G, JOHANSSON A, HELBING D, et al. Leadership, consensus decision making and collective behaviour in humans [J]. *Philosophical Transactions of the Royal Society of London Series B: Biological Sciences*, 2009, 364(1518): 781-789.
- [60] KURVERS R H J M, WOLF M, NAGUIB M, et al. Self-organized flexible leadership promotes collective intelligence in human groups [J]. *Royal Society Open Science*, 2015, 2(12): 150222.
- [61] KING A J, JOHNSON D D P, VAN VUGT M. The origins and evolution of leadership [J]. *Current Biology*, 2009, 19(19): 911-916.
- [62] RAAFAT R M, CHATER N, FRITH C. Herding in humans [J]. *Trends in Cognitive Sciences*, 2009, 13(10): 420-428.
- [63] RICHERSON P J, BOYD R. *The evolution of human ultrasociality* [M]. [S. l.]: Berghahn Books, 1998.
- [64] BHUI R, CHUDEK M, HENRICH J. How exploitation launched human cooperation [J]. *Behavioral Ecology and Sociobiology*, 2019, 73(6): 78.
- [65] HAMILTON W D. The genetical evolution of social behaviour [J]. *Journal of Theoretical Biology*, 1964, 7(1): 1-16.
- [66] SANDEL A A, MITANI J C, LANGERGRABER K E. Paternal kin discrimination by sons in male chimpanzees transitioning to adulthood [EB/OL]. [2025-09-17]. <https://www.semanticscholar.org/paper/Paternal-kin-discrimination-by-sons-in-male-to-Sandel-Mitani/367358cda-bd21e5f32142b0f37794906bd6f40d4>.
- [67] SURBECK M, MUNDURY R, HOHMANN G. Mothers matter! Maternal support, dominance status and mating success in male bonobos (*pan paniscus*) [J]. *Proceedings of the Royal Society B: Biological Sciences*, 2011, 278(1705): 590-598.
- [68] CURRY O S, MULLINS D A, WHITEHOUSE H. Is it good to cooperate? Testing the theory of morality-as-cooperation in 60 societies [J]. *Current Anthropology*, 2019, 60(1): 47-69.
- [69] ALVARD M. Kinship and cooperation [J]. *Human Nature*, 2009, 20(4): 394-416.
- [70] KRAMER K L. Cooperative breeding and its significance to the demographic success of humans [J]. *Annual Review of Anthropology*, 2010, 39: 417-436.
- [71] DUNBAR R I M, CLARK A, HURST N L. Conflict and cooperation among the Vikings: contingent behavioral decisions [J]. *Ethology and Sociobiology*, 1995, 16(3): 233-246.
- [72] HILL K R, WALKER R S, BOZICEVIĆ M, et al. Co-residence patterns in hunter-gatherer societies show unique human social structure [J]. *Science*, 2011, 331(6022): 1286-1289.
- [73] SACHS J L, MUELLER U G, WILCOX T P, et al. The evolution of cooperation [J]. *The Quarterly Review of Biology*, 2004, 79(2): 135-160.
- [74] BARCLAY P. Competitive helping increases with the size of biological markets and invades defection [J]. *Journal of Theoretical Biology*, 2011, 281(1): 47-55.
- [75] HRUSCHKA D J, HENRICH J. Friendship, cliquishness, and the emergence of cooperation [J]. *Journal of Theoretical Biology*, 2006, 239(1): 1-15.
- [76] SCHINO G, AURELI F. Reciprocity in group-living animals: partner control versus partner choice [J]. *Biological Reviews of the Cambridge Philosophical Society*, 2017, 92(2): 665-672.
- [77] SCHWEINFURTH M K, CALL J. Revisiting the possibility of reciprocal help in non-human Primates [J]. *Neuroscience & Biobehavioral Reviews*, 2019, 104: 73-86.
- [78] BROSNAN S F, SILK J B, HENRICH J, et al. Chimpanzees (*Pan troglodytes*) do not develop contingent reciprocity in an experimental task [J]. *Animal Cognition*, 2009, 12(4): 587-597.
- [79] MELIS A P, GROCKE P, KALBITZ J, et al. One for you, one for me: humans' unique turn-taking skills [J]. *Psychological Science*, 2016, 27(7): 987-996.
- [80] KRISHNAMURTHY V, HOILES W. Online reputation and polling systems: data incest, social learning, and revealed preferences [J]. *IEEE Transactions on Computational Social Systems*, 2014, 1(3): 164-179.
- [81] SCHOENMAKERS S, HILBE C, BLASIUS B, et al. Sanctions as honest signals—the evolution of pool punishment by public sanctioning institutions [J]. *Journal of Theoretical Biology*, 2014, 356(100): 36-46.
- [82] HECKATHORN D D. Collective action and the second-order free-rider problem [J]. *Rationality and Society*, 1989, 1(1): 78-100.
- [83] BOYD R, RICHERSON P J. Punishment allows the evolution of cooperation (or anything else) in sizable groups [J]. *Ethology and Sociobiology*, 1992, 13(3): 171-195.

- [84] O'GORMAN R, HENRICH J, VAN VUGT M. Constraining free riding in public goods games: designated solitary punishers can sustain human cooperation [J]. *Proceedings of Royal Society B: Biological Sciences*, 2009, 276(1655): 323-329.
- [85] JORDAN J J, HOFFMAN M, BLOOM P, et al. Third-party punishment as a costly signal of trustworthiness [J]. *Nature*, 2016, 530(7591): 473-476.
- [86] BOYD R, GINTIS H, BOWLES S. Coordinated punishment of defectors sustains cooperation and can proliferate when rare [J]. *Science*, 2010, 328(5978): 617-620.
- [87] PANCHANATHAN K, BOYD R. Indirect reciprocity can stabilize cooperation without the second-order free rider problem [J]. *Nature*, 2004, 432(7016): 499-502.
- [88] HAUSER O P, HENDRIKS A, RAND D G, et al. Think global, act local: preserving the global commons [J]. *Scientific Reports*, 2016, 6: 36079.
- [89] ALVAREZ-RODRIGUEZ U, BATTISTON F, DE ARRUDA G F, et al. Evolutionary dynamics of higher-order interactions in social networks [J]. *Nature Human Behaviour*, 2021, 5(5): 586-595.
- [90] BOWLES S. Group competition, reproductive leveling, and the evolution of human altruism [J]. *Science*, 2006, 314(5805): 1569-1572.
- [91] ROCKMORE D N, FANG C, FOTI N J, et al. The cultural evolution of national constitutions [J]. *Journal of the Association for Information Science and Technology*, 2018, 69(3): 483-494.
- [92] HELBING D, YU W J. The outbreak of cooperation among success-driven individuals under noisy conditions [J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 2009, 106(10): 3680-3685.
- [93] ADHIKARI R. Demographic, socio-economic, and cultural factors affecting fertility differentials in Nepal [J]. *BMC Pregnancy and Childbirth*, 2010, 10(1): 19.
- [94] PEREDA M, ZURRO D, SANTOS J I, et al. Emergence and evolution of cooperation under resource pressure [J]. *Scientific Reports*, 2017, 7: 45574.
- [95] BOYD R, RICHERSON P J, HENRICH J. The cultural niche: why social learning is essential for human adaptation [J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 2011, 108: 10918-10925.
