arXiv:2301.06620v1 [cs.MA] 16 Jan 2023

投入更多总能确保更高合作水平吗？异质网络上的制度激励分析

Theodor Cimpeanu[1,⋆]，Francisco C Santos [2]，和 The Anh Han[3,⋆]

[1] 圣安德鲁斯大学数学与统计学院，英国[2] INESC-ID 与里斯本大学里斯本高级技术学院，葡萄牙[3] 蒂赛德大学计算机、工程与数字技术学院

⋆ 通讯作者 通讯作者：Theodor Cimpeanu (tic1@st-andrews.ac.uk)、The Anh Han (T.Han@tees.ac.uk)

摘要

人类已经建立了大规模运作的机制，用于制定政策和分配激励，但我们始终在寻求改进这些制度的方法。尤其是在资金有限时，如何优化支出而不牺牲积极成果至关重要；这一挑战一直受到社会科学、生命科学和工程科学等多个领域的关注。这些研究往往忽略信息的可用性、成本限制，或界定现实世界种群的底层复杂网络结构。在这里，我们扩展了这些模型，将上述因素纳入考量，并检验其研究结果在随机社会学习范式下的稳健性。类似于现实世界中关于如何最佳分配禀赋的决策，我们研究了若干激励方案：这些方案会参考总体种群、局部邻域的信息，或合作节点在网络中的影响力，并在满足特定条件时有选择地奖励合作行为。在转向更现实的网络环境和随机行为更新规则后，我们发现，在社会多样化环境中，轻率地鼓励合作者往往会导致他们走向衰败。这些涌现的循环模式不仅会损害合作，还会耗尽外部投资者的预算。我们的研究结果凸显了在社会多样化群体中制定有效且连贯的投资政策所面临的复杂性。

关键词：演化博弈论、合作演化、成本效益、激励、无标度网络、囚徒困境。

1 引言

如何设计机制，以鼓励由自利型个体构成的种群表现出亲社会行为，是社会科学、生命科学和工程科学多个领域公认的重大理论挑战。这一问题在现实情境中无处不在，尤其体现在生态系统、人类组织、技术创新和社会网络中（Andras 等人，2018；Dafoe 等人，2021；Han 等人，2019；Raghunandan 和 Subramanian，2012；Santos 等人，2006；Sigmund 等人，2001）。在这一背景下，人们通常认为，合作源于系统内个体的共同作用。然而，在许多情境中，这类行为由系统之外的外部主体倡导并推动，因此需要一套新的启发式方法，能够在自组织复杂系统中塑造理想的集体行为（Penn 等人，2010）。在这些启发式方法中，已有若干种被证实能够以最低成本促进理想行为（Chen 等人，2015；Cimpeanu 等人，2023、2021；Duong 等人，2022；Duong 和 Han，2021；Han 等人，2018；Han 和 Tran-Thanh，2018；Wang 等人，2019）。然而，这些研究忽视了现实世界种群所处情境和社会结构的多样性。本文借助聚类水平各异的无标度交互网络（Barab´asi 和 Albert，1999；Santos 和 Pacheco，2005）分析多样性的影响，并通过模拟面临合作困境的智能体，检验各种干预机制。

例如，设想在不久的将来，由人类和机器组成的混合社会将成为主流，那么，明确哪些最有效的激励措施有助于促进此类混合集体中的合作，便十分重要（Andras 等人，2018年，Dafoe 等人，2021年，Han 等人，2021年，Paiva 等人，2018年）。在另一种情境下，假设某个野生动物管理组织（例如世界自然基金会）致力于维持某一区域内理想的生物多样性水平。为此，该组织并非该区域生态系统的一部分，因此必须决定是否要调整某些物种当前的种群数量；如果要调整，则还需决定何时调整，以及在多大程度上干预生态系统（即调整种群的组成）（Levin，2000）。由于影响较大的干预通常意味着需要投入更多人力资源和设备，因此该组织必须在有效的野生动物管理与较低的总投资成本之间取得平衡。此外，由于生态系统的演化动力学（例如频率依赖和结构依赖）（Hofbauer 和 Sigmund，1998，Maynard Smith，1982，Santos 等人，2006年），不理想的行为可能会随着时间推移再次出现，例如，过去的干预力度不足时便会如此。鉴于此，决策者

还必须考虑到，为了长期维持生物多样性水平，组织需要反复干预生态系统。也就是说，他们必须找到一种高效的干预机制，以实现预期目标，同时兼顾潜在的预算限制。

具体而言，我们考虑分布在无标度网络中的个体种群，这些个体通过一次性囚徒困境（PD）与邻居互动。在这种博弈中，非合作行为优于合作（Perc 等人，2017，Rand 和 Nowak，2013，Santos 等人，2006，Sigmund，2010）。作为外部决策者，我们希望通过干预系统、在特定时刻奖励种群中的特定主体，来促进合作。本文的研究问题是：在每个时间步，何时以及应投入多少资源（用于网络中的个体），才能在系统内实现合作，同时使干预总成本最低，并考虑到个体的社会连通性可能各不相同。例如，我们可能会想知道，是否只需将投资集中于连通度较高的合作者，因为他们的影响力更大。针对影响者采取措施能否降低总体成本？我们是否需要考虑邻域合作水平？研究表明，这一因素在方格晶格网络中发挥着重要作用（Han 等人，2018年）。此外，当无法获得局部信息、决策过程中只能使用全局统计数据时，异质网络中的结果与正则图（即同质网络）相比有何不同？

为回答这些问题，本文将系统考察不同类别或类型的干预机制，这些机制基于*i)* 全局种群统计数据（例如当前的组成）、*ii)* 节点在网络中的度中心性，以及*iii)* 邻域属性（例如局部合作性水平）。

我们的结果表明，在无标度网络上实施干预并非易事。具体而言，我们指出，激励分配不当可能导致合作者遭到剥削。我们展示了哪些机制更能有效促进合作，并指出社会多样性和网络的聚类系数在制度选择干预机制时都发挥着关键作用。

2 模型与方法

2.1 无标度网络上的囚徒困境

我们研究了接触无标度网络（SF NoCs）上的智能体种群——这是一种在种群动力学和进化博弈中广泛采用的异质种群结构。我们重点分析空间情境下各种干预机制的效率，并采用一种基于个体的模型，使其可与近期关于合作的实验室实验设置直接比较（Rand 等人，2014）。此外，我们选择了初始节点数 $m_0 = 2$，并在网络生成的每个时间步新增两条边。由此生成的网络平均连通度为 $z = 4$，可直接将本研究与其他针对结构化群体开展的研究进行比较（Han 等人，2018年）。

种群中的每个主体最初以相同的概率被指定为合作者（C）或背叛者（D），种群规模为 N。主体之间的交互采用单次囚徒困境博弈进行建模，其中，相互合作（相互背叛）可获得奖励 R（惩罚 P），而单方面合作则使合作者获得受骗者收益 S，背叛者获得诱惑收益 T。作为结构化群体中一种广为采用的交互模型（Szab´o 和 F´ath，2007年），我们采用如下囚徒困境的标准化收益矩阵（针对行玩家）：

$$\begin{array}{c} \\ C \\ D \end{array} \begin{array}{c} \begin{array}{cc} C & D \end{array} \\ \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ b & 0 \end{pmatrix} \end{array},$$

其中 b （$1 < b \leq 2$）表示背叛诱惑。尽管以往关于无标度网络的研究表明合作较为普遍（Santos 等人，2008），我们仍采用这一弱囚徒困境版本，以便直接比较不同类型网络中奖励机制影响的相关研究（Han 等人，2018年）。

