

容忍驱动迁移机制下人机混合三策略空间囚徒困境中的合作演化 *

李思杭¹⁾ 张黎明²⁾ 李晓鹏³⁾ 黄昌巍^{1)4)†}

1) (广西大学计算机与电子信息学院, 南宁 530004)

2) (江苏师范大学人工智能与计算机学院, 徐州 221116)

3) (贵州财经大学应用经济学院, 贵阳 550025)

4) (广西多媒体通信与网络技术重点实验室, 南宁 530004)

本文在二维格子网络上构建了一个引入容忍驱动迁移机制的人机混合三策略空间囚徒困境博弈模型. 该模型中包含合作机器人与普通个体两类主体: 合作机器人在整个演化过程中始终采取合作行为, 而普通个体可在合作、背叛或独行三种策略中进行选择. 通过引入容忍驱动迁移机制, 系统探讨了容忍度、机器人比例、群体密度和困境强度对合作演化的影响. 研究表明, 存在一个最优群体密度能使群体合作水平达到峰值. 适度的空位为个体提供了必要的迁移条件, 而较低的容忍度则增强了个体对背叛环境的敏感性, 二者协同促进了合作团簇的形成与维持. 相反, 群体密度过高将导致个体迁移受阻, 使其难以有效逃离背叛环境, 进而引发合作崩溃. 此外, 我们发现合作机器人的作用与群体密度和困境强度密切相关: 在困境强度和群体密度较高时, 引入一定比例的合作机器人反而会抑制群体合作行为. 进一步地, 本文还探究了具有更大策略空间的社交机器人以及不同博弈类型对群体合作演化的影响, 同样发现存在一个最优群体密度使合作水平最高. 上述发现为我们理解人机混合系统中的合作演化规律提供了新的视角.

关键词: 囚徒困境, 人机混合群体, 合作, 演化博弈

PACS: 02.50.Le, 87.23.Kg, 89.75.Fb

* 国家自然科学基金 (批准号:12565005、72501127 和 62363004) 资助的课题.

† 通信作者. E-mail: cwhuang@gxu.edu.cn

1 引言

合作是自然界和人类社会中普遍存在的现象,也是物种进化和社会发展的主要驱动力之一^[1,2]。然而,在真实的个体交互中,合作不仅要支付利他成本,还要承担被“搭便车”的风险。对理性个体,转向背叛通常能够带来更高的即时收益。因此,自私个体中合作如何自发产生并长期维持一直是物理、数学、生物及社会科学等领域共同关注的核心问题。

演化博弈理论为解释群体中合作行为的产生与维持提供了重要的理论框架。其中,囚徒困境博弈^[3,4]作为研究合作演化问题的经典范式,揭示了合作策略在均匀混合群体中难以长期存在的困境^[5]。然而研究人员发现,引入空间拓扑结构后,合作者能够自发聚集形成紧凑的空间合作团簇,从而有效抵御背叛者的入侵^[2,4,5]。这种由空间结构产生的“网络互惠”打破了均匀混合的限制,为合作演化开辟了新途径,并迅速使复杂网络上的合作演化博弈成为国内外学者持续关注的研究热点^[6-13]。在此基础上,为了更真实地模拟个体间的交互过程,并克服传统演化博弈模型在解释复杂社会现象上的局限,研究者们引入了多种扩展机制。在这些机制中,独行者或自愿参与机制受到了广泛关注。该机制允许个体在收益不足或面临高困境强度时选择不参与博弈而成为“独行者”。研究发现,自愿参与机制在空间结构中能够诱发循环优势、自组织图样和振荡行为等丰富的动力学特征,显著影响合作演化^[14-18]。此外,个体迁移^[19-22]、容忍^[23-25]和群体密度^[26,27]等微观行为与宏观环境因素的耦合,也被证明对合作演化起着至关重要的作用。

值得注意的是,近年来随着人工智能技术的飞速发展,合作演化的研究范式正逐渐由纯人类群体向人机混合群体延伸^[28-34]。已有研究表明,社交机器人的引入能够显著影响群体中合作与社会凝聚行为。例如,Quan等^[35]将Q-learning机器策略与反应式人类策略引入空间囚徒困境,发现宽容型人类策略能够引导机器收敛至稳定合作,机器比例的作用随诱惑强度呈现不同的调控效果,且人类策略会显著塑造机器的学习行为。He等^[30]指出少数坚定策略个体能在适当的模仿强度下引导群体由背叛占优发生逆转;Guo等^[31]探讨了人机混合群体中智能体对群体合作行为的影响,发现智能体对合作的促进作用并非固定不变,而是显著依赖于博弈类型、模仿强度和群体结构;Sharma等^[32]将合作、背叛、独行三种机器人引入可自愿参与的囚徒困境博弈中,研究发现,独行机器人在格子网络中可在一定条件下提升合作水平,但当其比例过高时反而会阻碍合作扩散,甚至导致合作崩溃;Shi等^[33]则探讨了可迁移群体与合作机器人的耦合效应,证实了机器人能够有效促进群体合作水平与个体的空间聚集。

上述现有研究大多侧重于从自愿参与机制、个体迁移或容忍等单一环境适应机制,或社交机器人等单一维度探讨空间合作演化。但在真实的人机混合社会系统中,个体的策略选择与空间位置往往并非独立,而

是相互影响、动态演化的^[36]。具体而言,当面对局部高风险环境时,个体可能采取两种截然不同的适应性行为:一是选择暂时退出博弈以规避损失,成为“独行者”;二是因突破心理容忍极限而主动寻求改变,通过“容忍驱动迁移”机制寻找新的交互邻域。然而,在受群体密度严格约束的空间结构中,合作机器人的引入将如何与复杂的个体迁移行为协同作用或相互干扰,进而影响群体合作,目前仍缺乏系统性的探讨。受到上述研究的启发^[24,33],本文构建了一个容忍驱动迁移机制下的人机混合三策略空间囚徒困境博弈模型。该模型中,我们首先考虑了机器人被设定为始终采取合作策略的情形,旨在探讨合作型社交机器人对群体合作演化的调控作用。基于该模型,本文系统研究了容忍驱动迁移机制、合作机器人比例和群体密度等对人机混合三策略群体合作演化的影响,并从合作聚集度和迁移比例等角度分析合作机器人的具体作用机制。研究表明,存在一个最优的群体密度,能够最大限度地提升群体的合作水平。此外,合作机器人的作用并非总是积极的,其对合作的影响受到群体密度和困境强度的共同制约。特别是在困境强度和群体密度较高时,引入一定比例的合作机器人反而可能抑制群体合作行为。本文进一步探讨了具有更大策略空间的自适应机器人对群体合作演化的影响,同时探究了雪堆博弈与弱囚徒困境等不同博弈模型下的演化结果,结果表明本文关于最优群体密度的主要结论具有较好的鲁棒性。这为理解人机混合系统中的合作演化提供了新的视角。

2 容忍驱动迁移机制下的人机混合囚徒困境模型

本文在二维格子网络上构建了一个包含普通个体与合作机器人的人机混合三策略空间囚徒困境模型。系统采用具有周期性边界条件的方格子网络,边长为 M ,总节点数为 $N = M \times M$ 。每个节点可被个体占据或为空。群体由普通个体和合作机器人组成。设合作机器人占群体的比例为 Φ ,则普通个体占群体的比例为 $1 - \Phi$, ($\Phi \in (0, 1)$)。群体密度定义为 $\rho = n/N$ ($0 < \rho < 1$),其中 n 为群体中包含普通个体和合作机器人在内的总数量。因此,系统中的合作机器人数量为 $n\Phi$,普通个体数为 $n(1 - \Phi)$ 。个体与其摩尔邻域内的个体互动,邻域大小 $K = 8$ 。系统模型示意如图1所示,默认网络规模 $M = 100$ 。初始时,群体中普通个体以相同概率随机采取合作 (C)、背叛 (D) 或独行 (L) 策略。