- [96] OLSSON A, KNAPSKA E, LINDSTRÖM B. The neural and computational systems of social learning [J]. *Nature Reviews Neuroscience*, 2020, 21(4): 197-212.
- [97] BYRNE R W. The evolution of intelligence [EB/OL]. [2025-09-17]. <https://arxiv.org/abs/1308.5034>.
- [98] BOND C F, TITUS L J. Social facilitation: a meta-analysis of 241 studies [J]. *Psychological Bulletin*, 1983, 94(2): 265-292.
- [99] BANDURA A. Social learning through imitation [EB/OL]. [2025-09-17]. <https://psycnet.apa.org/record/1964-01869-006>.
- [100] ROGERS A R. Does biology constrain culture [J]. *American Anthropologist*, 1988, 90(4): 819-831.
- [101] LALAND K N. Social learning strategies [J]. *Learning & Behavior*, 2004, 32(1): 4-14.
- [102] GRUTER C, RATNIEKS F L W. Honeybee foragers increase the use of waggle dance information when private information becomes unrewarding [J]. *Animal Behaviour*, 2011, 81(5): 949-954.
- [103] KELLEY J L, EVANS J P, RAMNARINE I W, et al. Back to school: can antipredator behaviour in guppies be enhanced through social learning? [J]. *Animal Behaviour*, 2003, 65(4): 655-662.
- [104] KRAUSE J. Transmission of fright reaction between different species of fish [J]. *Behaviour*, 1993, 127(1/2): 37-48.
- [105] BOYD R, RICHERSON P J. An evolutionary model of social learning: the effects of spatial and temporal variation [M]. [S. l.]: Psychology Press, 2013.
- [106] GALEF B G, YARKOVSKY N. Further studies of reliance on socially acquired information when foraging in potentially risky situations [J]. *Animal Behaviour*, 2009, 77(5): 1329-1335.
- [107] COUSSI-KORBEL S, FRAGASZY D M. On the relation between social dynamics and social learning [J]. *Animal Behaviour*, 1995, 50(6): 1441-1453.
- [108] RICHERSON P J, BOYD R. Not by genes alone: how culture transformed human evolution [M]. [S. l.]: University of Chicago Press, 2008.
- [109] KANDLER A, LALAND K N. An investigation of the relationship between innovation and cultural diversity [J]. *Theoretical Population Biology*, 2009, 76(1): 59-67.
- [110] SCHLAG K H. Why imitate, and if so, how? A boundedly rational approach to multi-armed bandits [J]. *Journal of Economic Theory*, 1998, 78(1): 130-156.
- [111] MENZEL J E W. Leadership and communication in young chimpanzees [C] // *Proceedings of Symposia of the 4th Congress of the International Primatological Society, Volume 1: Precultural Primate Behavior*. Basel, Switzerland: Karger, 1973: 192-225.
- [112] LACHLAN R F, CROOKS L, LALAND K N. Who follows whom? Shoaling preferences and social learning of foraging information in guppies [J]. *Animal Behaviour*, 1998, 56(1): 181-190.
- [113] HENRICH J, GIL-WHITE F J. The evolution of prestige: freely conferred deference as a mechanism for enhancing the benefits of cultural transmission [J]. *Evolution and Human Behavior*, 2001, 22(3): 165-196.
- [114] BOYD R, RICHERSON P J. *Culture and the evolutionary process* [M]. Chicago, USA: University of Chicago Press, 1985.
- [115] TRIVERS R L. The evolution of reciprocal altruism [J]. *The Quarterly Review of Biology*, 1971, 46(1): 35-57.
- [116] GRIFFITHS S W. Learned recognition of conspecifics by fishes [J]. *Fish and Fisheries*, 2003, 4(3): 256-268.
- [117] BELL C, STERNBERG E. Emotional selection in memes: the case of urban legends [J]. *Journal of Personality and Social Psychology*, 2001, 81(6): 1028-1041.
- [118] MESOUDI A, WHITEN A, LALAND K N. Towards a unified science of cultural evolution [J]. *The Behavioral and Brain Sciences*, 2006, 29(4): 329-347.
- [119] NESSE R M. Evolutionary explanations of emotions [J]. *Human Nature*, 1990, 1(3): 261-289.
- [120] KASHIMA Y. Maintaining cultural stereotypes in the serial reproduction of narratives [J]. *Personality and Social Psychology Bulletin*, 2000, 26(5): 594-604.
- [121] MESOUDI A, WHITEN A, LALAND K N. Perspective: is human cultural evolution Darwinian? Evidence reviewed from the perspective of the origin of species [J]. *Evolution*, 2004, 58(1): 1.
- [122] MARLER P, PETERS S. Species differences in auditory responsiveness in early vocal learning [M] // DOOLING R J, HULSE S H. *The comparative psychology of audition*. [S. l.]: Psychology Press, 2014: 243-273.
- [123] BRINKMANN L, BAUMANN F, BONNEFON J F, et al. Machine culture [J]. *Nature Human Behaviour*, 2023, 7(11): 1855-1868.
- [124] BHOOPCHAND A, BROWNFIELD B, COLLISTER A, et al. Learning few-shot imitation as cultural transmission [J]. *Nature Communications*, 2023, 14: 7536.
- [125] HENRICH J. The secret of our success: how culture is

- driving human evolution, domesticating our species, and making us smarter [M]. Princeton, USA: Princeton University Press, 2015.
- [126] DEAN L G, VALE G L, LALAND K N, et al. Human cumulative culture: a comparative perspective[J]. *Biological Reviews*, 2014, 89(2): 284-301.
- [127] HENRICH J, BOYD R, DEREK M, et al. Understanding cumulative cultural evolution [J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 2016, 113(44): 6724-6725.
- [128] HENRICH J, TENNIE C. Cultural evolution in chimpanzees and humans [M] // MULLER M N, WRANGHAM R W, PILBEAM D R. *Chimpanzees and human evolution*. Cambridge, USA: Harvard University Press, 2017: 645-702.
- [129] RICHERSON P J, BOYD R. A dual inheritance model of the human evolutionary process I: basic postulates and a simple model [J]. *Journal of Social and Biological Structures*, 1978, 1(2): 127-154.
- [130] FELDMAN M W, CAVALLI-SFORZA L L. Cultural and biological evolutionary processes, selection for a trait under complex transmission[J]. *Theoretical Population Biology*, 1976, 9(2): 238-259.
- [131] GALEF B G. The question of animal culture[J]. *Human Nature*, 1992, 3(2): 157-178.
- [132] LEWIS H M, LALAND K N. Transmission fidelity is the key to the build-up of cumulative culture[J]. *Philosophical Transactions of the Royal Society of London Series B: Biological Sciences*, 2012, 367(1599): 2171-2180.
- [133] ENQUIST M, GHIRLANDA S. Evolution of social learning does not explain the origin of human cumulative culture[J]. *Journal of Theoretical Biology*, 2007, 246(1): 129-135.
- [134] CARPENTER M, AKHTAR N, TOMASELLO M. Fourteen-through 18-month-old infants differentially imitate intentional and accidental actions[M]//MUIR D, SLATER A. *Infant development: the essential readings*. Malden, UK: Blackwell Publishers, 2000: 295-318.
- [135] GERGELY G, BEKKERING H, KIRÁLY I. Rational imitation in preverbal infants [J]. *Nature*, 2002, 415(6873): 755.