在每个时间步或每一代中，每个主体都会与其直接邻居进行囚徒困境博弈。每个主体的得分是这些交锋中所得收益的总和。下一代开始前，会检查每个主体是否符合干扰条件；若符合，外部决策者便会增加其收益。多个机制（即多个条件）可以同时生效，但个体投资只能应用一次；方案决定了获得投资的资格。

开始时　　在下一代中，每个主体的策略会通过两种社会

学习范式——确定性或随机规则。采用确定性更新规则时，每个主体都会选择模仿得分最高的邻居的策略（Nowak 和 May，1992，Szab´o 和 F´ath，2007年）。在随机情况下，主体不会模仿得分最高的邻居，而是在每一代结束时 A 得分为 f_A 的主体会选择模仿随机选取的一名邻居主体的策略 B 得分为 f_B 的概率由费米规则给出（Traulsen 等人，2006年）：

$$(1 + e^{(f_A - f_B)/K})^{-1},$$

其中 K 表示模仿过程中的噪声振幅（Szab´o and F´ath，2007年）。与以往研究和实验室实验一致（Rand 等人，2013，Szab´o and F´ath，2007年，Zisis 等人，2015年），我们在模拟中设定 $K = 0.1$ 。为聚焦于理解不同干预机制的成本效益，我们的分析将基于这一标准演化过程。

我们对这一演化过程进行模拟，直到达到稳态或出现循环模式。采用确定性更新时，模拟收敛很快，但有些循环模式永远无法达到稳态。由于本研究关注成本效益高的干预，我们通过在确定性更新下运行75代、在随机更新下运行500代，提前跳过这些极少出现且必然导致总成本极高的模式；此时累积成本已高到使该机制不值得考虑。最终代数的差异反映了随机动力学收敛时间较长。此外，为了便于进行清晰、公平的比较（例如，考虑到循环模式），我们对模拟最后25代的结果取平均。为减小无标度网络中网络拓扑随机性带来的影响，每组参数值都在两种无标度网络上的非重叠团各自的10个不同预先生成图上运行。此外，每种网络与参数值组合的结果均取30次独立实现的平均值。需要注意的是，每次实现中网络上的合作者和背叛者分布都不相同。

请注意，在采用确定性更新规则时，我们不考虑突变或随机探索。因此，只要种群达到同质状态（即种群中 100% 的智能体采用相同策略），无论是否存在干预，该状态都会保持不变。因此，一旦检测到这种状态，就不会再进行干预。在存在随机模仿的情况下，有时可能会发生错误，因此我们绝不会预先暂停这些模拟。鉴于收敛时间、网络规模和停止条件各不相同，我们不会直接比较这两者的总成本

范式。

2.2 网络中的高成本效益干预

我们的目标是研究如何有效干预空间异质种群，在尽可能降低干预成本的同时实现较高水平的合作。投资决策会给外部决策主体/投资者带来成本 $\theta > 0$，并将该数值 θ 作为额外收益加到每个合适候选者的收益中。为了确定成本效益，我们针对每种拟议的干预策略改变 θ，并衡量投资者累计承担的总成本。因此，最有效的干预方案应具有最低的相对总成本。

此外，与以往关于网络干预的研究一致（Chen 等人，2015年，Han 等人，2018年，Han 和 Tran-Thanh，2018年），我们比较了全局干预策略：根据全网信息、局部邻域信息以及节点中心性信息触发投资。

在基于种群的（**POP**）方法中，是否投资于期望行为取决于种群当前的组成。我们用 x_c 表示种群中采取合作行为的个体比例。具体而言，当 x_c 小于或等于阈值 p_c 时（即当 $x_c \leq p_c$时），便进行投资，其中 $0 \leq p_c \leq 1$。否则不进行投资（即$x_c > p_c$）。p_c 的值描述了期望行为必须稀少到何种程度才会触发外部支持。

在基于邻域的（**NEB**）方法中（此处略微滥用了符号），是否投资取决于焦点个体的邻居中具有期望行为的比例 x_c，该比例在局部层面计算。当 x_c 小于或等于阈值 n_c 时（即当 $x_c \leq n_c$时），便进行投资，其中 $0 \leq n_c \leq 1$；否则不进行投资。

由于无标度网络中存在结构异质性，导致节点在影响力方面存在一定程度的不平等，我们还考察了一种基于节点影响力 （**NI**）的方法。为此，我们采用度中心性。我们用 x_i 表示该节点的中心性度量。当合作节点 C 的度中心性高于影响力阈值 c_I时，决策者便会对其进行投资，其中 $0 \leq c_I \leq 1$。否则，即当$0 \leq x_i < c_I$时，不进行投资。c_I 描述了合作节点需要具备多大的影响力，才能促使决策者投资以维持其存续。

对于 POP 和 NEB 方案，阈值表示满足投资要求的节点数量的增加

。换句话说，阈值为 1 意味着始终向所有采用预期策略的节点投资。相反，较低的阈值意味着采取更谨慎的投资方式，外生主体会更严格地筛选合适的候选对象。NI 则恰恰相反：值为 1 意味着只有连接度最高的个体才有资格获得投资；而值为 0 则意味着向每个合作主体投资。

有趣的是，我们认为这些机制对信息的需求程度各不相同，而这些信息在给定网络中未必都能轻易获取。在某些情况下，例如社交网络，节点的连通度（即朋友的数量）几乎可以免费获取，外部决策者无需付出任何努力便能了解。另一方面，基于邻域的方法本质上需要更多关于种群以及网络不同部分合作性水平的信息。因此，POP 是一种广义机制，只需了解整体合作性；而 NEB 则需要进行复杂的信息收集，以确定每个邻域中的合作性。将 NI 与 NEB 结合，不需要比单独使用 NEB 额外观察任何信息。我们对基于邻域的干预的研究并未直接考虑信息收集成本，而是比较合作带来的预期收益与干预机制中设定的相应个体干预成本。我们的讨论自然会呈现信息收集层级中的这些细微差异，因为它们揭示了某些应用领域中的隐性成本。

3 结果

与方格晶格网络研究相比（Han 等人，2018年），我们发现，在无标度网络上的非重叠团中实施成本效益干预会呈现复杂模式，并带来多重隐忧。在结构化群体中，更细致的观察有助于采取有效干预并改善结果。另一方面，更多关于无标度网络上的非重叠团中种群的信息，只会降低因干预而损害合作者的风险。换言之，在缺乏充分了解的情况下，不应贸然干预无标度网络上的非重叠团，否则可能反而有利于背叛者。这一问题在聚类程度较低的无标度网络（BA 模型）中尤为普遍；但如果将随机动力学考虑在内，在聚类程度较高的网络（DMS）中也会有所体现。

成功　　在 BA 群体中，投资通常需要大规模投入，且

需要较高的个体禀赋（通常比在方格晶格群体中实施的类似机制高出几个数量级），或者采用覆盖式机制，针对所有或几乎所有合作者，即使他们未必面临转而背叛的风险。除非同时满足这两个条件，否则要达到 100% 合作者非常困难，而这也引发了关于外生干预方作用的诸多疑虑。我们不讨论每代成本过高的方案，因为任何机构都不太可能提供这些异质网络所需的、不切实际的高额禀赋。相反，我们关注的是以可控的每代成本进行有效干预。在以下小节中，我们将根据最重要的发现来组织结果，并在适当之处列出各项投资方案的相关参考文献。首先，我们将介绍确定性更新方案的结果，然后介绍随机更新的结果，并指出二者之间的差异。无论采用何种社会学习范式，所有主要发现都具有稳健性。