在一次囚徒困境博弈中,合作者需要付出代价 c ($c > 0$),同时为交互对手带来收益 b ($b > c$)。背叛者不付出任何代价,且独占对方提供的收益。则两个合作者之间的收益为 $b - c$,合作者遇到背叛者时的净收益为 $-c$,背叛者遇到合作者时的净收益为 $b = 1 + c$ 。定义 $r = c/(b - c)$ 并令 $b - c = 1$,则 r 可表示当对方为合作者时,选择背叛策略相比于合作策略可获得的额外收益,用来衡量系统的困境强度。在博弈过程中,

独行者无论与何种策略个体交互, 双方均获得固定收益 σ , 本文取 $\sigma = 0.3$. 该值参考自愿参与博弈中的常见设定^[14,18], 使独行策略在作为风险规避选项时具有一定的吸引力, 但又不至于过度干扰合作与背叛之间的充分竞争. 此时, 系统可被描述为依赖于单变量 r 的收益矩阵:

$$\begin{matrix} & \begin{matrix} C & D & L \end{matrix} \\ \begin{matrix} C \\ D \\ L \end{matrix} & \begin{pmatrix} 1 & -r & \sigma \\ 1+r & 0 & \sigma \\ \sigma & \sigma & \sigma \end{pmatrix} \end{matrix} \quad (1)$$

我们假设合作机器人固定采取合作策略, 其与各类个体交互时的收益计算方式与普通合作者相同. 同时, 机器人以匿名方式参与博弈, 即普通个体无法区分合作机器人与普通合作者.

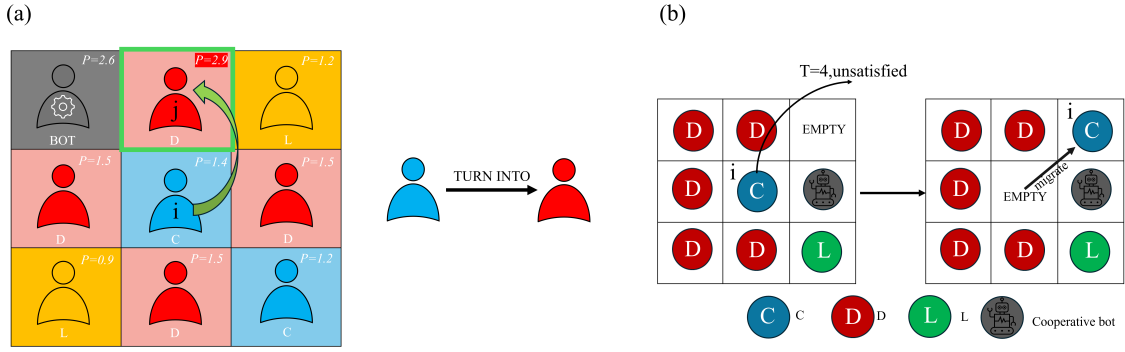


图 1 (a) 策略更新规则: 普通个体对比自身与邻居的收益, 若存在更高收益则模仿其策略; (b) 容忍驱动迁移机制: 当个体摩尔邻域背叛者超过容忍度 T 时, 个体将主动迁移至摩尔邻域内的随机空位

Fig. 1. (a) Strategy updating rule: Normal individuals follow the “best-take-over” rule, copying the strategy of the neighbor with the highest payoff if that payoff exceeds their own; (b) Tolerance-driven migration mechanism: An individual actively migrates to a random empty site within its Moore neighborhood when the number of defectors in that neighborhood exceeds its tolerance threshold T .

系统依据异步蒙特卡罗模拟过程进行演化, 一个完整的蒙特卡罗模拟步 (Monte Carlo step, MCS) 由 n 次 (即系统总个体数) 包含博弈互动、策略更新和容忍驱动迁移的基本步骤构成, 确保每个占据节点上的个体平均有一次机会被选中进行上述操作. 其中一个基本步骤含以下 2 个演化过程:

1) 策略更新: 随机选择一个个体 i , 并计算其自身及其所有邻居的累积博弈收益. 若选中普通个体, 则依据“模仿最优”规则进行策略更新: 若其邻域内存在收益高于自身的个体, 则个体 i 模仿其邻域内收益最高者的策略, 否则其策略保持不变; 若选中合作机器人, 则其策略固定为合作, 不参与策略更新. 如图1(a)所示, 被随机选中的个体 i 计算自己及邻居的收益, 若发现邻居 j 的收益为邻域内最高且大于自己当前收益, 则模仿邻居 j 的策略.

2) 容忍驱动迁移: 紧随策略更新之后, 个体根据其邻域内背叛者数量是否超过自身容忍度来判断是否发生迁移. 基于 Szolnoki 等 [24] 的研究工作, 本文引入容忍驱动迁移机制, 用于描述个体对局部背叛环境的空间响应. 具体地, 对于选中的个体 i , 首先统计其摩尔邻域内的背叛者数量 d_i . 若 $d_i > T$ (其中 T 为个体容忍度), 表明当前邻域的背叛压力已超出该个体所能容忍的限度, 则个体 i 会在其摩尔邻域内寻找可迁移的空节点. 若存在至少一个空节点, 则个体 i 随机选择其中一个空位进行迁移; 若邻域内不存在空节点, 则该个体保持原位不动. 图1(b) 示例了容忍驱动迁移过程, 个体 i 容忍度 T 为 4, 此时邻域内背叛者数量超过其容忍度, 个体选择随机迁移到邻域内空位. 合作机器人同样遵循上述迁移规则, 以反映移动社交机器人在局部背叛环境恶化时的主动规避行为.

为定量刻画系统中的合作演化行为, 本文定义普通个体的宏观合作水平 f_C 为 $f_C = N_C / (N_C + N_D + N_L)$, 其中 N_C 、 N_D 和 N_L 分别表示系统中普通个体中合作者、背叛者和独行者的数量. 为进一步描述普通合作者在空间中的聚集程度, 借鉴 Shi 等 [33] 的工作, 本文引入合作聚集度 $\lambda_C \in [-1, 1]$, 定义为

$$\lambda_C = \frac{1}{N_C} \sum_{i \in \Omega_C} \frac{m_i^C - m_i^D}{K}, \quad (2)$$

其中, Ω_C 表示普通合作者构成的集合 ($N_C = |\Omega_C|$), m_i^C 和 m_i^D 分别表示普通个体 i 邻域内的普通合作者与背叛者的数量, K 为个体的最大邻居总数. λ_C 越大, 表明合作者越倾向于形成紧密互助的同质团簇, 从而有效抵御剥削并维持合作. 反之, 则说明合作者周围分布着更多的背叛者, 个体处于易受局部剥削的恶劣环境. 与此同时, 为衡量系统演化过程中的动态活跃程度, 本文引入迁移比例 f_m , 表示为

$$f_m = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n m_i, \quad (3)$$

其中, 若个体 i 在当前时间步成功迁移, 则记 $m_i = 1$, 否则记 $m_i = 0$. 进一步考虑到高群体密度条件下个体可能因缺乏空位而无法完成迁移, 本文统计了迁移受困个体比例 f_t , 定义为

$$f_t = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \zeta_i, \quad (4)$$

若在当前时间步个体 i 邻域内的背叛者数量超过其容忍度, 且邻域内不存在可迁移的空节点, 则认为该个体处于受困状态, 记 $\zeta_i = 1$, 否则记 $\zeta_i = 0$. f_t 越大, 说明系统中越多个体虽有迁移需求却因空间拥挤而无法移动. 此外, 在系统演化过程中, 合作机器人的持续无条件利他行为可能无意间赋予局部背叛者一种人为抬高的收益优势, 进而诱导周围的普通合作者因盲目追逐高收益而发生策略退化. 为了在微观层面精准捕获并定量刻画该效应, 本文采用类似因果推断中的反事实检验逻辑, 引入了“机器人诱导的背叛转移比例”

$f_{(C \rightarrow D)^*}$, 其定义为:

$$f_{(C \rightarrow D)^*} = \frac{N_{(C \rightarrow D)^*}}{N_{C \rightarrow D}} = \frac{\sum_{C \rightarrow D} \mathbb{I} \left(\Pi_j^0 < \max_{k \in \mathcal{N}_i, k \neq j} \Pi_k \right)}{N_{C \rightarrow D}}, \quad (5)$$