- [136] HAUSER M D, CHOMSKY N, FITCH W T. The faculty of language: what is it, who has it, and how did it evolve? [J]. *Science*, 2002, 298(5598): 1569-1579.
- [137] PINKER S, JACKENDOFF R. The faculty of language: what's special about it?[J]. *Cognition*, 2005, 95(2): 201-236.
- [138] CHENEY D L, SEYFARTH R M. *Primate communication and human language: continuities and discontinuities*[M]. Berlin, Germany: Springer, 2010.
- [139] CSIBRA G, GERGELY G. *Social learning and social cognition: the case for pedagogy*[M]. Oxford, UK: Oxford University Press, 2006.
- [140] TOMASELLO M, CARPENTER M, CALL J, et al. Understanding and sharing intentions: the origins of cultural cognition[J]. *The Behavioral and Brain Sciences*, 2005, 28(5): 675-691.
- [141] TOMASELLO M, MOLL H. *The gap is social: human shared intentionality and culture*[M]. Berlin, Germany: Springer, 2010.
- [142] FELDMAN M W, CAVALLI-SFORZA L L. *Cultural transmission and evolution*[M]. Princeton, USA: Princeton University Press, 1981.
- [143] CAVALLI-SFORZA L L, FELDMAN M W. Cultural versus biological inheritance: phenotypic transmission from parents to children (a theory of the effect of parental phenotypes on children's phenotypes) [J]. *American Journal of Human Genetics*, 1973, 25(6): 618-637.
- [144] GIRALDEAU L A, CARACO T, VALONE T J. Social foraging: individual learning and cultural transmission of innovations[J]. *Behavioral Ecology*, 1994, 5(1): 35-43.
- [145] FOGARTY L, CREANZA N, FELDMAN M W. Cultural evolutionary perspectives on creativity and human innovation [J]. *Trends in Ecology & Evolution*, 2015, 30(12): 736-754.
- [146] KOLODNY O, CREANZA N, FELDMAN M W. Evolution in leaps: the punctuated accumulation and loss of cultural innovations [J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 2015, 112(49): 6762-6769.
- [147] KOLODNY O, CREANZA N, FELDMAN M W. Game-changing innovations: how culture can change the parameters of its own evolution and induce abrupt cultural shifts[J]. *PLoS Computational Biology*, 2016, 12(12): e1005302.
- [148] HENRICH J, MCELREATH R. The evolution of cultural evolution [J]. *Evolutionary Anthropology: Issues, News, and Reviews*, 2003, 12(3): 123-135.
- [149] RENDELL L, BOYD R, COWNDEN D, et al. Why copy others? Insights from the social learning strategies tournament[J]. *Science*, 2010, 328(5975): 208-213.
- [150] ENQUIST M, GHIRLANDA S, JARRICK A, et al. Why does human culture increase exponentially?[J]. *Theoretical Population Biology*, 2008, 74(1): 46-55.
- [151] FELDMAN M W, LALAND K N. Gene-culture coevolutionary theory[J]. *Trends in Ecology & Evolution*, 1996, 11(11): 453-457.
- [152] CHUDEK M, HENRICH J. Culture-gene coevolution, norm-psychology and the emergence of human prosociality [J]. *Trends in Cognitive Sciences*, 2011, 15(5): 218-226.
- [153] ODLING-SMEE F J, LALAND K N, FELDMAN M W, et al. Review of *Niche construction: the neglected process in evolution* (book review) [J]. *Nature*, 2003, 425(6960): 769-769.
- [154] RENDELL L, FOGARTY L, LALAND K N. Runaway cultural niche construction [J]. *Philosophical Transactions of the Royal Society of London Series B: Biological Sciences*, 2011, 366(1566): 823-835.
- [155] LALAND K N, O'BRIEN M J. Cultural niche construction: an introduction[J]. *Biological Theory*, 2011, 6(3): 191-202.
- [156] INGRAM C J E, LIEBERT A, SWALLOW D M. Population genetics of lactase persistence and lactose intolerance[EB/OL]. [2025-09-17]. <https://doi.org/10.1002/9780470015902.a0020855.pub2>.
- [157] SCHIMMELPFENNIG R, RAZEK L, SCHNELLE E, et al. Paradox of diversity in the collective brain[J]. *Philosophical Transactions of the Royal Society of London Series B: Biological Sciences*, 2022, 377(1843): 20200316.
- [158] MUTHUKRISHNA M, HENRICH J. Innovation in the collective brain[J]. *Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences*, 2016, 371(1690): 20150192.
- [159] BENNETT J W, CHUNG K T. *Alexander Fleming and the discovery of penicillin*[M]. Amsterdam, the Netherlands: Elsevier, 2001: 163-184.
- [160] ROBERTS R M. *Serendipity: accidental discoveries in science*[M]. New York, USA: Wiley, 1989.
- [161] GUISE-RICHARDSON C. Redefining vulcanization: charles goodyear, patents, and industrial control, 1834—1865[J]. *Technology and Culture*, 2010, 51(2): 357-387.
- [162] HOLLAND J H. Complex adaptive systems and spontaneous emergence[M]//CURZIO A Q, FORTIS M. *Complexity and industrial clusters: dynamics and models in*

- theory and practice. Berlin, Germany: Physica-Verlag, 2002: 25-34.
- [163] CARLYLE T. On heroes, hero-worship and the heroic in history[M]. [S. l.]: University of Nebraska Press, 1966.
- [164] FRIEDEL R, ISRAEL P B. Edison's electric light[M]. Baltimore, USA: Johns Hopkins University Press, 2010.
- [165] BRIGGLE A. Invention is the mother of necessity[M]. Berlin, Germany: Springer International Publishing, 2020: 179-191.
- [166] MOMANI A M, JAMOUS M. The evolution of technology acceptance theories [J]. International Journal of Contemporary Computer Research, 2017, 1(1): 51-58.
- [167] ECKERMANN E. World history of the automobile[M]. Warrendale, USA: Society of Automotive Engineers, 2001.
- [168] HOUNSHELL D A. Elisha gray and the telephone: on the disadvantages of being an expert [J]. Technology and Culture, 1975, 16(2): 133-161.
- [169] ENQUIST M, GHIRLANDA S, ERIKSSON K. Modelling the evolution and diversity of cumulative culture [J]. Philosophical Transactions: Biological Sciences, 2011, 366(1563): 412-423.
- [170] SHERMER M. In Darwin's shadow: the life and science of Alfred Russel Wallace: a biographical study on the psychology of history [M]. Oxford, USA: Oxford University Press, 2002.
- [171] HENRICH J. Demography and cultural evolution: how adaptive cultural processes can produce maladaptive losses: the Tasmanian case[J]. American Antiquity, 2004, 69(2): 197-214.
- [172] POWELL A, SHENNAN S, THOMAS M G. Late Pleistocene demography and the appearance of modern human behavior [J]. Science, 2009, 324 (5932): 1298-1301.
- [173] KLINE M A, BOYD R. Population size predicts technological complexity in Oceania[J]. Proceedings of the Royal Society B: Biological Sciences, 2010, 277 (1693): 2559-2564.
- [174] DEREX M, BOYD R. Partial connectivity increases cultural accumulation within groups[J]. Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America, 2016, 113(11): 2982-2987.
- [175] MESOUDI A, CHANG L, MURRAY K, et al. Higher frequency of social learning in China than in the West shows cultural variation in the dynamics of cultural evolution[J]. Proceedings of the Royal Society B: Biological Sciences, 2015, 282(1798): 20142209.