3.1 不慎奖励会导致合作者遭受剥削

与先前关于正向激励的研究结果截然相反（Chen 等人，2015年，Han 等人，2018年，Han 和 Tran-Thanh，2018年），外部决策者在无标度网络中进行干预时应格外谨慎，因为不加区分地投资可能损害合作（见图1）。我们观察到，如果个体禀赋不足以消除背叛者背叛的诱惑，那么广泛包容的干预方式会对平均合作频率产生负面影响。所谓广泛包容的方式，是指将决定投资资格的阈值（针对 POP 和 NEB 方案）设得较高。如果外部投资者分散投资，以较少的个体禀赋面向大量节点（高阈值），就可能导致合作者走向覆灭。在这种情况下，我们会看到循环模式的形成，最终使背叛者得以剥削合作者（见图2）。如此一来，投资者便会人为地让由背叛者主导的簇中的合作者存活下来，助长这些连接稀疏的簇逐渐吞并规模更大的群体；而背叛者难以维持这些较大的群体。我们注意到，这些循环模式中有些最终会收敛至稳定状态，但在这些持久循环模式中累积的干预成本高得令人难以承受。

在确定性选择下，这一发现主要局限于聚类程度较低的经典无标度网络（使用 BA 模型生成）；但降低……的强度

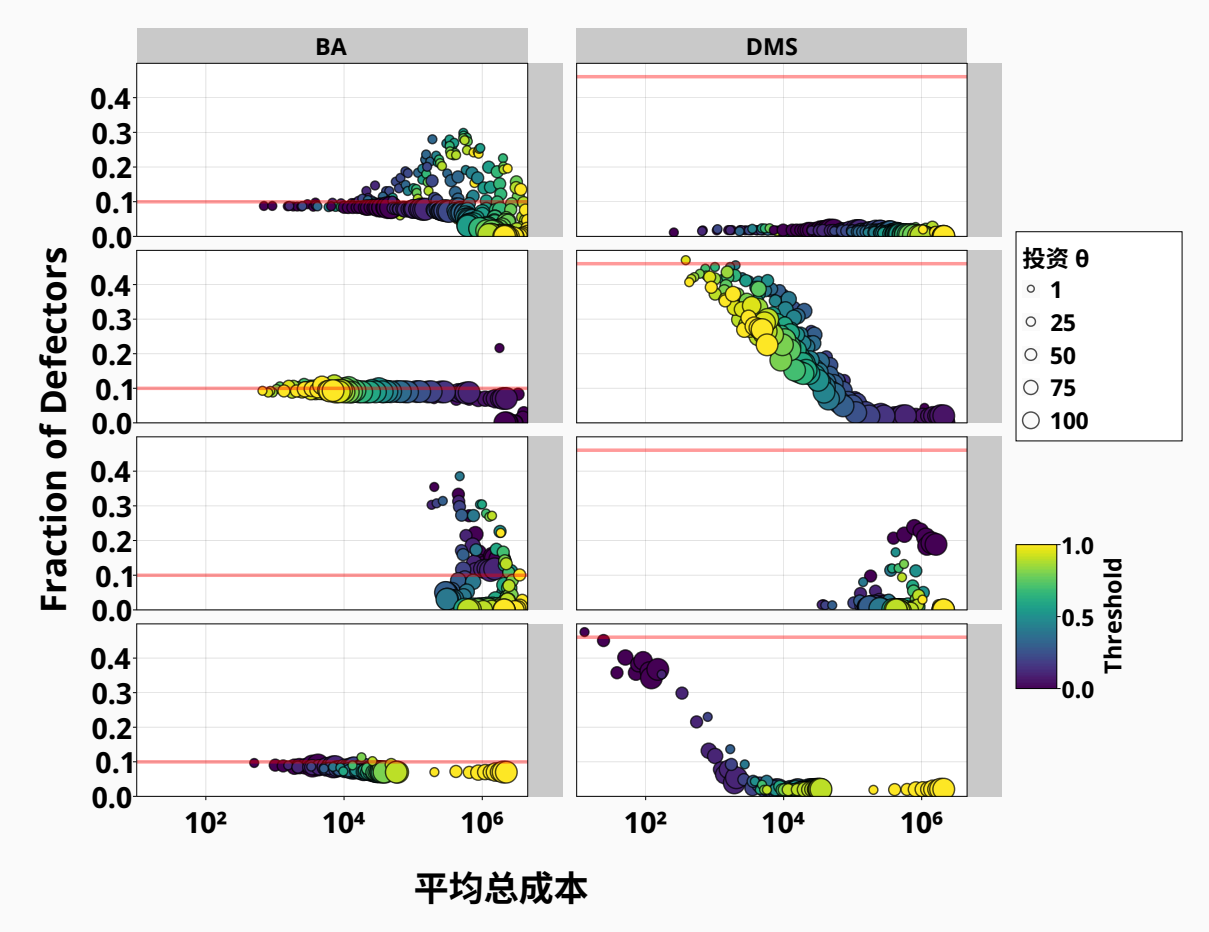

图1. 确定性更新下，各方案中背叛者比例随平均总成本的变化。标记的大小由个体投资 θ（按最接近的值分组）决定，颜色表示阈值。靠近原点的点表示最优解。红色水平线表示两种网络类型（即无标度网络或 DMS）在没有奖励时的背叛基线水平。参数： $b = 1.8$； $N = 5000$。

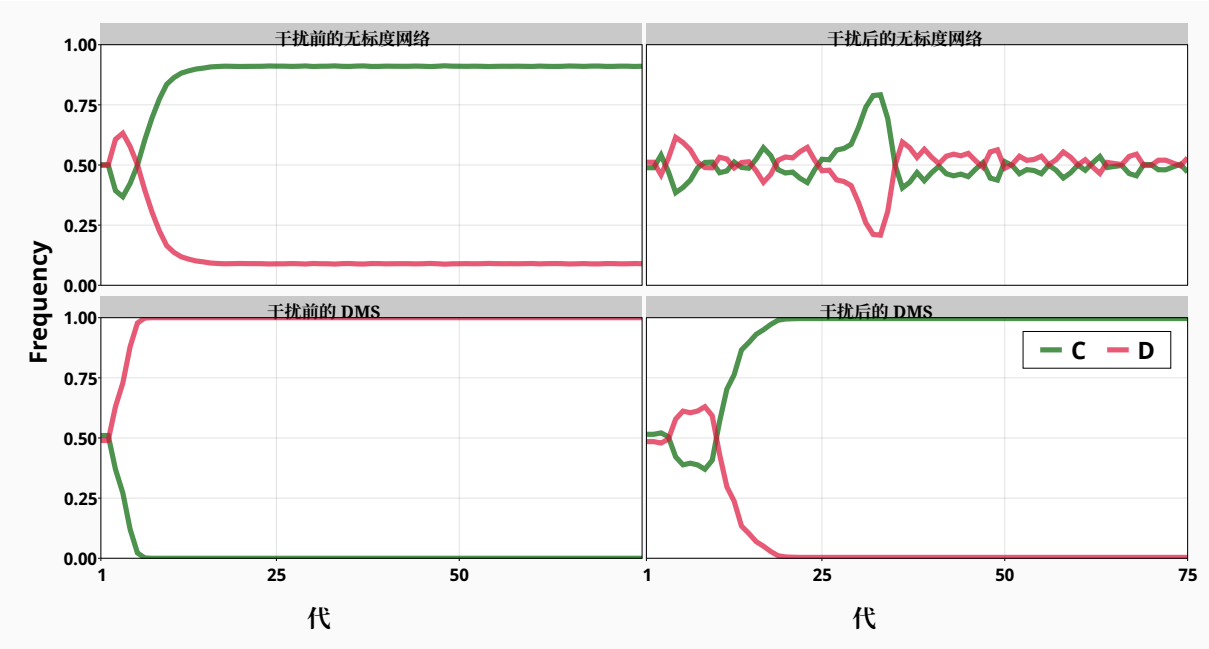

图2. 合作的典型时间演化，</style}对于， $p_C = 0.8$（确定性更新）。左栏显示未受干扰的网络，右栏则显示经过基于种群的（POP）干扰后的同一网络。对于无标度网络，某些配置会达到完全合作（C）；此处展示的是未达到完全合作的情形。其他参数： $b = 1.8$； $N = 5000$。