其中, $N_{C \rightarrow D}$ 表示在当前时间步内普通合作者转变为背叛者的总次数; $N_{(C \rightarrow D)^*}$ 表示确实由机器人诱导发生的转变次数. Π_j 表示被普通合作者 i 所模仿的背叛者 j 的实际累积收益, $\Pi_j^0 = \Pi_j - n_j^{\text{bot}}(1+r)$ 表示剔除机器人收益贡献后背叛者 j 的“真实收益”(其中 n_j^{bot} 为 j 邻域内的机器人数量). $\mathcal{N}_i$ 为发生策略转变的个体 i 的摩尔邻域. 公式中的 $\mathbb{I}(\cdot)$ 为标准指示函数: 当括号内条件成立时取值为 1, 否则为 0. 对于发生的每一次 $C \rightarrow D$ 的策略转变事件, 若在剥离背叛者 j 从机器人处获取的额外收益之后, 其真实收益 Π_j^0 不再是个体 i 邻域内的最高值, 则表明正是机器人的存在强行推高了 j 的收益排名, 从而诱导了合作的普通个体 i 选择了背叛. 因此, $f_{(C \rightarrow D)^*}$ 的值越大, 表明越多普通合作个体学习背叛策略是由于机器人为背叛者提供的高额收益所导致; 反之则说明此类策略转变更多是因为背叛策略自身的收益优势.

3 数值模拟结果与分析

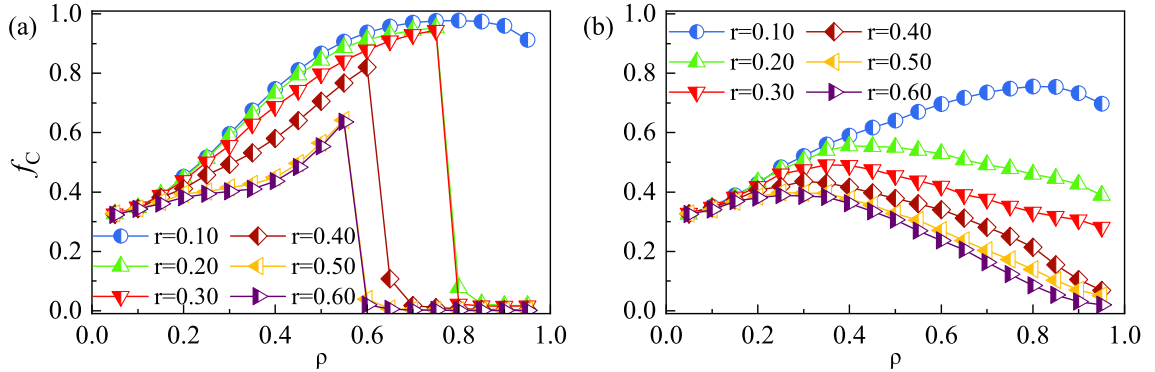


图 2 在 $\Phi=0.5$ 时, 不同容忍度 T 下, 不同困境强度 r 对应的群体合作水平 f_C 随群体密度 ρ 的变化 (a) $T = 1$; (b) $T = 4$

Fig. 2. Fraction of cooperators f_C as a function of population density ρ for different dilemma strengths r under different tolerance thresholds, with $\Phi = 0.5$. (a) $T = 1$ and (b) $T = 4$.

为了探究群体密度对群体合作演化的影响, 我们给出了不同容忍度 T 下合作水平随群体密度的变化情况, 如图2所示. 从图2可以看出, 无论低容忍度 ($T = 1$) 还是高容忍度 ($T = 4$), f_C 随 ρ 的变化均呈现单峰特征, 即存在一个最优群体密度 ρ^* 使合作水平达到峰值, 过低或过高的 ρ 均不利于合作的维持. 此外, 随着困境强度 r 的增大, ρ^* 逐渐向低密度区域移动, 表明在强困境条件下系统需要更多的空位来维持合作者

的有效空间重组. 在低容忍度情况下, 如图2(a) 所示, 此时合作水平整体较高. 较低的容忍度增强了个体对背叛环境的敏感性, 促使个体主动逃离背叛环境, 从而在适宜密度下促进合作团簇的形成. 当 r 较小时, f_C 在较宽的高密度区间内维持较高水平; 随着 r 的增大, 峰值合作水平逐渐下降, 曲线在高密度区域出现更加陡峭的下降. 例如, 当 $r = 0.60$ 时, f_C 在 $\rho \approx 0.60$ 附近迅速降至接近 0, 表明在强困境与低容忍的共同作用下, 过高密度会显著削弱合作的维持能力. 相比之下, 在高容忍度情况下, 如图2(b) 所示, 在高密度区域的陡峭崩溃转变为更平缓的渐进式下降, 且各 r 值对应的 f_C 峰值均有所下降. 这说明较高的容忍度虽然在一定程度上弱化了高密度区域突发的合作崩溃, 但整体上抑制了高合作水平的维持. 因为过高的容忍度削弱了个体对背叛环境的响应, 使个体更易滞留在背叛环境中, 从而降低了迁移行为对合作团簇形成的促进作用. ρ^* 的存在及其随 r 的移动规律揭示了空位在合作演化中的双重角色, 适度的空位为合作者提供了迁移与重组的条件, 而空位的过剩或匮乏均会破坏这一平衡.

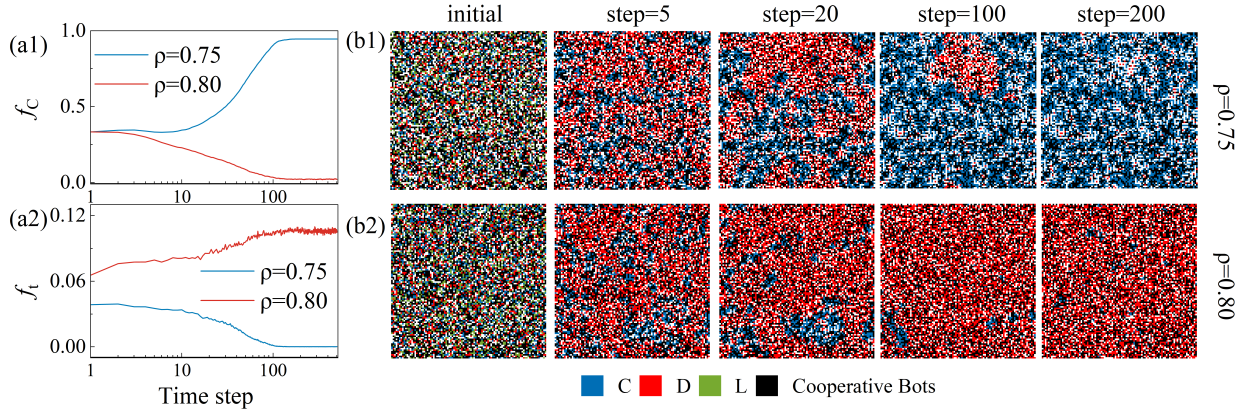


图3 群体密度 $\rho = 0.75$ 和 $\rho = 0.80$ 时群体合作水平 f_C 与迁移受困个体比例 f_t 的演化时间序列及空间演化快照. 参数设置为 $\Phi = 0.5$, $r = 0.3$, $T = 1$. (a1) 两种群体密度下群体合作水平 f_C 的时间演化序列; (a2) 两种群体密度下迁移受困个体比例 f_t 的时间演化序列; (b1) $\rho = 0.75$ 下不同时间步的演化快照; (b2) $\rho = 0.80$ 下不同时间步的演化快照

Fig. 3. Time evolution of the fraction of cooperators f_C and the fraction of trapped individuals f_t , together with spatial snapshots, for population densities $\rho = 0.75$ and $\rho = 0.80$. Results are obtained by setting $\Phi = 0.5$, $r = 0.3$, and $T = 1$. (a1) Time series of f_C for the two population densities; (a2) time series of f_t for the two population densities; (b1) spatial snapshots at representative time steps for $\rho = 0.75$; (b2) spatial snapshots at representative time steps for $\rho = 0.80$.