- [176] MUTHUKRISHNA M, SHULMAN B W, VASILESCU V, et al. Sociality influences cultural complexity [J]. Proceedings of the Royal Society B: Biological Sciences, 2014, 281(1774): 20132511.
- [177] DEREX M, PERREAULT C, BOYD R. Divide and conquer: intermediate levels of population fragmentation maximize cultural accumulation [J]. Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences, 2018, 373(1743): 20170062.
- [178] FAY N, DE KLEINE N, WALKER B, et al. Increasing population size can inhibit cumulative cultural evolution[J]. Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America, 2019, 116(14): 6726-6731.
- [179] KOLLMAN K, MILLER J H, PAGE S E. Decentralization and the search for policy solutions [J]. Journal of Law, Economics, and Organization, 2000, 16(1): 102-128.
- [180] LAZER D, FRIEDMAN A. The network structure of exploration and exploitation [J]. Administrative Science Quarterly, 2007, 52(4): 667-694.
- [181] MASON W A, JONES A, GOLDSTONE R L. Propagation of innovations in networked groups [J]. Journal of Experimental Psychology General, 2008, 137(3): 422-433.
- [182] MIGLIANO A B, VINICIUS L. The origins of human cumulative culture: from the foraging niche to collective intelligence [J]. Philosophical Transactions of the Royal Society of London Series B: Biological Sciences, 2022, 377(1843): 20200317.
- [183] MUTHUKRISHNA M, DOEBELI M, CHUDEK M, et al. The cultural brain hypothesis: how culture drives brain expansion, sociality, and life history [J]. PLoS Computational Biology, 2018, 14(11): e1006504.
- [184] APICELLA C, NORENZAYAN A, HENRICH J. Beyond WEIRD: a review of the last decade and a look ahead to the global laboratory of the future [J]. Evolution and Human Behavior, 2020, 41(5): 319-329.
- [185] ALESINA A, LA FERRARA E. Ethnic diversity and economic performance [J]. Journal of Economic Literature, 2005, 43(3): 762-800.
- [186] WANG J, CHENG G H L, CHEN T T, et al. Team creativity/innovation in culturally diverse teams: a meta-analysis [J]. Journal of Organizational Behavior, 2019, 40(6): 693-708.
- [187] VAN KNIPPENBERG D, SCHIPPERS M C. Work group diversity [J]. Annual Review of Psychology, 2007, 58: 515-541.
- [188] PESCELELLI N, RUTHERFORD A, RAHWAN I. Modularity and composite diversity affect the collective gathering of information online [J]. Nature Communications, 2021, 12: 3195.
- [189] UZZI B, MUKHERJEE S, STRINGER M, et al. Atypical combinations and scientific impact [J]. Science, 2013, 342(6157): 468-472.
- [190] KIM D, CERIGO D B, JEONG H, et al. Technological novelty profile and invention's future impact [J]. EPJ Data Science, 2016, 5(1): 8.
- [191] MUTHUKRISHNA M. Cultural evolution and the paradox of diversity [J]. National Academy of Engineering: The Bridge, 2020, 50(4): 26-28.
- [192] HENRICH J, MUTHUKRISHNA M. The origins and psychology of human cooperation [J]. Annual Review of Psychology, 2021, 72: 207-240.
- [193] MUTHUKRISHNA M, HENRICH J, SLINGERLANDE. Psychology as a historical science [J]. Annual Review of Psychology, 2021, 72: 717-749.
- [194] LEVIN S, XEPAPADEAS T, CRÉPIN A S, et al. Social-ecological systems as complex adaptive systems: modeling and policy implications [J]. Environment and Development Economics, 2013, 18(2): 111-132.
- [195] LEVIN S. Complex adaptive systems: exploring the known, the unknown and the unknowable [J]. Bulletin of the American Mathematical Society, 2003, 40(1): 3-19.
- [196] LANSING J S. Complex adaptive systems [J]. Annual Review of Anthropology, 2003, 32 (1): 183-204.
- [197] LEVIN S A. Self-organization and the emergence of complexity in ecological systems [J]. BioScience, 2005, 55(12): 1075.
- [198] BUCCHIARONE A. Collective adaptation through multi-agents ensembles: the case of smart urban mobility [J]. ACM Transactions on Autonomous and Adaptive Systems, 2019, 14(2): 1-28.
- [199] DANIGELIS N, POPE W. Durkheim's theory of suicide as applied to the family: an empirical test [J]. Social Forces, 1979, 57(4): 1081-1106.
- [200] STACK S. Durkheim's theory of fatalistic suicide: a cross-national approach [J]. The Journal of Social Psychology, 1979, 107(2): 161-168.
- [201] WOLFRAM S. Cellular automata as models of complexity [J]. Nature, 1984, 311(5985): 419-424.

- [202] DHAR D. The Abelian sandpile and related models[J]. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, 1999, 263(1/2/3/4): 4-25.
- [203] IVASHKEVICH E V, KITAREV D V, PRIEZZHEV V B. Waves of topplings in an abelian sandpile[J]. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, 1994, 209(3/4): 347-360.
- [204] LÜBECK S, USADEL K D. Numerical determination of the avalanche exponents of the Bak-Tang-Wiesenfeld model[J]. *Physical Review E*, 1997, 55(4): 4095-4099.
- [205] DHAR D, MAJUMDAR S N. Abelian sandpile model on the Bethe lattice[J]. *Journal of Physics A: Mathematical and General*, 1990, 23(19): 4333.
- [206] LANGTON C G. Computation at the edge of chaos: phase transitions and emergent computation[J]. *Physica D: Nonlinear Phenomena*, 1990, 42(1/2/3): 12-37.
- [207] CHUNG T. Offensive swarm-enabled tactics [EB/OL]. [2025-09-17]. [https://github.com/potato77/Tech\\_Blog/blob/master/DARPA%E6%97%A0%E4%BA%BA%E6%9C%BA%E7%B3%BB%E7%BB%9F%E9%A1%B9%E7%9B%AE%E8%B0%83%E7%A0%94/OFFSET%E9%A1%B9%E7%9B%AE.md](https://github.com/potato77/Tech_Blog/blob/master/DARPA%E6%97%A0%E4%BA%BA%E6%9C%BA%E7%B3%BB%E7%BB%9F%E9%A1%B9%E7%9B%AE%E8%B0%83%E7%A0%94/OFFSET%E9%A1%B9%E7%9B%AE.md).
- [208] KALLENBORN Z, BLEEK P C. Swarming destruction: drone swarms and chemical, biological, radiological, and nuclear weapons[J]. *The Nonproliferation Review*, 2018, 25(5/6): 523-543.
- [209] CONTE C, VERINI SUPPLIZI S, DE ALTERIIS G, et al. Using drone swarms as a countermeasure of radar detection[J]. *Journal of Aerospace Information Systems*, 2023, 20(2): 70-80.
- [210] BLOKHUIS A. Winning ways for your mathematical plays[J]. *CWI Newsletter*, 1984, 3: 31-33.
- [211] BEER R D. The cognitive domain of a glider in the game of life[J]. *Artificial Life*, 2014, 20(2): 183-206.
- [212] HARVEY I. Neurath's boat and the Sally-Anne test: life, cognition, matter and stuff[J]. *Adaptive Behavior*, 2021, 29(5): 459-470.