即使在更贴近现实的聚类水平下，选择也会产生相似的结果（见图 7）。社会多样性改变了有效奖励合作者这一问题的内在性质。先前的结果表明，异质网络中会出现合作（Santos 等人，2006年，2008）（图 1中的红色横线也显示了这一点）。与同质（充分混合）和结构化群体相比，在这些情形下可改进的空间很小。随着改进空间缩小，损害合作者利益的风险随之增加。个别施惠者只能暂时获益，而他们天真的受益者，恰恰是利用他们的背叛者。

3.2 聚类减轻投资负担

研究发现，现实世界网络的聚类水平高于典型无标度网络通常呈现的水平（Barrat 和 Pastor-Satorras，2005，Su 等人，2016）。然而，仍有一些领域（如万维网的拓扑结构）中的节点聚类稀疏（Albert 等人，1999，Barabasi，2014，Barab´asi，2016）。因此，设计能够适用于两类无标度网络的干预方案十分重要，尤其是在不确定是否存在簇，或无法测量这一因素的情况下。我们已经提到不充分的奖励机制所带来的风险，现在则可以转而揭示社会多样性和聚类在促进亲社会行为方面的益处。

高度聚类网络往往最有提升空间，可通过获得禀赋来改善（见图 1）。网络枢纽节点中玩家的初始分布，往往决定了种群趋向何方。通常，只需轻微推动，就能引导种群走向理想结果（见图 2）。此外，还可以通过多种截然不同的投资范式轻松实现这一点。例如，可利用总体种群（POP）的指标，无论禀赋如何分配，都能确保实现最大程度的合作（见图3）。随着设计有效方案的复杂性降低，我们开始关注成本及减少过度支出的方法。过于积极地发放禀赋，可能导致总成本比作为最后手段时高出好几个数量级。事实上，即使只向少数仍存续的合作者提供非常少量的禀赋，也能启动 簇的形成，使其能够抵御入侵。提高投资阈值，可以确保更多合作者符合获得禀赋的条件，从而进一步加剧支出。降低这一阈值，则可确保只有在迫切

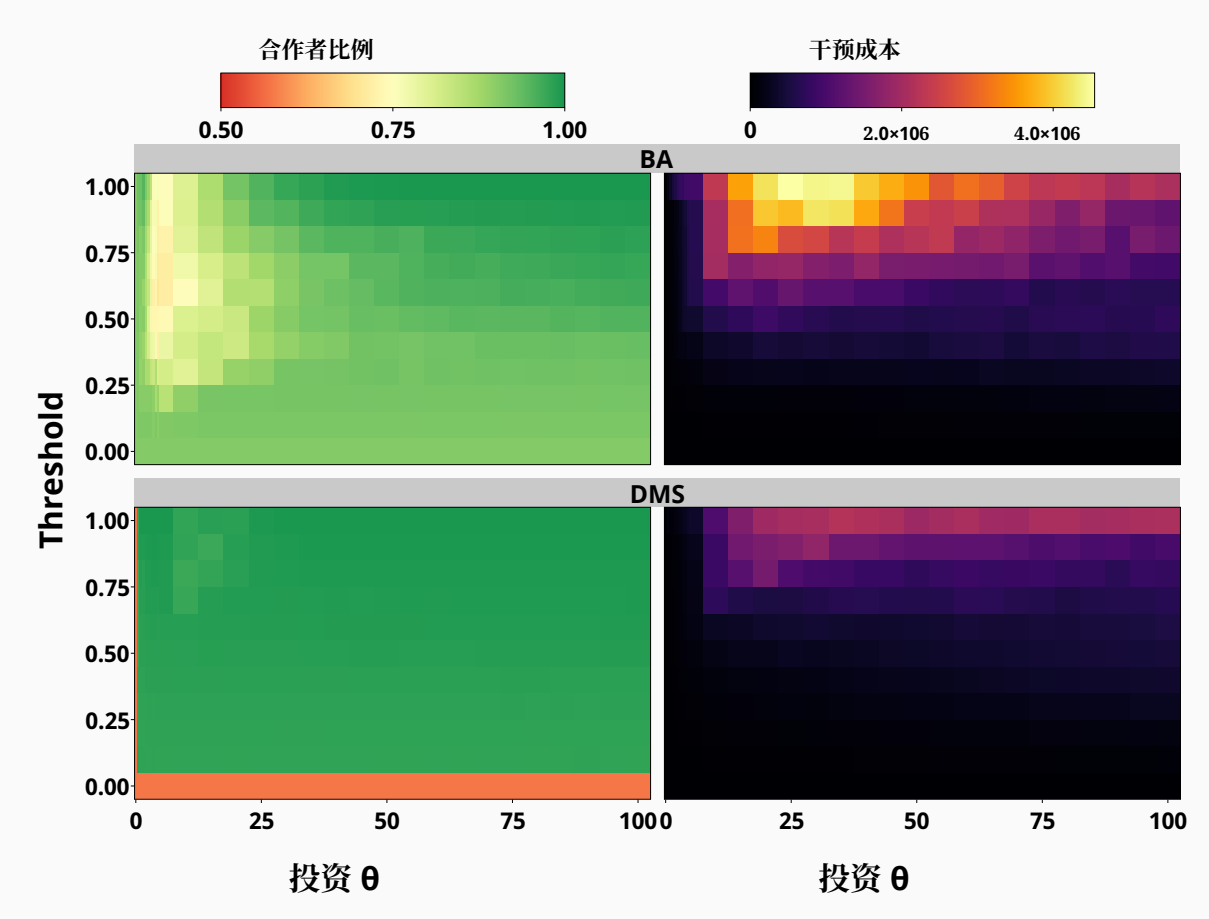

图3. 基于种群的（POP）干扰下的合作比例和总成本，采用确定性更新。参数： $b = 1.8$; $N = 5000$。

需要时才触发干扰。将投资作为最后手段，投向每一位合作者，可以确保亲社会性。

此外，局部观测可通过多种途径确保获得积极结果（见图4）。在这种情况下，外部决策者必须将阈值设定在一定范围的中间值。此前关于结构化群体的研究表明，对恰有一个背叛者的合作者邻域进行投资，是促进合作的最佳方式（Han 等人，2018年）。相比之下，我们的研究结果表明，在异质环境中情况恰恰相反。事实上，成本最低的合作实现路径对应的是较低或中等阈值，这表明投资者应集中精力，确保那些可能转而背叛的合作者得以存续。对于高度聚类网络，所需投资很少；只要阈值不是低得过分，任何配置都能实现最大程度的合作，而无需不必要的支出。低度聚类的