为了更好地理解上述最优群体密度 ρ^* 附近合作演化的微观动态, 图3给出了在困境强度 $r = 0.3$ 、容忍度 $T = 1$ 的条件下, 最优密度 $\rho^* = 0.75$ 和略超临界密度 $\rho = 0.80$ 两种情况下合作水平 f_C 与迁移受困个体比例 f_t 随时间的演化序列及对应的空间快照. 这两个密度值分别位于临界点的两侧, 能够直观地对比群体密度跨越临界值前后的演化结果. 在 $\rho = 0.75$ 时, 初始阶段 f_t 约为 3.8%, 但随着演化推进, f_t 迅速下降

并趋近于零, 同时 f_C 持续升高并稳定在较高水平. 空间快照如图3(b1)所示. 系统从初始的随机混合状态 (step= 0) 逐步演化出清晰的合作者团簇 (step= 100), 并最终形成稳定的空间格局 (step= 200). 这表明在该密度下, 25% 的空节点为个体迁移提供了充足的空间. f_t 的下降说明合作者能够通过空间重组逃离背叛邻域, 进而形成稳定的合作团簇. 相比之下, 在 $\rho = 0.80$ 时, 系统演化呈现出截然不同的结果. f_t 从初始的 6.5% 持续升高并趋于稳定在 10% 左右, 而 f_C 则从初始阶段便持续下降至接近 0. 空间快照如图3(b2)所示, 背叛者在演化初期便迅速向合作者区域渗透, 系统始终未能形成稳定的合作团簇. 空节点比例从 25% 降至 20%, 这一微小差异使系统跨越了临界群体密度阈值, 空节点的相对匮乏导致个体迁移受阻, 合作者在演化初期便被背叛者包围. f_C 的持续下降与 f_t 的同步升高共同表明, 空间拥挤对迁移的阻碍是高密度条件下合作崩溃的核心原因.

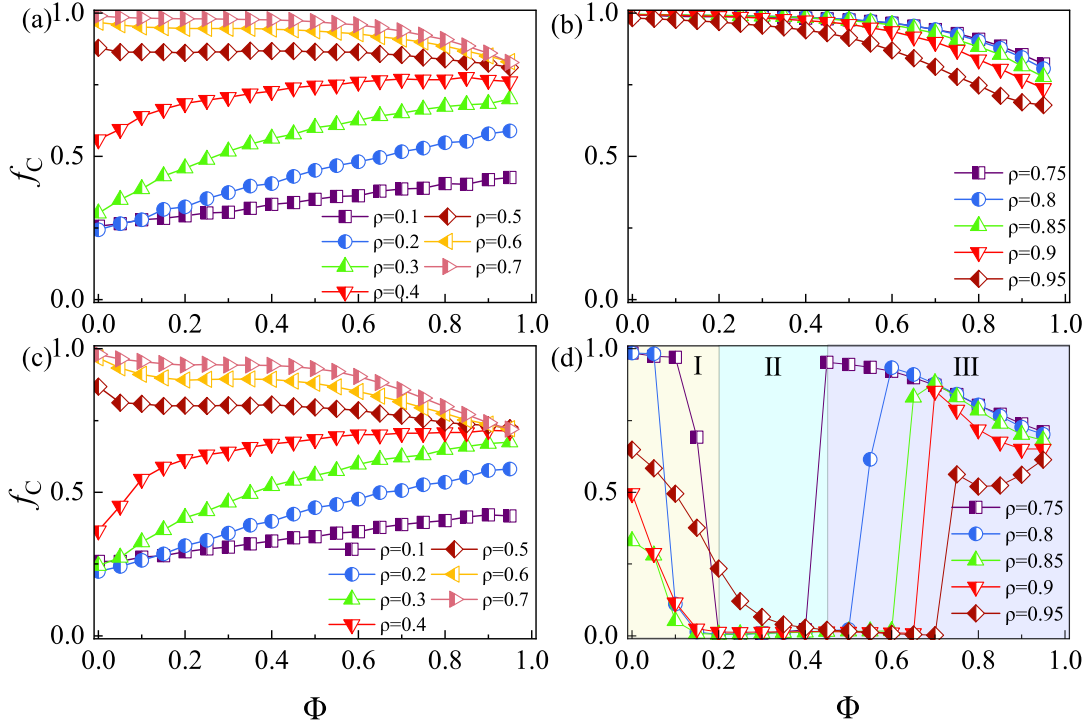


图4 在容忍度 $T = 1$ 时, 不同困境强度 r 下, 不同群体密度 ρ 对应的合作水平 f_C 随机器人比例 Φ 的变化 (a) $r=0.1$, $\rho \in [0.1, 0.7]$; (b) $r=0.1$, $\rho \in [0.75, 0.95]$; (c) $r=0.3$, $\rho \in [0.1, 0.7]$; (d) $r=0.3$, $\rho \in [0.75, 0.95]$

Fig. 4. Fraction of cooperators f_C as a function of robot ratio Φ under different population densities ρ and dilemma strengths r , with $T = 1$. (a) $r = 0.1$, $\rho \in [0.1, 0.7]$; (b) $r = 0.1$, $\rho \in [0.75, 0.95]$; (c) $r = 0.3$, $\rho \in [0.1, 0.7]$; (d) $r = 0.3$, $\rho \in [0.75, 0.95]$.

为探究在不同困境强度 r 下机器人比例 Φ 对群体合作演化的影响, 图4给出了不同群体密度 ρ 条件下群体合作水平 f_C 随机器人比例 Φ 的变化关系. 在较低困境强度时, 如图4(a) 和图4(b) 所示, 在 $\rho \leq 0.4$ 的

低群体密度区域, 合作水平随机器人比例的增加而升高; 而在 $\rho > 0.4$ 的高群体密度区域, 合作水平随机器人比例的增加而下降, 说明机器人对合作的影响与群体密度密切相关. 在高群体密度条件下, 空位减少, 机器人反而容易成为背叛者稳定收益的来源. 这进一步表明迁移在机器人促进合作的过程中起关键作用.

当困境强度较高时, 如图4(c) 和图4(d) 所示, 在群体密度 $\rho \leq 0.7$ 的区域, 合作水平随机器人比例的变化趋势与困境强度较低时基本一致; 而在更高的群体密度区域, 合作水平随机器人比例的变化呈现出明显的阶段性: 在阶段 I($\Phi \in (0, 0.2)$), 随着机器人比例的增加, 合作水平下降, 但系统中仍存在一定数量的合作者. 此时空位较为稀缺, 机器人逐渐成为背叛者的收益来源, 但由于机器人数量相对较少, 合作者仍可依靠策略优势对背叛者形成一定的抑制. 随着机器人比例的进一步增加, 系统进入阶段 II($\Phi \in (0.2, 0.4)$), 此时合作水平接近 0. 原因在于, 虽然群体中机器人比例升高, 但仍不足以为合作者创造有利的局部空间条件; 与此同时, 高群体密度条件下空位的缺失限制了个体迁移, 使其难以逃离背叛环境, 而背叛者已能够同时从邻域内多个机器人处获取高额收益, 最终导致合作策略迅速被淘汰. 当机器人比例继续增大时, 系统进入阶段 III($\Phi > 0.4$), 群体合作水平重新回升. 此时较高比例的机器人为合作者迁移与聚集提供了有利的局部空间环境, 从而促进了合作策略的扩张.