- [213] NOBLE D. The rise of computational biology[J]. *Nature Reviews Molecular Cell Biology*, 2002, 3(6): 459-463.
- [214] ADAMS A, ZENIL H, DAVIES P C W, et al. Formal definitions of unbounded evolution and innovation reveal universal mechanisms for open-ended evolution in dynamical systems[J]. *Scientific Reports*, 2017, 7: 997.
- [215] PATTEE H H, SAYAMA H. Evolved open-endedness, not open-ended evolution[J]. *Artificial Life*, 2019, 25(1): 4-8.
- [216] HERNÁNDEZ-OROZCO S, HERNÁNDEZ-QUIROZ F, ZENIL H. Undecidability and irreducibility conditions for open-ended evolution and emergence[J]. *Artificial Life*, 2018, 24(1): 56-70.
- [217] CALDARELLI G, ARCAUTE E, BARTHELEMY M, et al. The role of complexity for digital twins of cities[J]. *Nature Computational Science*, 2023, 3(5): 374-381.
- [218] LIGHTFOOT K G, UPHAM S. Complex societies in the prehistoric American southwest: a consideration of the controversy [M] // UPHAM S, LIGHTFOOT K G, JEWETT R A. *The sociopolitical structure of prehistoric southwestern societies*. London, UK: Westview Press, 2019: 3-30.
- [219] EPSTEIN J M, AXTELL R S, PROJECT 2. *Growing artificial societies* [M]. Washington, D. C., USA: Brookings Institution Press, 1996.
- [220] DEAN J S, GUMERMAN G J. *Understanding Anasazi culture change through agent-based modeling* [M]. Oxford, UK: Oxford University Press, 2000.
- [221] EDITORS T A K. *Dynamics in human and primate societies: agent-based modeling of social and spatial processes* [M]. Oxford, UK: Oxford University Press, 2000.
- [222] CASTELLANO C, FORTUNATO S, LORETO V. *Statistical physics of social dynamics* [J]. *Reviews of Modern Physics*, 2009, 81(2): 591-646.
- [223] JUSUP M, HOLME P, KANAZAWA K, et al. *Social physics* [J]. *Physics Reports*, 2022, 948: 1-148.
- [224] KARAMOUZAS I, HEIL P, VAN BEEK P, et al. A predictive collision avoidance model for pedestrian simulation[C]// *Proceedings of the 2nd International Workshop on Motion in Games*. Berlin, Germany: Springer, 2009: 41-52.
- [225] JI Q G, WANG F C, ZHU T. VPBS: a velocity-perception-based SFM approach for crowd simulation[C]// *Proceedings of the International Conference on Virtual Reality and Visualization (ICVRV)*. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2017: 317-324.
- [226] MEHRABIAN A. Pleasure-arousal-dominance: a general framework for describing and measuring individual differences in temperament[J]. *Current Psychology*, 1996, 14(4): 261-292.
- [227] ZHA Y L, ZHOU T, ZHOU C S. Unfolding large-scale online collaborative human dynamics[J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 2016, 113(51): 14627-14632.
- [228] PERC M, JORDAN J J, RAND D G, et al. *Statistical physics of human cooperation* [J]. *Physics Reports*, 2017, 687: 1-51.
- [229] ZANDER A. The psychology of group processes [J]. *Annual Review of Psychology*, 1979, 30: 417-451.
- [230] BONNEFON J F, SHARIFF A, RAHWAN I. The social dilemma of autonomous vehicles [J]. *Science*, 2016, 352(6293): 1573-1576.
- [231] HE J L, WANG J W, YU F Y, et al. Reputation-based strategy persistence promotes cooperation in spatial social dilemma[J]. *Physics Letters A*, 2020, 384(27): 126703.
- [232] WANG J W, HE J L, YU F Y. Heterogeneity of reputation increment driven by individual influence promotes cooperation in spatial social dilemma[J]. *Chaos, Solitons & Fractals*, 2021, 146: 110887.
- [233] SZOLNOKI A, PERC M. Conformity enhances network reciprocity in evolutionary social dilemmas[J]. *Journal of the Royal Society Interface*, 2015, 12(103): 20141299.
- [234] LI X L, JUSUP M, WANG Z, et al. Punishment diminishes the benefits of network reciprocity in social dilemma experiments[J]. *PNAS*, 2018, 115(1): 30-35.
- [235] GUY S J, CHHUGANI J, KIM C, et al. ClearPath: highly parallel collision avoidance for multi-agent simulation[C]// *Proceedings of the 2009 ACM SIGGRAPH/Eurographics Symposium on Computer Animation*. New York, USA: ACM Press, 2009: 177-187.
- [236] HELBING D, FARKAS I, VICSEK T. Simulating dynamical features of escape panic[J]. *Nature*, 2000, 407(6803): 487-490.
- [237] CHEN X J, WANG L. Cooperation enhanced by moderate tolerance ranges in myopically selective interactions[J]. *Physical Review E: Statistical, Nonlinear, and Soft Matter Physics*, 2009, 80(4): 046109.
- [238] JAQUES N, LAZARIDOU A, HUGHES E, et al. Social influence as intrinsic motivation for multi-agent deep reinforcement learning[C]// *Proceedings of the International Conference on Machine Learning*. New York, USA: ACM Press, 2019: 3040-3049.
- [239] LEIBO J Z, ZAMBALDI V, LANCTOT M, et al. Multi-agent reinforcement learning in sequential social dilemmas [EB/OL]. [2025-09-17]. <https://arxiv.org/abs/1702.03037>.

- [240] ULICNY B, DE HERAS CIECHOMSKI P, THALMANN D. Crowdbush: interactive authoring of real-time crowd scenes[C]//Proceedings of the Eurographics Symposium on Computer Animation, New York, USA: ACM Press, 2004: 243-252.
- [241] GU Q, DENG Z G. Generating freestyle group formations in agent-based crowd simulations [J]. IEEE Computer Graphics and Applications, 2013, 33(1): 20-31.
- [242] PERC M. Phase transitions in models of human cooperation [J]. Physics Letters A, 2016, 380(36): 2803-2808.
- [243] CAPRARO V, PERC M. Grand challenges in social physics: in pursuit of moral behavior [J]. Frontiers in Physics, 2018, 6: 107.
- [244] KAMEDA T, TOYOKAWA W, TINDALE R S. Information aggregation and collective intelligence beyond the wisdom of crowds [J]. Nature Reviews Psychology, 2022, 1(6): 345-357.
- [245] MANN R P. Collective decision-making by rational agents with differing preferences [J]. Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America, 2020, 117(19): 10388-10396.
- [246] CIPRA B A. An introduction to the Ising model [J]. The American Mathematical Monthly, 1987, 94(10): 937-959.
- [247] SZNAJD-WERON K, SZNAJD J. Opinion evolution in closed community [J]. International Journal of Modern Physics C, 2000, 11(6): 1157-1165.
- [248] LORENZ J. Continuous opinion dynamics under bounded confidence: a survey [J]. International Journal of Modern Physics C, 2007, 18(12): 1819-1838.
- [249] DEGROOT M H. Reaching a consensus [J]. Journal of the American Statistical Association, 1974, 69(345): 118-121.
- [250] CASTELLANO C, MUNOZ M A, PASTOR-SATORRAS R. Nonlinear q-voter model [J]. Physical Review E, 2009, 80(4): 041129.