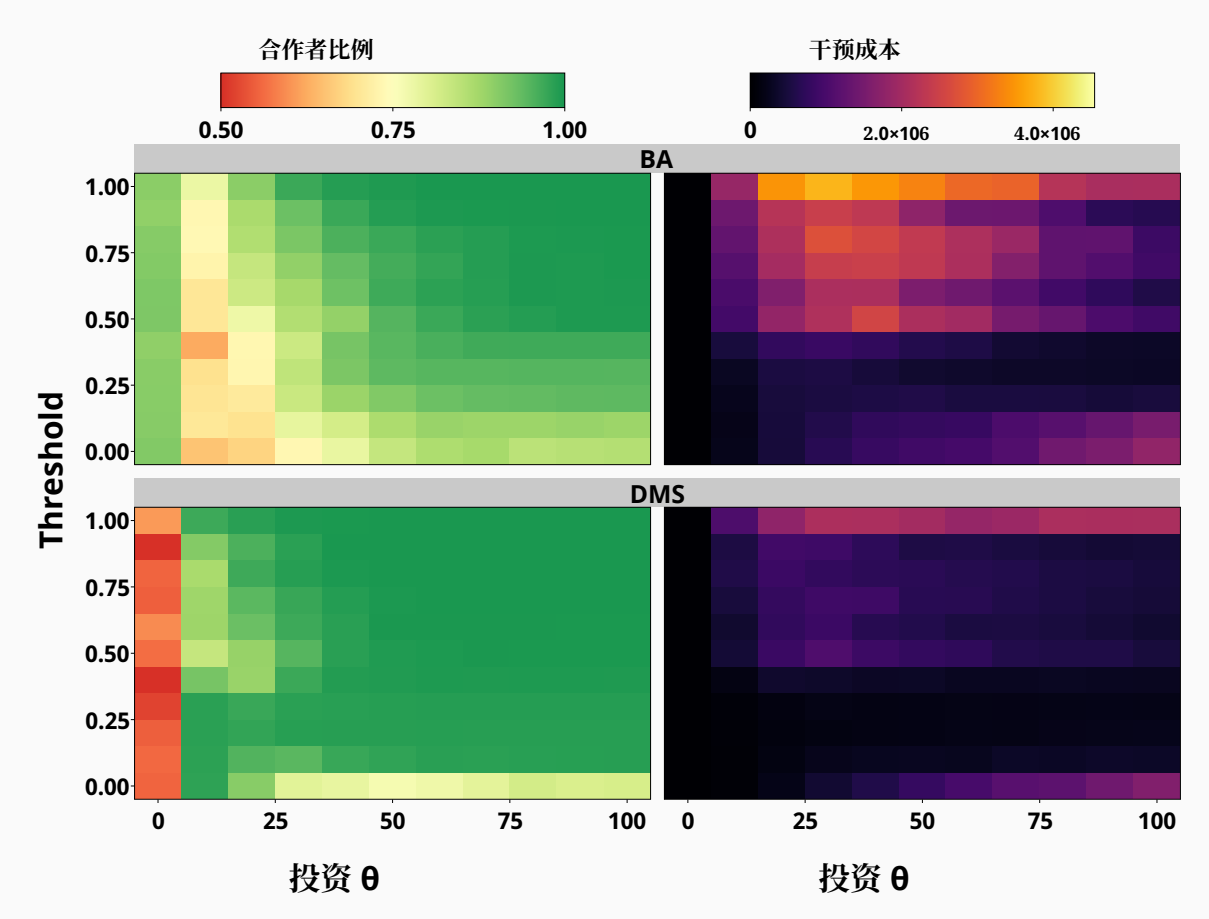

图4. 局部邻域信息（NEB）干扰下的合作比例和总成本，采用确定性更新。参数： $b = 1.8$; $N = 5000$。

网络则需要更有针对性地提供更多禀赋，才能从投资中获益；此外，还存在合作者如前文所述沦为剥削受害者的风险（见图4）。

3.3 异质性和网络特征在设计有效投资机制中发挥关键作用

假设外部决策者能够轻易获取有关节点影响力的信息，这或许能为降低有害干预的风险提供部分解决方案。尽管这种机制的成本相对较高，但它的好处是绝不会遭到合作者的利用（见图5）。尽管如此，有影响力的节点本身的特性

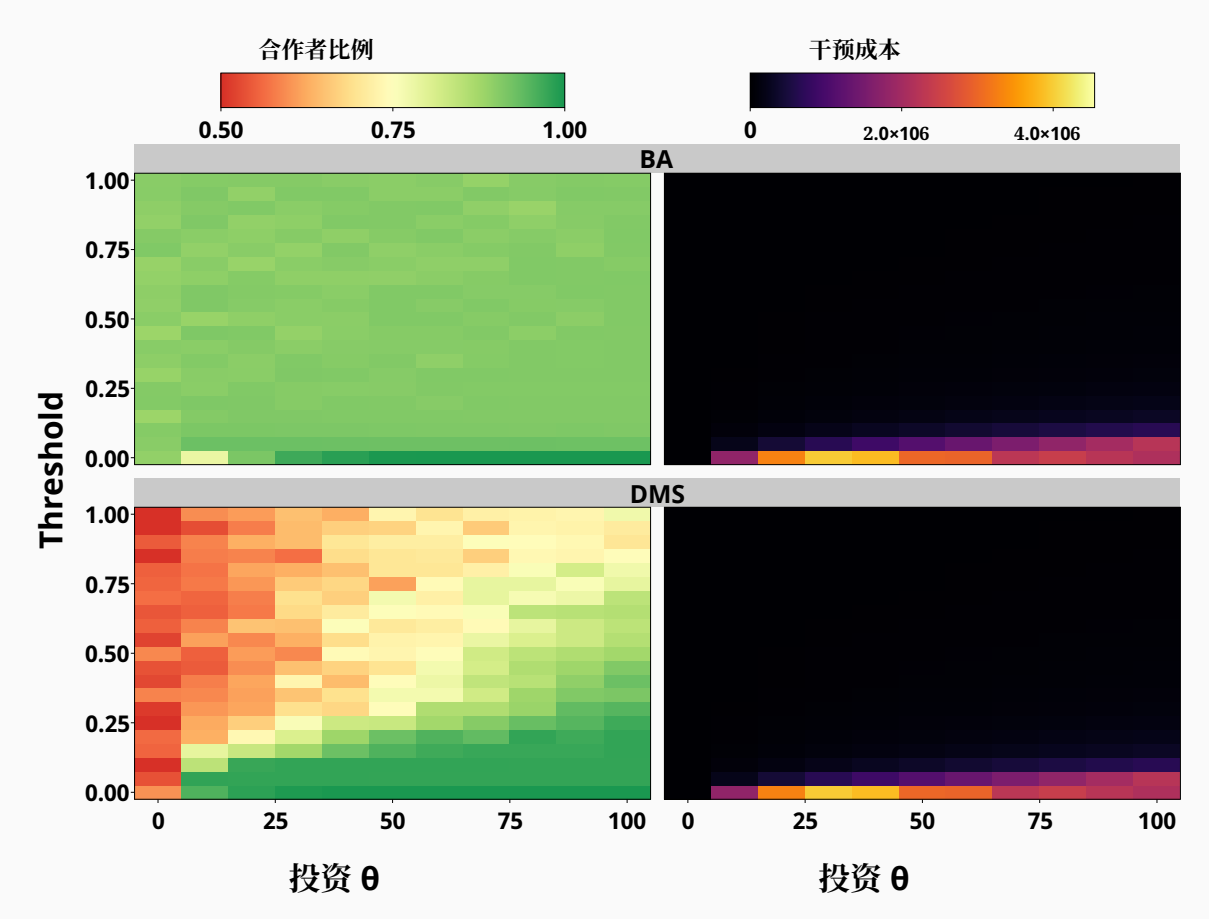

图5. 基于节点影响力（NI）的干扰下，合作比例与总成本，采用确定性更新。参数： $b = 1.8$; $N = 5000$。

在无标度网络（即幂律度分布）中，意味着只有极其庞大的资源投入才足以影响它们。然而，有资格获得投资的合作者数量也很少；因此，总支出不会随资源投入量呈现可预测的变化。我们此前提到，信息收集会产生一定成本，但本文并未对其进行建模或衡量。因此，假设可以轻易获取影响力信息，意味着这种方法在现实预算方面或许更具可行性。