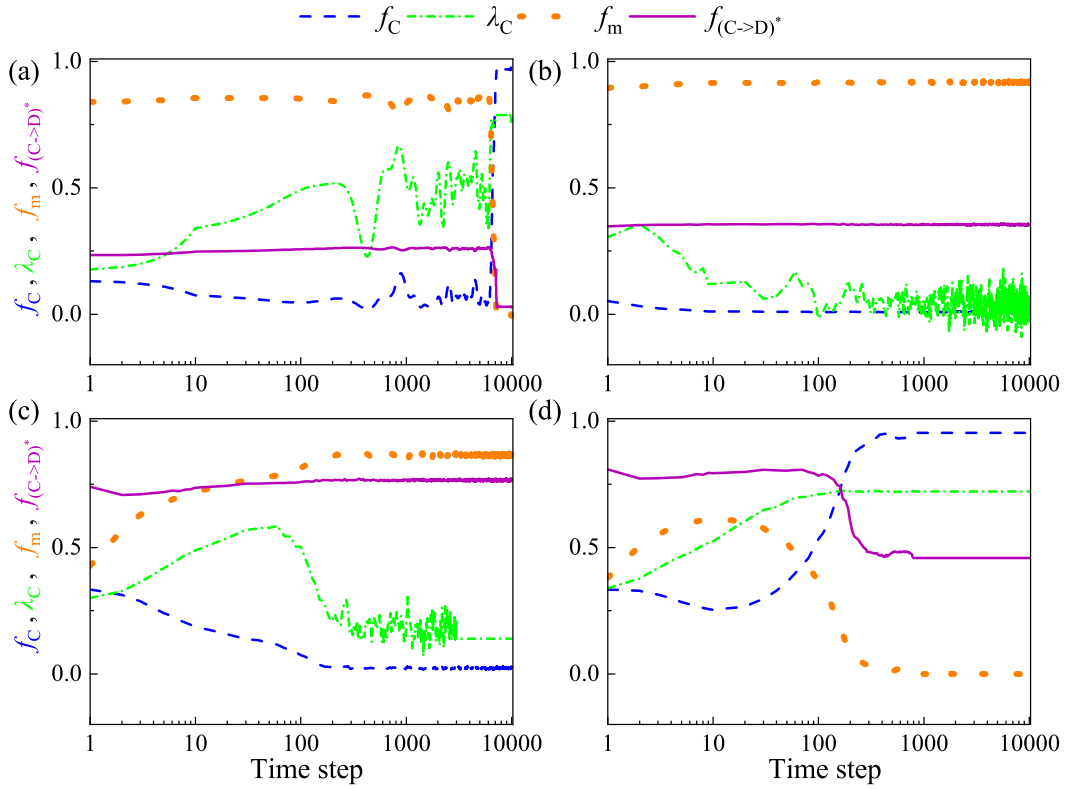


图 5 不同机器人比例 Φ 下, f_C 、 $f_{(C \rightarrow D)^*}$ 、 f_m 及 λ_C 随时间的演化序列. 参数设置为 $\rho = 0.75$, $r = 0.3$, $T = 1$

(a) $\Phi = 0.15$; (b) $\Phi = 0.20$; (c) $\Phi = 0.40$; (d) $\Phi = 0.45$

Fig. 5. Time evolution of f_C , $f_{(C \rightarrow D)^*}$, f_m and λ_C for different robot ratios Φ . Results are obtained by setting $\rho = 0.75$, $r = 0.3$, $T = 1$. (a) $\Phi = 0.15$; (b) $\Phi = 0.20$; (c) $\Phi = 0.40$; (d) $\Phi = 0.45$.

为了深入理解图4中高群体密度下合作水平随机器人比例变化的内在原因, 图5给出了困境强度 $r = 0.3$ 、群体密度 $\rho = 0.75$ 、容忍度 $T = 1$ 条件下, 不同机器人比例 Φ 时群体合作水平 f_C 、机器人诱导背叛比例 $f_{(C \rightarrow D)^*}$ 、迁移比例 f_m 及合作聚集度 λ_C 的演化时间序列, 对应的空间演化快照如图6所示. 首先对比 $\Phi = 0.15$ 与 $\Phi = 0.20$ 两种情形, 尽管两者机器人比例仅相差 5%, 系统却分别演化至全合作与全背叛状态. 在 $\Phi = 0.15$ 下, $f_{(C \rightarrow D)^*}$ 维持在低水平, 说明此时背叛者从机器人处获取的收益有限. λ_C 持续波动, 对应着空间中合作团簇反复尝试扩张、又不断被瓦解的过程. 极高的 f_m 说明个体始终处于频繁迁移状态, 直至某一合作团簇扩张成功, λ_C 骤然跃升至高水平. 此时稳固的合作团簇阻断了背叛者的渗透, 推动系统演化至全合作状态, 如图6(a) 所示. 然而, 在 $\Phi = 0.20$ 下, 较高的 $f_{(C \rightarrow D)^*}$ 说明机器人更多为背叛者提供高额收益, 使背叛者得以迅速扩张. λ_C 下降后持续低迷, 零散分布的合作者无法聚集形成合作团簇, 最终走向灭绝, 如图6(b) 所示. 需要指出的是, 当机器人比例为临界值 $\Phi = 0.15$ 时, 系统演化结果对初始个体分布非常敏感, 具有显著的随机性. 部分运行结果中合作者在演化前期即被淘汰, 系统趋于全背叛状态; 而

在另一些运行结果中, 合作者得以聚集并扩张. 图5(a) 和图6(a) 所示为后一种演化结果, 以清晰呈现合作涌现的动态过程.

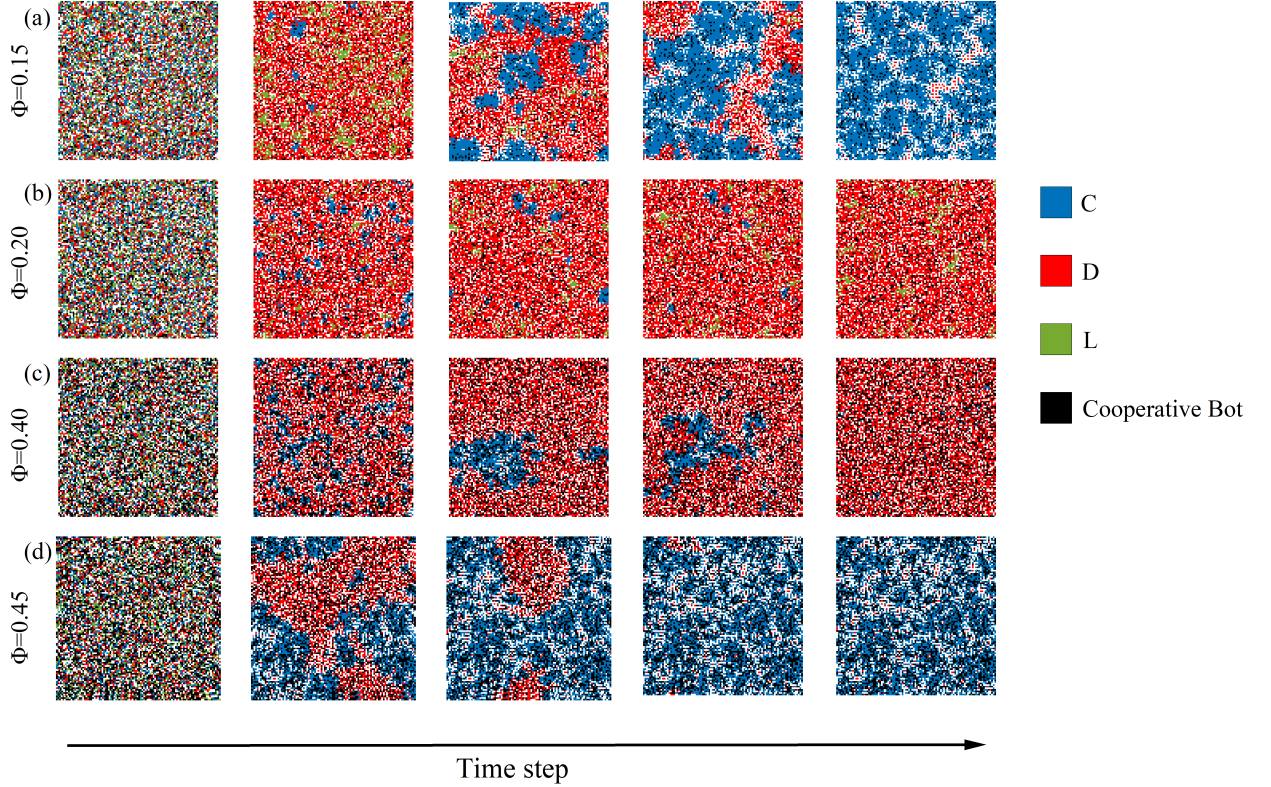


图 6 不同机器人比例 Φ 下系统空间分布的演化快照. 第一列的快照取自演化初期, 其余各列的快照取自不同的时间演化步, 以清晰呈现演化结果. 参数设置为 $\rho = 0.75, r = 0.3, T = 1$ (a) $\Phi=0.15$; (b) $\Phi=0.20$; (c) $\Phi=0.40$; (d) $\Phi=0.45$

Fig. 6. Spatial snapshots of system evolution for different robot ratios Φ . Snapshots in the first column are taken from the first step of evolution, while snapshots in the remaining columns are taken from different time steps to clearly present the evolutionary outcomes. Results are obtained by setting $\rho = 0.75, r = 0.3, T = 1$. (a) $\Phi=0.15$; (b) $\Phi=0.20$; (c) $\Phi=0.40$; (d) $\Phi=0.45$.