- [251] MOBILIA M, PETERSEN A, REDNER S. On the role of zealotry in the voter model [J]. Journal of Statistical Mechanics: Theory and Experiment, 2007, 2007(8): 8029.
- [252] HOLCOMBE R G. The median voter model in public choice theory [J]. Public Choice, 1989, 61(2): 115-125.
- [253] CLINTON J D, MEIROWITZ A. Agenda constrained legislator ideal points and the spatial voting model [J]. Political Analysis, 2001, 9(3): 242-259.
- [254] PEREIRA L F C, BRADY MOREIRA F G. Majority-vote model on random graphs [J]. Physical Review E, 2005, 71: 016123.
- [255] SHARMA N, COLUCCI-GRAY L, VAN DER WAL R, et al. Consensus building in on-line citizen science [J]. Proceedings of the ACM on Human-Computer Interaction, 2022, 6: 1-26.
- [256] KAMAR E, HACKER S, HORVITZ E. Combining human and machine intelligence in large-scale crowdsourcing [C]// Proceedings of the 3rd International Joint Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems. New York, USA: ACM Press, 2012: 467-474.
- [257] ZHOU Z H. Ensemble methods [M]. [S. l.]: Chapman and Hall/CRC, 2012.
- [258] TÖSCHER A, JÄHRER M, BELL R M. The bigchaos solution to the netflix grand prize [EB/OL]. [2025-09-17]. [http://www.netflixprize.com/assets/GrandPrize2009\\_BPC\\_BigChaos.pdf](http://www.netflixprize.com/assets/GrandPrize2009_BPC_BigChaos.pdf).
- [259] XUE F Z, ZHENG Z A, FU Y, et al. OpenMoE: an early effort on open mixture-of-experts language models [EB/OL]. [2025-09-17]. <https://arxiv.org/abs/2402.01739>.
- [260] VALENTINI G, HAMANN H, DORIGO M. Self-organized collective decision making: the weighted voter model [C]// Proceedings of the 3rd International Joint Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems. New York, USA: ACM Press, 2014: 45-52.
- [261] SALEM F A, DA S TCHILIAN R, CARVALHO S R D, et al. Opinion dynamics over a finite set in cooperative multi-robot systems: an asynchronous gossip-based consensus approach [C]// Proceedings of the Brazilian Automatic Control Conference. New York, USA: ACM Press, 2020: 1-9.
- [262] OPPENLAENDER J, TIROPANIS T, HOSIO S. CrowdUI: supporting Web design with the crowd [J]. Proceedings of the ACM on Human-Computer Interaction, 2020, 4: 1-28.
- [263] HORSEVAD N, MATEO D, KOOIJ R E, et al. Transition from simple to complex contagion in collective decision-making [J]. Nature Communications, 2022, 13: 1442.
- [264] STROGATZ S H. Exploring complex networks [J]. Nature, 2001, 410(6825): 268-276.
- [265] WATTS D J, STROGATZ S H. Collective dynamics of 'small-world' networks [J]. Nature, 1998, 393(6684): 440-442.
- [266] BARABASI A, ALBERT R. Emergence of scaling in random networks [J]. Science, 1999, 286(5439): 509-512.
- [267] GRANOVETTER M. Threshold models of collective behavior [J]. American Journal of Sociology, 1978, 83(6): 1420-1443.
- [268] WATTS D J. A simple model of global cascades on random networks [J]. Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America, 2002, 99(9): 5766-5771.
- [269] KURAMOTO Y. Self-entrainment of a population of coupled non-linear oscillators [C]// Proceedings of International Symposium on Mathematical Problems in Theoretical Physics. Berlin, Germany: Springer, 1975: 420-422.
- [270] 禹明刚, 陈瑾, 何明, 等. 基于演化博弈的社团网络无人集群协同机制 [J]. 中国科学(技术科学), 2023, 53(2): 221-242.
- [271] YU M G, CHEN J, HE M, et al. Cooperative evolution mechanism of multiclustered unmanned swarm on community networks [J]. Scientia Sinica (Technologica), 2023, 53(2): 221-242. (in Chinese)
- [272] WANG L, SCHUETZ C G, CAI D H. Choosing response strategies in social media crisis communication: an evolutionary game theory perspective [J]. Information & Management, 2021, 58(6): 103371.
- [273] KITZMANN N H, ROMANCZUK P, WUNDERLING N, et al. Detecting contagious spreading of urban innovations on the global city network [J]. The European Physical Journal Special Topics, 2022, 231(9): 1609-1624.
- [274] JUMPER J, EVANS R, PRITZEL A, et al. Highly accurate protein structure prediction with AlphaFold [J]. Nature, 2021, 596(7873): 583-589.
- [275] BRYANT P, POZZATI G, ELOFSSON A. Improved prediction of protein-protein interactions using AlphaFold2 [J]. Nature Communications, 2022, 13: 1265.
- [276] ABRAMSON J, ADLER J, DUNGER J, et al. Accurate structure prediction of biomolecular interactions with AlphaFold3 [J]. Nature, 2024, 630(8016): 493-500.
- [277] COLMAN A M. Cooperation, psychological game theory, and limitations of rationality in social interaction [J]. The Behavioral and Brain Sciences, 2003, 26(2): 139-153.
- [278] SCHOTTER A, SOPHER B. Social learning and coordination conventions in intergenerational games: an experimental study [J]. Journal of Political Economy, 2003, 111(3): 498-529.
- [279] NEWTON J. Recontracting and stochastic stability in cooperative games [J]. Journal of Economic Theory, 2012,

- 147(1): 364-381.
- [279] AUMANN R J. The core of a cooperative game without side payments[J]. *Transactions of the American Mathematical Society*, 1961, 98(3): 539-552.
- [280] DENG X T, PAPANITRIOU C H. On the complexity of cooperative solution concepts [J]. *Mathematics of Operations Research*, 1994, 19(2): 257-266.
- [281] CHALKIADAKIS G, ELKIND E, WOOLDRIDGE M. Cooperative game theory: basic concepts and computational challenges[J]. *IEEE Intelligent Systems*, 2012, 27(3): 86-90.
- [282] HASSAN M M, HOSSAIN M S, JEHAD SARKAR A M, et al. Cooperative game-based distributed resource allocation in horizontal dynamic cloud federation platform [J]. *Information Systems Frontiers*, 2014, 16(4): 523-542.
- [283] SAAD W, HAN Z, DEBBAH M, et al. Coalitional game theory for communication networks [J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2009, 26(5): 77-97.
- [284] GOUBERT L, VLAAYEN J W S, CROMBEZ G, et al. Learning about pain from others: an observational learning account[J]. *The Journal of Pain*, 2011, 12(2): 167-174.
- [285] BANDURA A, GRUSEC J E, MENLOVE F L. Observational learning as a function of symbolization and incentive set [J]. *Child Development*, 1966, 37(3): 499-506.
- [286] SOL J, BEERS P J, WALS A E J. Social learning in regional innovation networks: trust, commitment and reframing as emergent properties of interaction[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2013, 49: 35-43.
- [287] PATOCK-PECKHAM J A, CHEONG J, BALHORN M E, et al. A social learning perspective: a model of parenting styles, self-regulation, perceived drinking control, and alcohol use and problems [J]. *Alcoholism, Clinical and Experimental Research*, 2001, 25(9): 1284-1292.