我们提出，结合多种干预机制，可以在避免有害投资弊端的同时有效减少支出。例如，我们可以同时考虑主体的影响力和局部观测。在图6中，我们探讨了这种可能性：避开连接度最低的节点（即不对度中心性排名最低的

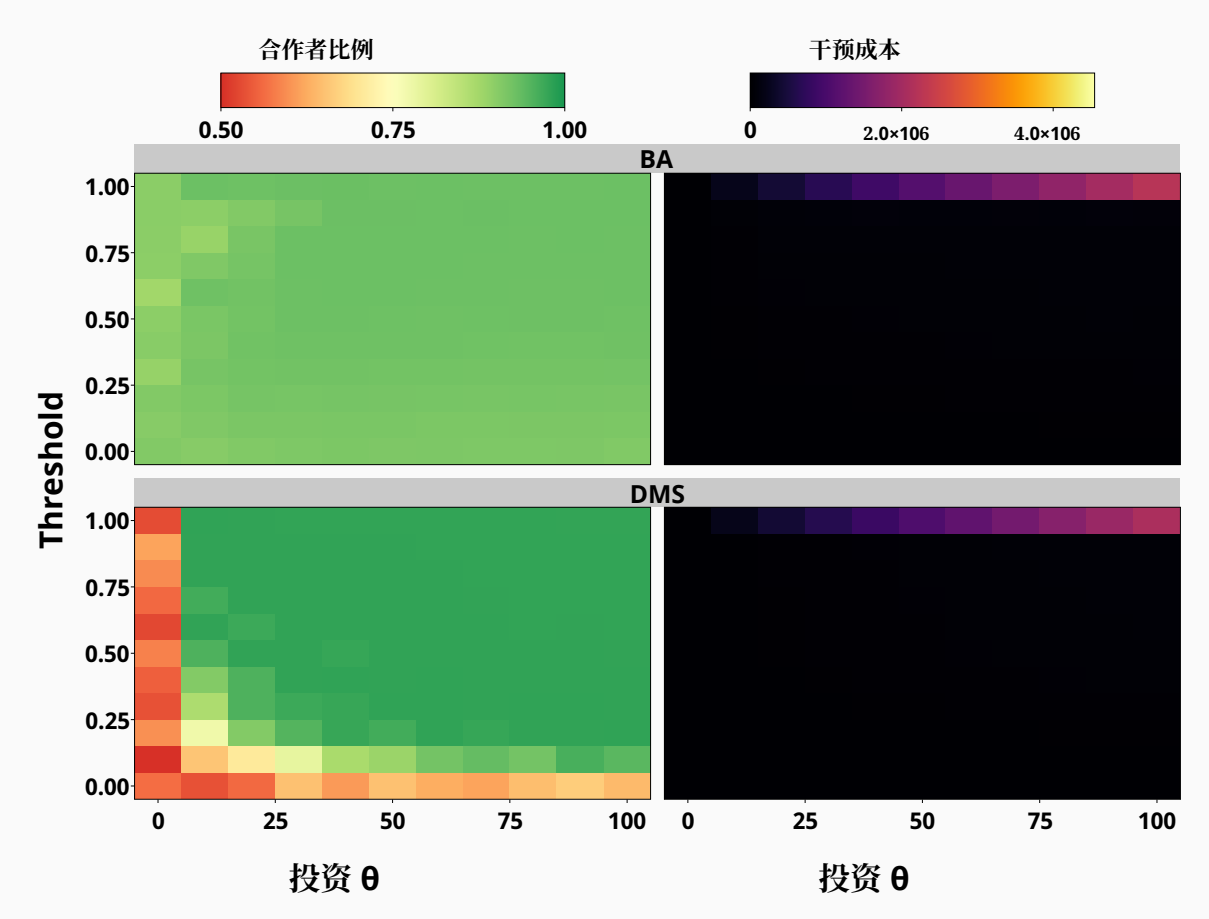

图6. 混合干预方案（NEB 和 NI）下的合作比例与总成本，采用确定性更新。我们固定 $c_I = 0.05$，不对连接度最低的节点（后5%）进行投资。参数： $b = 1.8$； $N = 5000$。

5% 的节点进行投资），并表明，与单独采用两种干预方案中的任一种相比，这种做法能够减少支出。这些结果表明，枢纽节点在高度聚类网络中合作的形成过程中发挥着重要作用，但无法有效用于改善低聚类网络中的结果。尽管如此，这种综合干预方法消除了投资损害合作的可能性。

我们注意到这两类异质网络之间存在这一难题。低聚类网络从投资中获益甚少，而如果外部投资者分配禀赋时有所疏忽，则可能损失惨重。另一方面，高度聚类网络获益颇丰，损失却很小，因此往往会积极响应任何策略，唯有过度支出会令人不满

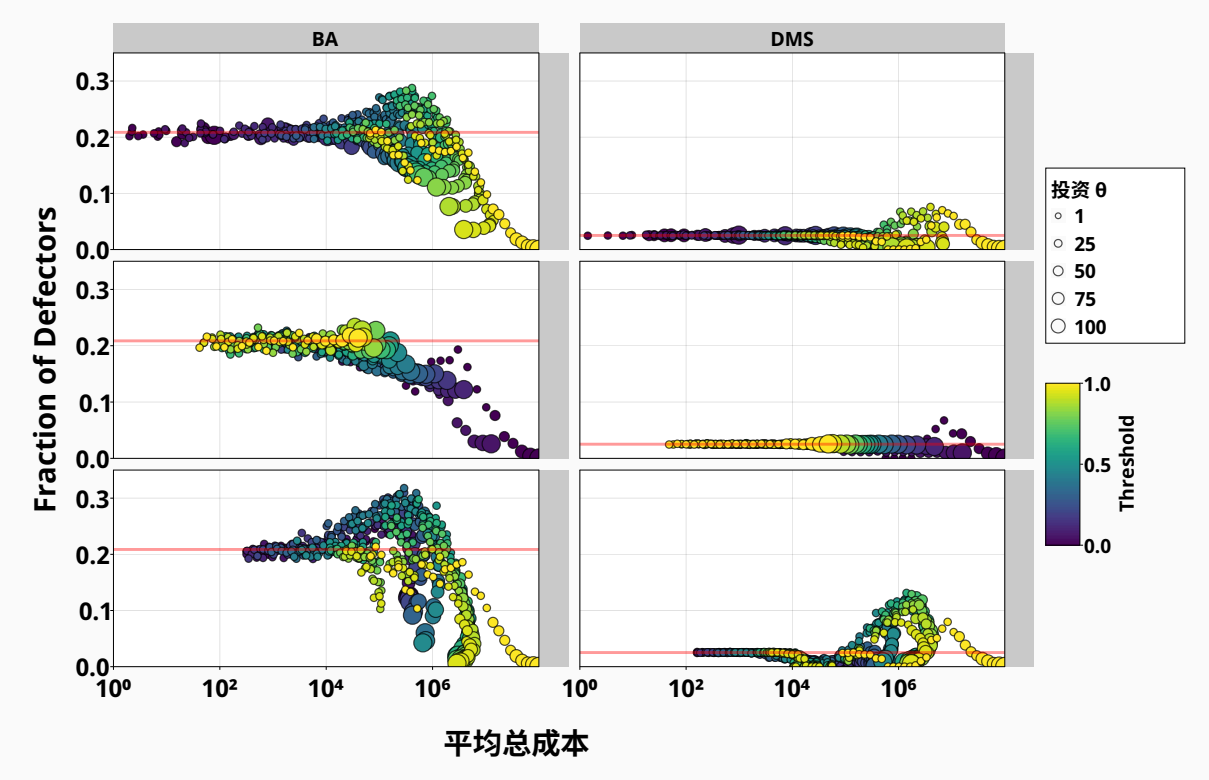

图7. 各方案中背叛者比例随平均总成本的变化（随机更新）. 标记的大小由个体投资 θ 决定（按最接近的数值分组），颜色则表示阈值。原点附近的点表示最优解。红色水平线表示两种网络类型在没有奖励时的基准背叛水平。参数： $b = 1.8$； $N = 2000$； $k = 0.1$。