类似的阈值效应同样出现在 $\Phi = 0.40$ 与 $\Phi = 0.45$ 的对比中. 在 $\Phi = 0.40$ 下, λ_C 的演化与 $\Phi = 0.20$ 时相似, 虽在演化初期短暂升高但迅速回落. 合作团簇很快被背叛者瓦解, 系统最终演化至全背叛状态, 如图6(c) 所示. 而 $\Phi = 0.45$ 时, 机器人比例超过临界阈值, 合作者在迁移过程中更容易进入有利于合作维持的局部环境. 随着 λ_C 持续攀升, $f_{(C \rightarrow D)^*}$ 同步回落, 两者共同反映了合作团簇扩张以及背叛者生存空间被逐步压缩的过程. 在演化后期, λ_C 趋于稳定, f_m 骤降至接近 0, 如图6(d) 所示. 综上, 在困境强度和群体密度较高时, 机器人对合作演化的影响呈现出非单调的双阈值特征.

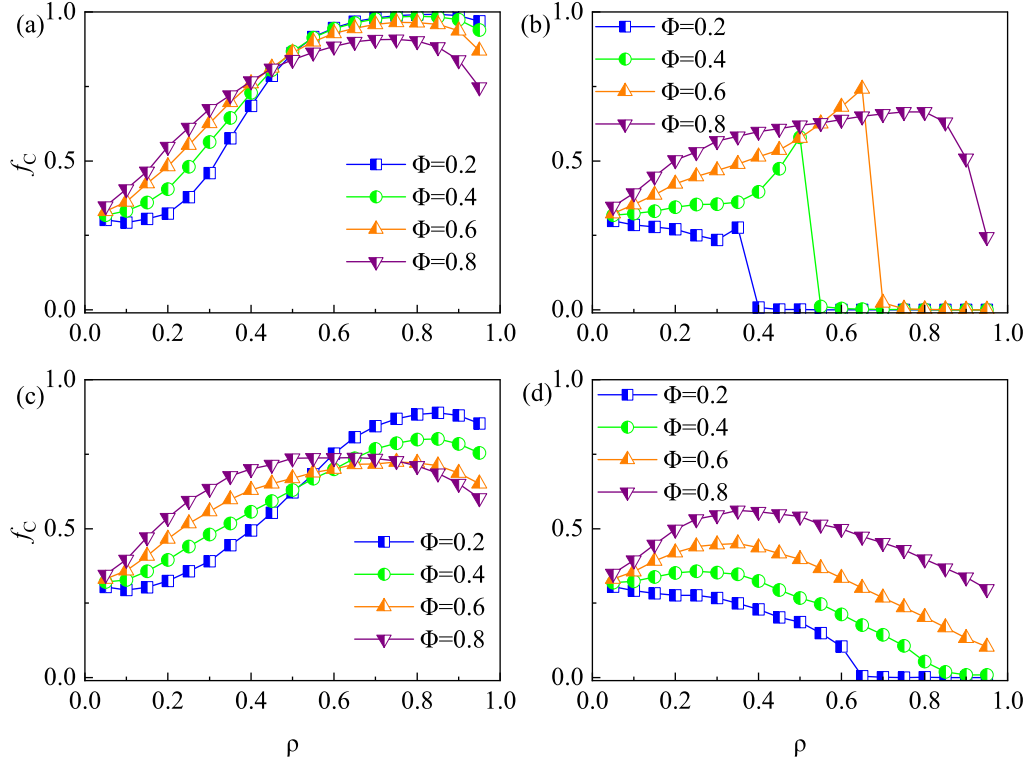


图 7 不同容忍度 T 和困境强度 r 情况下, 不同的机器人比例 Φ 对应合作水平 f_C 随群体密度 ρ 的变化 (a) $T = 1, r = 0.1$; (b) $T = 1, r = 0.5$; (c) $T = 4, r = 0.1$; (d) $T = 4, r = 0.5$

Fig. 7. Fraction of cooperators f_C as a function of population density ρ for different robot ratios Φ under different tolerance thresholds T and dilemma strengths r . (a) $T = 1, r = 0.1$; (b) $T = 1, r = 0.5$; (c) $T = 4, r = 0.1$; (d) $T = 4, r = 0.5$.

图7进一步给出了不同容忍度 T 和困境强度 r 下, 合作水平 f_C 随群体密度 ρ 的变化关系, 其中不同曲线对应不同的机器人比例 Φ . 与图2类似, 在各 Φ 条件下 f_C 随 ρ 的变化均呈现单峰结构, 即存在最优群体密度 ρ^* 使合作水平达到峰值. 随着 Φ 的增大, ρ^* 逐渐向高密度区域移动, 峰值合作水平也相应提升, 表明较高的机器人比例能够在更密集的群体环境中维持合作. 在困境强度较弱时, 如图7(a) 和图7(c) 所示, 各曲线变化较为平缓, 不同 Φ 之间的差异主要体现在峰值高低上. 而在困境强度较强时, 如图7(b) 和图7(d) 所示, 演化结果对群体密度更为敏感, 部分曲线在高密度区域出现近乎垂直的陡降, 这与图2中低容忍度强困境条件下的临界崩溃行为相呼应. 尤其当机器人比例较低时, 高密度区域的合作水平陡降尤为明显. 因为此时机器人分布分散, 难以为合作者迁入提供有利的局部空间条件, 而高密度进一步压缩了空位、限制了个体迁移, 两者叠加使合作者难以逃离背叛环境, 从而导致合作快速崩溃. 对比 $T = 1$ 与 $T = 4$ 的演化结果可以发现, 在弱困境条件下, 低容忍度下的合作水平普遍高于高容忍度, 说明较低的容忍度有利于合作团

簇的形成与维持, 这与图2中的结论一致. 然而在困境条件较强时, 这一优势有所削弱, 低容忍度虽仍整体占优, 但高密度区域的陡降更为剧烈, 表明强困境下低容忍度带来的迁移敏感性在空位匮乏时反而加速合作崩溃. 综上, 机器人比例、困境强度与容忍度三者共同调控了 ρ^* 的位置及高密度区域合作水平的衰减形式.

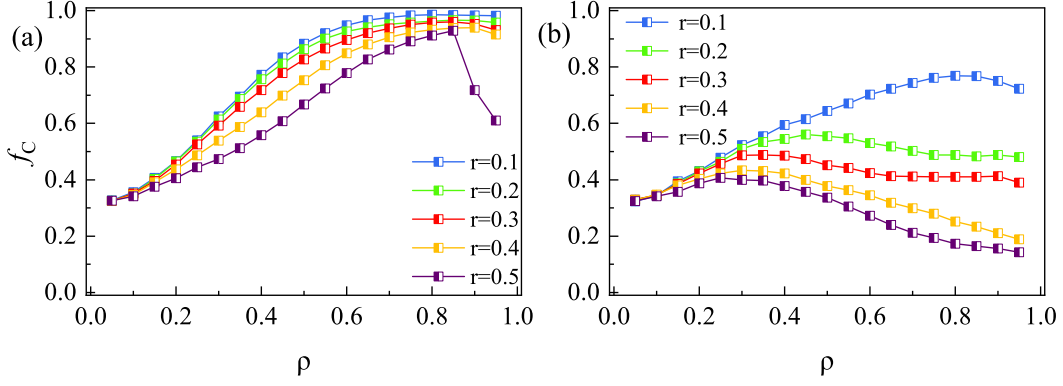


图 8 社交机器人能够根据邻域背叛压力自适应调整策略时, 不同困境强度 r 对应的群体合作水平 f_C 随群体密度 ρ 的变化. 参数设置为 $\Phi = 0.5$, $\sigma = 0.3$ (a) $T = 1$; (b) $T = 4$

Fig. 8. Fraction of cooperators f_C as a function of population density ρ for different dilemma strengths r , under the scenario where social robots can adaptively adjust their strategies based on neighborhood defection pressure. Results are obtained by setting $\Phi = 0.5$ and $\sigma = 0.3$. (a) $T = 1$; (b) $T = 4$.