- [288] STILGOE J. Machine learning, social learning and the governance of self-driving cars[J]. *Social Studies of Science*, 2018, 48(1): 25-56.
- [289] BOUWEN R, TAILLIEU T. Multi-party collaboration as social learning for interdependence: developing relational knowing for sustainable natural resource management [J]. *Journal of Community & Applied Social Psychology*, 2004, 14(3): 137-153.
- [290] PREECE J, ROGERS Y, SHARP H, et al. Human-computer interaction [M]. [S. l.]: Addison-Wesley Longman Ltd., 1994.
- [291] AKYILDIZ I F, MELODIA T, CHOWDHURY K R. A survey on wireless multimedia sensor networks [J]. *Computer Networks*, 2007, 51(4): 921-960.
- [292] GERKEY B P, MATARIC M J. Sold!: auction methods for multirobot coordination [J]. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, 2002, 18(5): 758-768.
- [293] IWASE T, BEYNIER A, BREDECHE N, et al. A game theoretical approach to self-assembly in swarm robotics [C]// *Proceedings of the IEEE/WIC/ACM International Joint Conference on Web Intelligence and Intelligent Agent Technology (WI-IAT)*. Melbourne, Australia: IEEE Press, 2020: 90-97.
- [294] DAYLAMANI-ZAD D, GRAHAM L B, PARASKEVOPOULOS I T. Swarm intelligence for autonomous cooperative agents in battles for real-time strategy games [C]// *Proceedings of the 9th International Conference on Virtual Worlds and Games for Serious Applications (VS-Games)*. Athens, Greece: IEEE Press, 2017: 39-46.
- [295] RESNICK P, ZECKHAUSER R. Trust among strangers in Internet transactions: empirical analysis of eBay's reputation system [M]. [S. l.]: Emerald Group Publishing Limited, 2002.
- [296] WIECZOREK T J, TCHUMATCHENKO T, WERT-CARVAJAL C, et al. A framework for the emergence and analysis of language in social learning agent [J]. *Nature Communications*, 2024, 15(1): 7590.
- [297] CHELARESCU P. Deception in social learning: a multi-agent reinforcement learning perspective [EB/OL]. [2025-09-17]. <https://arxiv.org/abs/2106.05402>.
- [298] PAN W, ALTSHULER Y, PENTLAND A. Decoding social influence and the wisdom of the crowd in financial trading network [C]// *Proceedings of the International Conference on Privacy, Security, Risk and Trust and 2012 International Conference on Social Computing*. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2013: 203-209.
- [299] PENTLAND A. Social physics: how good ideas spread [M]. [S. l.]: Penguin Press, 2014.
- [300] SALGANIK M J, DODDS P S, WATTS D J. Experimental study of inequality and unpredictability in an artificial cultural market [J]. *Science*, 2006, 311(5762): 854-856.
- [301] BAKSHY E, ROSENN I, MARLOW C, et al. The role of social networks in information diffusion [C]// *Proceedings of the 21st International Conference on World Wide Web*. New York, USA: ACM Press, 2012: 519-528.
- [302] CHEN X, LI Z C, DI X. Social learning in Markov games: empowering autonomous driving [C]// *Proceedings of the IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*. Aachen, Germany: IEEE Press, 2022: 478-483.
- [303] HUI Y L, MA X Q, SU Z, et al. Collaboration as a service: digital-twin-enabled collaborative and distributed autonomous driving [J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2022, 9(19): 18607-18619.
- [304] HALABI T, ZULKERNINE M. Trust-based cooperative game model for secure collaboration in the Internet of vehicles [C]// *Proceedings of the 2019 IEEE International Conference on Communications (ICC)*. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2019: 1-6.
- [305] FAN X, ZHONG X. Artificial intelligence-based creative thinking skill analysis model using human-computer interaction in art design teaching [J]. *Computers and Electrical Engineering*, 2022, 100: 107957.
- [306] LOTZ-SISITKA H, WALS A E, KRONLID D, et al. Transformative, transgressive social learning: rethinking higher education pedagogy in times of systemic global dysfunction [J]. *Current Opinion in Environmental Sustainability*, 2015, 16: 73-80.
- [307] THOMAZ A L, BREAZEL C. Asymmetric interpretations of positive and negative human feedback for a social learning agent [C]// *Proceedings of the 16th IEEE International Symposium on Robot and Human Interactive Communication*. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2008: 720-725.
- [308] REYNOLDS R G. An introduction to cultural algorithms [C]// *Proceedings of Annual Conference on Evolutionary Programming*. [S. l.]: World Scientific Press, 1994: 131-139.
- [309] MESOUDI A, WHITEN A. The multiple roles of cultural transmission experiments in understanding human cultural evolution [J]. *Philosophical Transactions: Biological Sciences*, 2008, 363(1509): 3489-3501.
- [310] ANDERSSON C, TENNIE C. Zooming out the microscope on cumulative cultural evolution: 'Trajectory B' from animal to human culture [J]. *Humanities and Social Sciences Communications*, 2023, 10: 402.
- [311] STRIMLING P. What will we learn: a mathematical treatise of cultural evolution [D]. Västerås, Sweden: Mälardalen University, 2008.
- [312] KIRBY S, TAMARIZ M, CORNISH H, et al. Compression and communication in the cultural evolution of

- linguistic structure[J]. *Cognition*, 2015, 141: 87-102.
- [313] BREWER J, RIEDE F. Cultural heritage and climate adaptation: a cultural evolutionary perspective for the Anthropocene[J]. *World Archaeology*, 2018, 50(4): 554-569.
- [314] SMITH K. The cultural evolution of communication in a population of neural networks[J]. *Connection Science*, 2002, 14(1): 65-84.
- [315] SRINIVASAN S, RAMAKRISHNAN S. A social intelligent system for multi-objective optimization of classification rules using cultural algorithms [J]. *Computing*, 2013, 95(4): 327-350.
- [316] LAKHANI K R, WOLF R G. Why hackers do what they do: understanding motivation and effort in free/open source software projects [M]. Cambridge, USA: MIT Press, 2005.
- [317] PENG S D, KALLIAMVAKOU E, CIHON P, et al. The impact of AI on developer productivity: evidence from GitHub copilot [EB/OL]. [2025-09-17]. <https://arxiv.org/abs/2302.06590>.
- [318] LUO S L, XIA H X, YOSHIDA T, et al. Toward collective intelligence of online communities: a primitive conceptual model [J]. *Journal of Systems Science and Systems Engineering*, 2009, 18(2): 203-221.
- [319] MASON W, WATTS D J. Financial incentives and the "performance of crowds" [C]//*Proceedings of the ACM SIGKDD Workshop on Human Computation*. New York, USA: ACM Press, 2009: 77-85.
- [320] TÖDTLING F, LEHNER P, TRIPPL M. Innovation in knowledge intensive industries: the nature and geography of knowledge links [J]. *European Planning Studies*, 2006, 14(8): 1035-1058.
- [321] AGRAWAL A. Common resources and institutional sustainability[M]//OSTROM E, DIETZ T, DOLSAK N, et al. *The drama of the commons*. Washington, D. C., USA: National Academy Press, 2002: 41-85.
- [322] HENRICH J, HENRICH N. The evolution of cultural adaptations: Fijian food taboos protect against dangerous marine toxins [J]. *Proceedings of the Royal Society B: Biological Sciences*, 2010, 277(1701): 3715-3724.