这一点令人不满。由于在异质性交互这一更广阔的背景下，投资并非小事，因此，在决定分配禀赋之前，明智的做法是先尽可能多地收集有关网络性质的数据。对社会多样性或聚类程度的不确定性，还会带来额外风险：可能会选择不当的政策来设计激励方案。

3.4 随机模仿会增加被剥削风险

此前，我们已表明，在确定性更新范式下对 BA 网络进行干预时，草率的奖励可能导致背叛者增加（见第 3.1 小节）。转向更符合现实的随机更新规则后（Traulsen 等人，2006年），我们观察到了非常相似的现象，而且还发现，这种现象不再局限于聚类程度较低的

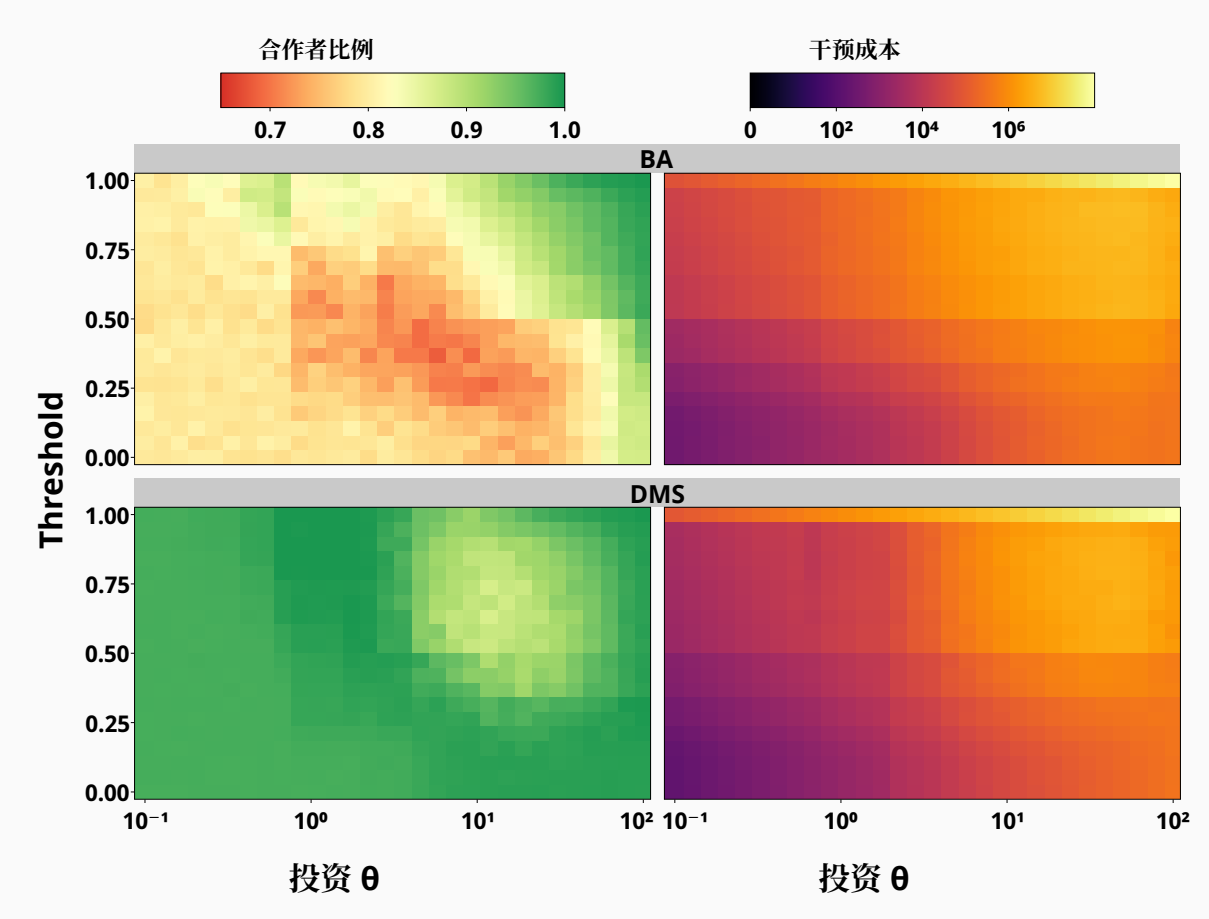

图8. 在随机更新下，针对局部邻域信息（NEB）进行干预时的合作比例与总成本，参数：$b = 1.8$； $N = 2000$； $k = 0.1$。

聚类无标度网络（见图 7）。事实上，对 DMS 网络的投资应当像对 BA 网络的投资一样审慎，禀赋不足往往会导致合作者遭到剥削。尽管这一方案具有一定的复杂性，且实施该方案需要大量信息，但仅依赖局部信息最容易损害合作（见图 8）。

有趣的是，在高度聚类网络中，随机模仿会使干预前的基线合作显著增加；相反，在经典无标度网络中，合作水平则会下降（见图7中的水平线）。尽管如此，上文各节讨论的发现依然稳健。潜在收益虽有所转变，使得 BA 网络比高度聚类网络更能从投资中获益，但此前的发现仍适用于这一情形。例如，我们发现 DMS 网络很容易对