进一步地, 为探讨社交机器人具有更大策略空间时对群体合作演化的影响, 同时受 Quan 等^[35]关于社交机器人根据局部环境动态调整行为的研究启发, 我们考虑了社交机器人能够根据邻域背叛压力自适应进行策略切换: 机器人初始状态为合作机器人 BOT_C, 当其摩尔邻域内背叛者数量超过容忍度 T 时, 除触发迁移行为外, 机器人还将切换为独行机器人 BOT_L, 避免在高背叛压力环境中持续被剥削; 当邻域背叛者数量降至容忍度 T 及以下时, 机器人恢复为合作状态. 独行机器人与普通独行者采用相同收益规则, 与任意非空邻居交互时双方均获得固定收益 σ . 该情形下不同困境强度 r 对应的群体合作水平 f_C 随群体密度 ρ 的变化关系如图8所示. 在低容忍度 $T = 1$ 条件下 (图8(a)), f_C 随 ρ 的变化仍呈现明显的单峰结构, 存在最优群体密度 ρ^* 使合作水平达到峰值; 在高容忍度 $T = 4$ 条件下 (图8(b)), 单峰特征有所弱化, 整体合作水平也低于 $T = 1$ 情形. 对比社交机器人始终保持合作策略 (图2) 的结果, 社交机器人能够自适应切换合作策略和独行策略时的模型给出了定性相似的结论. 此外, 与固定合作机器人模型相比, 机器人自适应调整策略能够在高困境强度下维持群体更高的合作水平. 在固定合作机器人模型中的低容忍度情况下, 当困境强度较高时, 群体密度高到一定值时出现了合作崩溃; 而在自适应机器人模型中, 对应参数下的群体合作仍能维持在较高水平. 由于机器人能够根据局部背叛压力在合作与独行状态之间切换, 减少了背叛者

利用机器人获取更高收益的机会, 削弱了背叛策略的收益优势.

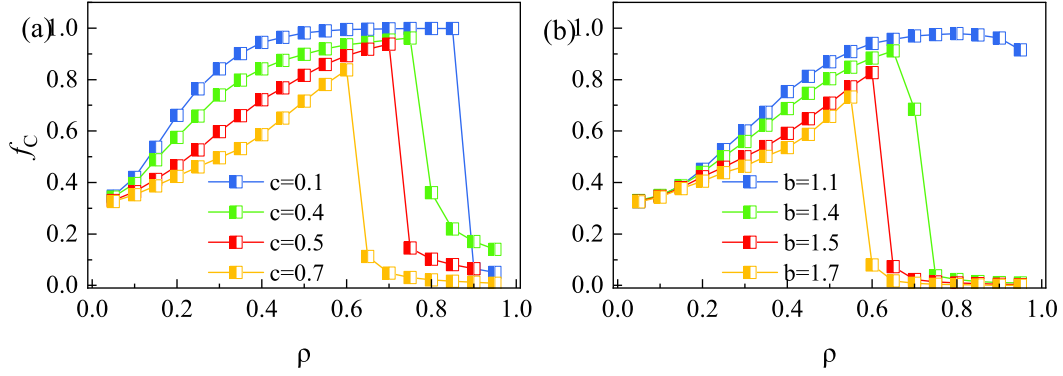


图 9 不同博弈类型下群体合作水平 f_C 随群体密度 ρ 的变化. 参数设置为 $\Phi = 0.5$, $T = 1$, $\sigma = 0.3$ (a) 雪堆博弈中不同困境强度 c 对应的结果; (b) 弱囚徒困境博弈中不同诱惑强度 b 对应的结果

Fig. 9. Fraction of cooperators f_C as a function of population density ρ under different game types. Results are obtained by setting $\Phi = 0.5$, $T = 1$, and $\sigma = 0.3$. (a) Results for the snowdrift game with different dilemma strengths c ; (b) results for the weak prisoner's dilemma game with different temptation strengths b .

为了进一步检验本文结论在不同博弈类型下的鲁棒性, 图9给出了雪堆博弈和弱囚徒困境博弈下合作水平 f_C 随群体密度 ρ 的变化关系. 在雪堆博弈中, 本文采用如下收益矩阵:

$$\begin{array}{c} \begin{array}{ccc} & C & D & L \\ \begin{array}{c} C \\ D \\ L \end{array} & \begin{pmatrix} 1 & 1-c & \sigma \\ 1+c & 0 & \sigma \\ \sigma & \sigma & \sigma \end{pmatrix} \end{array} \end{array} \quad (6)$$

其中, 参数 c 满足 $0 < c < 1$. 在弱囚徒困境中, 本文采用如下收益矩阵:

$$\begin{array}{c} \begin{array}{ccc} & C & D & L \\ \begin{array}{c} C \\ D \\ L \end{array} & \begin{pmatrix} 1 & 0 & \sigma \\ b & 0 & \sigma \\ \sigma & \sigma & \sigma \end{pmatrix} \end{array} \end{array} \quad (7)$$

其中, 参数 b 表示背叛诱惑强度, 取 $1 < b < 2$. 在上述两类博弈模型中, 我们考虑社交机器人始终采取合作策略, 并且独行者与任意策略个体交互时仍获得固定收益 σ .

对比囚徒困境博弈情形 (图2), 从图9(a) 可以看出, 雪堆博弈情形下同样存在最优群体密度 ρ^* 使得群体具有最高的合作水平. 此外, 当 c 较小时, 系统能够在较大范围的中高密度区间内维持接近全合作的水准, ρ^* 位于较高群体密度处; 随着 r 的增大, ρ^* 逐渐向低密度区域移动, 高密度区域出现更为陡峭的合作

崩溃. 这表明在较强困境条件下, 更高群体密度导致的迁移空间受限不利于群体维持合作行为. 我们进一步给出了弱囚徒困境博弈下系统的演化结果如图9(b)所示, 当诱惑强度 b 较小时 ($b = 1.1$), 系统能够在较大的密度范围内保持较高合作水平, ρ^* 位于较高密度处, ρ^* 同样随着 b 的增大而减小, 高密度群体的合作崩溃愈发提前且陡峭. 由于较高的诱惑强度增强了背叛策略的收益优势, 而高密度导致的个体迁移空间受限, 加速了合作崩溃. 综上, 无论在雪堆博弈还是弱囚徒困境博弈中, 群体合作水平随群体密度的增大均呈现出先增大后减小的现象, 存在最优群体密度 ρ^* 使得群体具有最高合作水平, 并且 ρ^* 随困境强度的增大而减小. 本文关于群体密度影响合作演化的结论对不同博弈类型具有较好的鲁棒性.