- [323] CREANZA N, KOLODNY O, FELDMAN M W. Cultural evolutionary theory: how culture evolves and why it matters [J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 2017, 114(30): 7782-7789.
- [324] SAAD S, PALAZZOLO T, ZHANG C, et al. The deep dive system: reimagining global climate change with artificial intelligence and virtual Reality[EB/OL]. [2025-09-17]. <https://openreview.net/forum?id=zCFWLDsF7eF>.
- [325] FESSLER D M T, PISOR A C, NAVARRETE C D. Negatively-biased credulity and the cultural evolution of beliefs[J]. *PLoS One*, 2014, 9(4): e95167.
- [326] JABLONKA E, LAMB M J. Evolution in four dimensions, revised edition: genetic, epigenetic, behavioral, and symbolic variation in the history of life [M]. Cambridge, USA: MIT Press, 2014.
- [327] DANCHIN E, GIRALDEAU L A, VALONE T J, et al. Public information: from nosy neighbors to cultural evolution[J]. *Science*, 2004, 305(5683): 487-491.
- [328] LIU Y B, HUO L J, WU J, et al. Swarm learning-based dynamic optimal management for traffic congestion in 6G-driven intelligent transportation system [J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2023, 24(7): 7831-7846.
- [329] JAGATHEESAPERUMAL S K, RAHOUTI M, AHMAD K, et al. The Duo of artificial intelligence and big data for industry 4. 0: applications, techniques, challenges, and future research directions [J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2022, 9(15): 12861-12885.
- [330] SORIA E, SCHIANO F, FLOREANO D. Predictive control of aerial swarms in cluttered environments [J]. *Nature Machine Intelligence*, 2021, 3(6): 545-554.
- [331] PARK J S, O'BRIEN J, CAI C J, et al. Generative agents: interactive simulacra of human behavior[C]//*Proceedings of the 36th Annual ACM Symposium on User Interface Software and Technology*. New York, USA: ACM Press, 2023: 1-22.
- [332] CHAN C M, CHEN W Z, SU Y S, et al. ChatEval: towards better LLM-based evaluators through multi-agent debate[EB/OL]. [2025-09-17]. <https://arxiv.org/abs/2308.07201>.
- [333] CHEN W Z, SU Y S, ZUO J W, et al. AgentVerse: facilitating multi-agent collaboration and exploring emergent behaviors[EB/OL]. [2025-09-17]. <https://arxiv.org/abs/2308.10848>.
- [334] ZHANG J T, XU X, ZHANG N Y, et al. Exploring collaboration mechanisms for LLM agents: a social psychology view[EB/OL]. [2025-09-17]. <https://arxiv.org/abs/2310.02124>.
- [335] WANG Y D, CHEN Y X, MENG F X, et al. Law in silico: simulating legal society with LLM-based agents[EB/OL]. [2025-09-17]. <https://arxiv.org/abs/2510.24442>.
- [336] YANG J C, DAILISAN D, KORECKI M, et al. LLM voting: human choices and AI collective decision-making[C]//*Proceedings of the ACM Conference on AI, Ethics, and Society*. New York, USA: ACM Press, 2024, 7: 1696-1708.
- [337] ACERBI A, STUBBERSFIELD J M. Large language models show human-like content biases in transmission chain experiments [J]. *PNAS*, 2023, 120 ( 44 ): e2313790120.
- [338] YAN L X, GREIFF S, TEUBER Z, et al. Promises and challenges of generative artificial intelligence for human learning[J]. *Nature Human Behaviour*, 2024, 8(10): 1839-1850.
- [339] GUPTA P, ZHONG Q K, YAKURA H, et al. The role of social learning and collective norm formation in fostering cooperation in LLM multi-agent systems[EB/OL]. [2025-09-17]. <https://arxiv.org/abs/2510.14401>.
- [340] STAŃCZAK K, MEADE N, BHATIA M, et al. Societal alignment frameworks can improve LLM alignment [EB/OL]. [2025-09-17]. <https://arxiv.org/abs/2503.00069>.
- [341] JIN Y, YANG R X, YI Z J, et al. SurrealDriver: designing LLM-powered generative driver agent framework based on human drivers' driving-thinking data [C]//*Proceedings of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2024: 966-971.
- [342] LIN X Y, WANG W J, LI Y Q, et al. Data-efficient fine-tuning for LLM-based recommendation[C]//*Proceedings of the 47th International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval*. New York, USA: ACM Press, 2024: 365-374.
- [343] ZHANG A, CHEN Y X, SHENG L H, et al. On generative agents in recommendation[C]//*Proceedings of the 47th International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval*. New York, USA: ACM Press, 2024: 1807-1817.
- [344] QIAN C, LIU W, LIU H Z, et al. ChatDev: communicative agents for software development [C] // *Proceedings of the 62nd Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (Volume 1: Long Papers)*. Philadelphia, USA: ACL Press, 2024: 15174-15186.
- [345] QIAN C, LIU W, LIU H Z, et al. ChatDev: communicative agents for software development[EB/OL]. [2025-09-17]. <https://arxiv.org/abs/2307.07924>.

- [346] HONG S R, ZHUGE M C, CHEN J, et al. MetaGPT: meta programming for a multi-agent collaborative framework[C]//Proceedings of the International Conference on Learning Representations. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2023: 1-17.
- [347] YE E, TAO R, JAQUES N. An efficient open world environment for multi-agent social learning [EB/OL]. [2025-09-17]. <https://arxiv.org/abs/2508.15679>.
- [348] HA S, JEONG H. Social learning spontaneously emerges by searching optimal heuristics with deep reinforcement learning[EB/OL]. [2025-09-17]. <https://arxiv.org/abs/2204.12371>.
- [349] LI J C, DENG X T, CHENG Y K, et al. Altruism, collectivism and egalitarianism: on a variety of prosocial behaviors in binary networked public goods games [C]// Proceedings of the 3rd International Joint Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems. New York, USA: ACM Press, 2023: 609-624.
- [350] DUÉÑEZ-GUZMÁN E A, SADEDIN S, WANG J X, et al. A social path to human-like artificial intelligence[J]. *Nature Machine Intelligence*, 2023, 5(11): 1181-1188.
- [351] COLAS C, KARCH T, MOULIN-FRIER C, et al. Language and culture internalization for human-like autotelic AI[J]. *Nature Machine Intelligence*, 2022, 4(12): 1068-1076.
- [352] BREDECHE N, FONTBONNE N. Social learning in swarm robotics[J]. *Philosophical Transactions of the Royal Society B*, 2022, 377(1843): 20200309.
- [353] HUANG Z Y, LIU H C, LV C. GameFormer: game-theoretic modeling and learning of transformer-based interactive prediction and planning for autonomous driving[C]//Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV). Washington D. C., USA: IEEE Press, 2024: 3880-3890.
- [354] CAMBIER N, ALBANI D, FRÉMONT V, et al. Cultural evolution of probabilistic aggregation in synthetic swarms [J]. *Applied Soft Computing*, 2021, 113: 108010.
- [355] WINFIELD A F T, BLACKMORE S. Experiments in artificial culture: from noisy imitation to storytelling robots [J]. *Philosophical Transactions of the Royal Society of London Series B: Biological Sciences*, 2022, 377(1843): 20200323.

文字编辑 陆燕菲  
栏目编辑 宋 圆