4 结 论

基于二维格子网络, 本文构建了容忍驱动迁移机制下的人机混合三策略空间囚徒困境博弈模型, 系统探究了群体密度、困境强度、容忍度与合作机器人比例对群体合作演化的影响. 数值模拟结果表明, 群体合作水平随群体密度的变化呈现单峰特征, 存在最优群体密度 ρ^* 使合作水平达到最大值. 适量的空位为个体提供了必要的迁移与团簇重组条件, 较低容忍度增强了个体对背叛环境的敏感性, 二者协同促进了合作团簇的形成与维持. 研究发现, 在群体密度和困境强度较高时, 合作机器人对合作演化的影响呈现出明显的双阈值特征. 这表明, 合作机器人的作用并非固定不变, 而是受到群体密度、困境强度与迁移条件共同调控. 进一步地, 我们探讨了社交机器人能够根据环境压力自适应调整自身策略时对群体合作演化的影响, 我们发现该情形下依然存在最优群体密度 ρ^* 使得系统具有最高合作水平. 此外, 我们探究了雪堆博弈和弱囚徒困境博弈下上述机制对群体合作演化的影响, 发现前述研究结论对不同博弈类型具有鲁棒性. 我们的研究结果一定程度上加深了对人机混合系统中合作涌现与维持机制的理解. 作为后续研究, 我们可以考虑进一步探究社交机器人可以根据 Q-learning 等强化学习算法调整自身策略从而使其具备基于交互经验的自主策略学习与演化能力^[35], 引入策略坚持机制^[37], 以及考虑多动力学过程的耦合^[38] 等对人机混合群体中合作演化的影响, 以更全面地揭示人机混合系统中合作形成与维持的演化规律.

参考文献

- [1] Nowak M A 2006 *Science* **314** 1560
- [2] Perc M, Jordan J J, Rand D G, Wang Z, Boccaletti S, Szolnoki A 2017 *Physics Reports* **687** 1

- [3] Axelrod R, Hamilton W D 1981 *Science* **211** 1390
- [4] Nowak M A, May R M 1992 *Nature* **359** 826
- [5] Szabó G, Fath G 2007 *Physics Reports* **446** 97
- [6] Xiang H, Liang S 2015 *Acta Phys. Sin.* **64** 018902. (in Chinese) [向海涛, 梁世东 2015 物理学报 64 018902]
- [7] Lin H, Wu C 2007 *Acta Phys. Sin.* **56** 4313. (in Chinese) [林海, 吴晨旭 2007 物理学报 56 4313]
- [8] Santos F C, Pacheco J M 2005 *Physical Review Letters* **95** 098104
- [9] Allen B, Lippner G, Chen Y T, Fotouhi B, Momeni N, Yau S T, Nowak M A 2017 *Nature* **544** 227
- [10] Wang X, Zhou L, McAvoy A, Tian Z, Li A 2026 *Proceedings of the National Academy of Sciences* **123** e2516380123
- [11] Wang X, Fu F, Wang L 2024 *Journal of the Royal Society Interface* **21** 20240055
- [12] Majhi S, Perc M, Ghosh D 2022 *Journal of the Royal Society Interface* **19** 20220043
- [13] Chen W, Pan J, Han W, Huang C 2022 *Acta Phys. Sin.* **71** 110201. (in Chinese) [陈蔚颖, 潘建臣, 韩文臣, 黄昌巍 2022 物理学报 71 110201]
- [14] Szabó G, Hauert C 2002 *Physical Review E* **66** 062903
- [15] Szabó G, Hauert C 2002 *Physical Review Letters* **89** 118101
- [16] Szabó G, Vukov J 2004 *Physical Review E* **69** 036107
- [17] Wu Z X, Xu X J, Chen Y, Wang Y H 2005 *Physical Review E* **71** 037103
- [18] Hauert C, De Monte S, Hofbauer J, Sigmund K 2002 *Science* **296** 1129
- [19] Jiang L L, Wang W X, Lai Y C, Wang B H 2010 *Physical Review E* **81** 036108
- [20] Helbing D, Yu W 2009 *Proceedings of the National Academy of Sciences* **106** 3680
- [21] Zhao X, Xia H 2023 *Chaos, Solitons & Fractals* **176** 114169

- [22] Huang Y 2026 *Chaos, Solitons & Fractals* **204** 117774
- [23] Chen X, Fu F, Wang L 2009 *Physical Review E* **80** 051104
- [24] Szolnoki A, Perc M 2016 *New Journal of Physics* **18** 083021
- [25] Lu S, Wang Y 2024 *BioSystems* **246** 105362
- [26] Wang Z, Szolnoki A, Perc M 2012 *Scientific Reports* **2** 369
- [27] Wang Z, Szolnoki A, Perc M 2012 *Physical Review E* **85** 037101
- [28] Shirado H, Christakis N A 2017 *Nature* **545** 370
- [29] Jia D, Dai X, Xing J, Tao P, Shi Y, Wang Z 2025 *Science China Information Sciences* **68** 212201
- [30] He Z, Shen C, Shi L, Tanimoto J 2024 *Physical Review Research* **6** 013062
- [31] Guo H, Shen C, Hu S, Xing J, Tao P, Shi Y, Wang Z 2023 *iScience* **26** 108179
- [32] Sharma G, Guo H, Shen C, Tanimoto J 2023 *Journal of the Royal Society Interface* **20** 20230301
- [33] Shi L, He Z, Shen C, Tanimoto J 2024 *PNAS Nexus* **3** pgae223
- [34] Zimmaro F, Miranda M, Fernández J M R, Moreno López J A, Reddel M, Widler V, Antonioni A, et al. 2024 *Journal of the Royal Society Interface* **21** 20240212
- [35] Quan J, Guo C, Wang X 2026 *Chaos: An Interdisciplinary Journal of Nonlinear Science* **36** 013127
- [36] Liu Q, Yi J 2013 *Acta Phys. Sin.* **62** 238902. (in Chinese) [刘群, 易佳 2013 物理学报 62 238902]
- [37] Huang C W, Dai Q L 2017 *Europhysics Letters* **118** 28002
- [38] Xu H, Huang C, Xia C 2026 *Communications Physics* **9**

Evolution of cooperation in a human-machine hybrid three-strategy spatial prisoner's dilemma game with tolerance-driven migration*

LI Sihang¹⁾ ZHANG Liming²⁾ LI Xiaopeng³⁾ HUANG Changwei^{1)4)†}

1) (*School of Computer, Electronics and Information, Guangxi University, Nanning 530004, China*)

2) (*School of Artificial Intelligence and Computer Science, Jiangsu Normal University, Xuzhou 221116, China*)

3) (*School of Applied Economics, Guizhou University of Finance and Economics, Guiyang 550025, China*)

4) (*Guangxi Key Laboratory of Multimedia Communications and Network Technology, Guangxi University, Nanning 530004, China*)

Abstract

We propose a human-machine hybrid three-strategy spatial prisoner's dilemma game model on a two-dimensional lattice with a tolerance-driven migration mechanism. The population consists of cooperative robots and ordinary individuals, where robots remain cooperative throughout evolution, while ordinary individuals can adopt cooperation, defection, or the loner strategy. We then investigate how the tolerance threshold, robot proportion, population density, and dilemma strength affect the evolution of cooperation. Results show that cooperation is maximized at an optimal population density. Moderate vacancy provides sufficient space for migration and spatial reorganization, and a lower tolerance threshold increases individuals' responsiveness to defector-dominated neighborhoods; together, these effects facilitate the formation and stability of cooperative clusters. By contrast, excessive population density hinders migration, making it difficult for individuals to escape defector-dominated neighborhoods and thus causing cooperation to break

* Project supported by the National Natural Science Foundation of China (Grants No. 12565005, 72501127, and 62363004).

down. We further show that the effect of cooperative robots depends on both population density and dilemma strength. The role of cooperative robots is not always positive, under high dilemma strength and high population density, the introduction of cooperative robots can even suppress cooperation. Furthermore, we examine the effects of robots with a broader strategy space—specifically, robots that adaptively switch between cooperation and the loner strategy under high local defection pressure—and different game types on the evolution of cooperation, and similarly find that an optimal population density maximizes cooperation. The adaptive strategy switching reduces defector exploitation of robots and sustains higher cooperation levels under strong dilemmas. Robustness checks under the snowdrift game and the weak prisoner’s dilemma confirm that the unimodal density–cooperation relationship is a general feature independent of the specific game type. These findings deepen our understanding of the evolution of cooperation in human-machine hybrid systems.

Keywords: prisoner’s dilemma, human-machine hybrid population, cooperation, evolutionary game

PACS: 02.50.Le, 87.23.Kg, 89.75.Fb