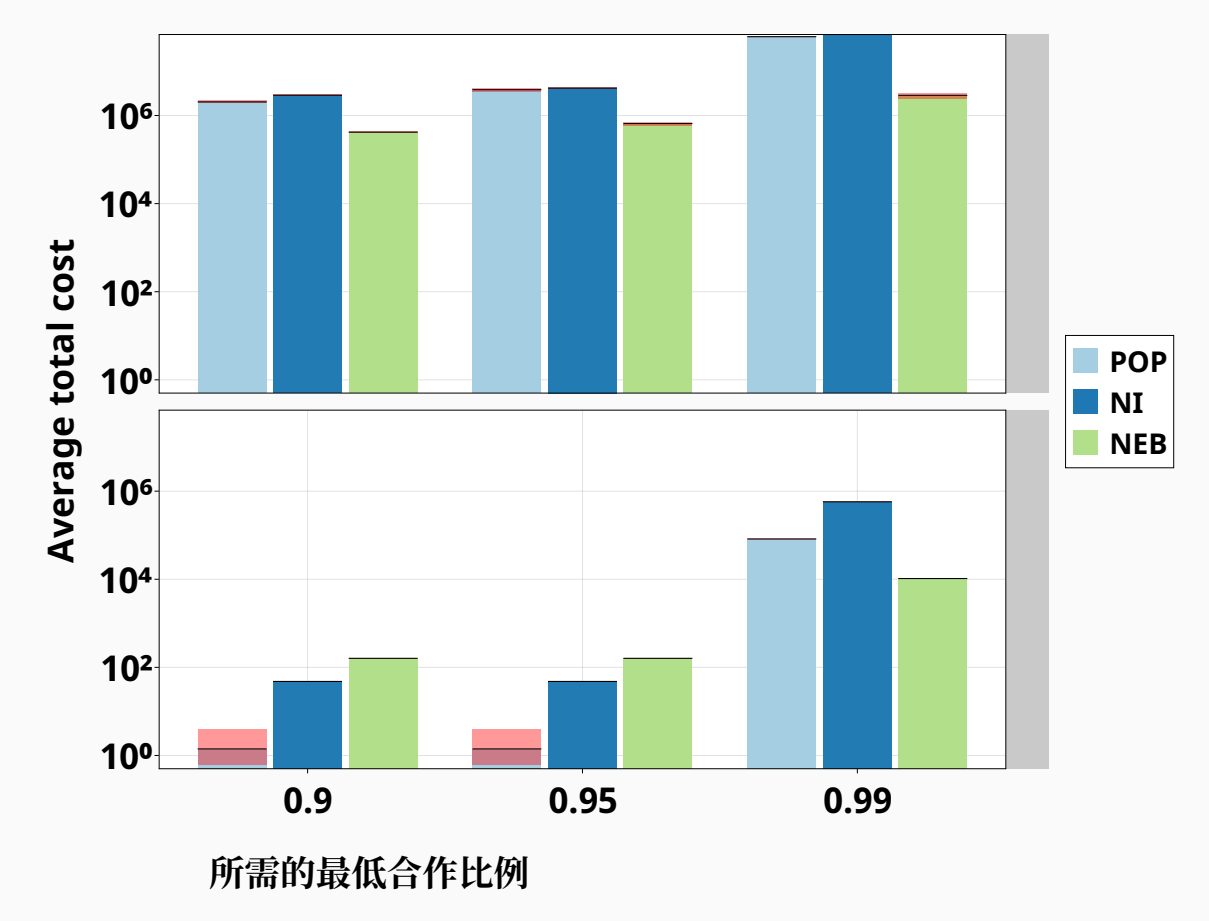

图9. 使用随机更新时，阈值与投资金额组合效率最高时的平均总成本θ。我们有意排除未分配任何禀赋的配置，并针对每个所需的最低合作比例，选取成本尽可能低的配置。浅红色误差棒表示某一配置所有重复实验结果的标准差。

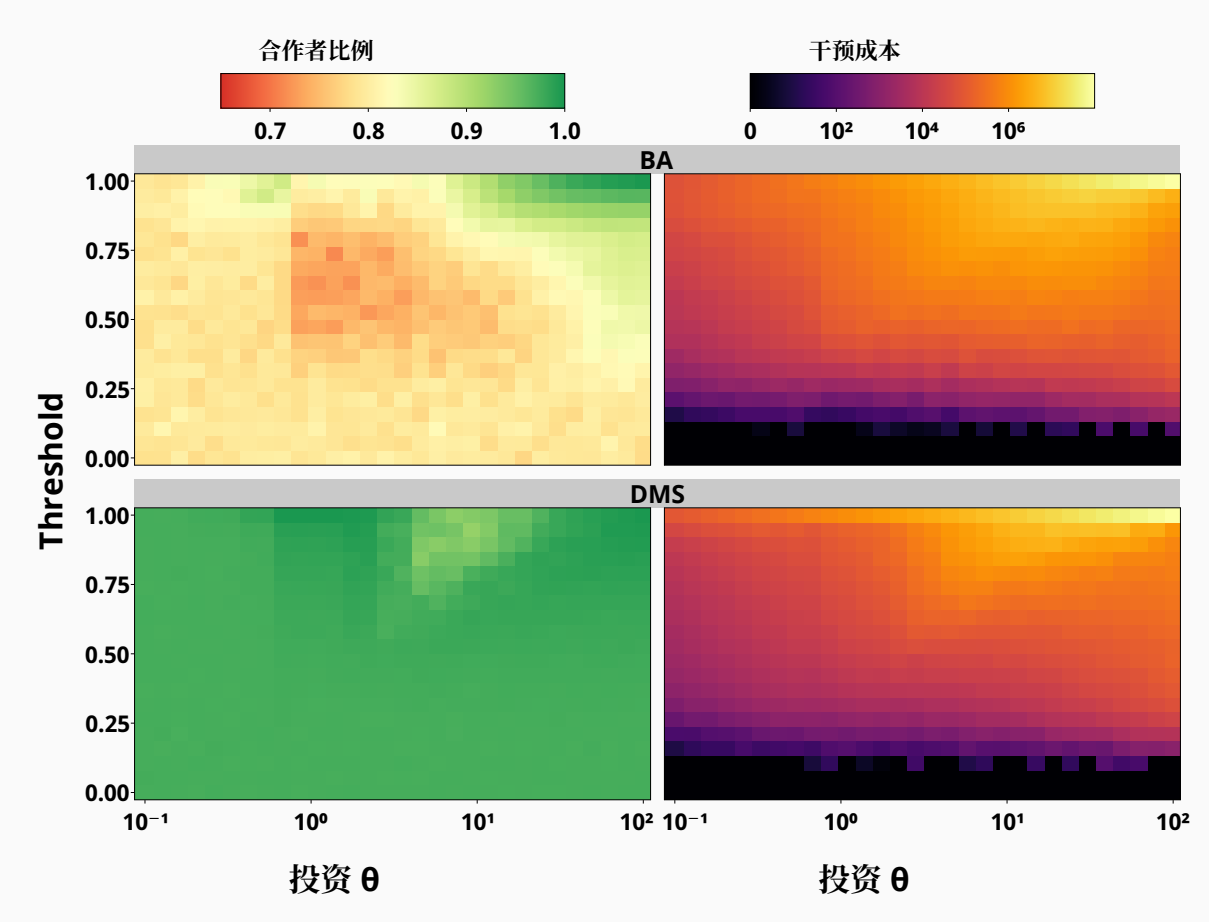

图10. 基于种群的（POP）干扰下的合作比例和总成本，使用随机更新。参数： $b = 1.8$; $N = 2000$； $k = 0.1$。

投资，而且不易陷入无标度网络所面临的陷阱。在图 9中，我们展示了，在高度聚类网络中，最有效的干预方案在促进合作方面的成本始终低一个（或多个）数量级，无论外部决策者期望获得何种潜在收益。

3.5 最大合作收益需要大量禀赋。成本效益是一把双刃剑。

与同质群体不同，异质交互结构天然有利于合作者，这通常被称为网络互惠（Santos 等人，2006年，2008）。在实践中，这意味着投资不会带来与基线显著不同的结果。此外，若要成功实现最高水平的合作（即几乎没有或完全没有背叛），就需要大量禀赋，以及一种能够针对网络各层级个体的投资方案（见图 7）。除非几乎每个合作者都成为目标，否则使用种群层面的指标通常无法改善结果（见图 10）。同理，依赖度中心性（即节点的影响力）就需要平等分配禀赋，这自然会增加成本（见图 11）。局部信息（NEB）虽有风险，却也有望在降低成本的同时最大程度改善结果；若追求最大合作收益，这一点对 BA 和 DMS 网络都成立（见图9）。我们再次认识到，获取有关智能体的详细观察信息至关重要。这种方法是一把双刃剑：它既是最优方案，也是最容易在决策中出错的方案，可能使种群获得最高的预期收益，也可能导致最低收益（见图 8）。这似乎又是一个两难困境。投资存在风险，禀赋可能无效，甚至产生负面结果；但只有投入大量资本，才可能带来理想结果。社会多样性使情况更加复杂，因为个体之间存在很大程度的不平等，而决策中可能出现的错误也使投资充满风险。

4 讨论

总之，我们研究了外部决策者如何以最优方式激励面临合作困境的自主智能体种群，以实现期望的集体状态。我们的研究建立在先前一项研究的基础上，该研究确定了最有效的机制，以促进

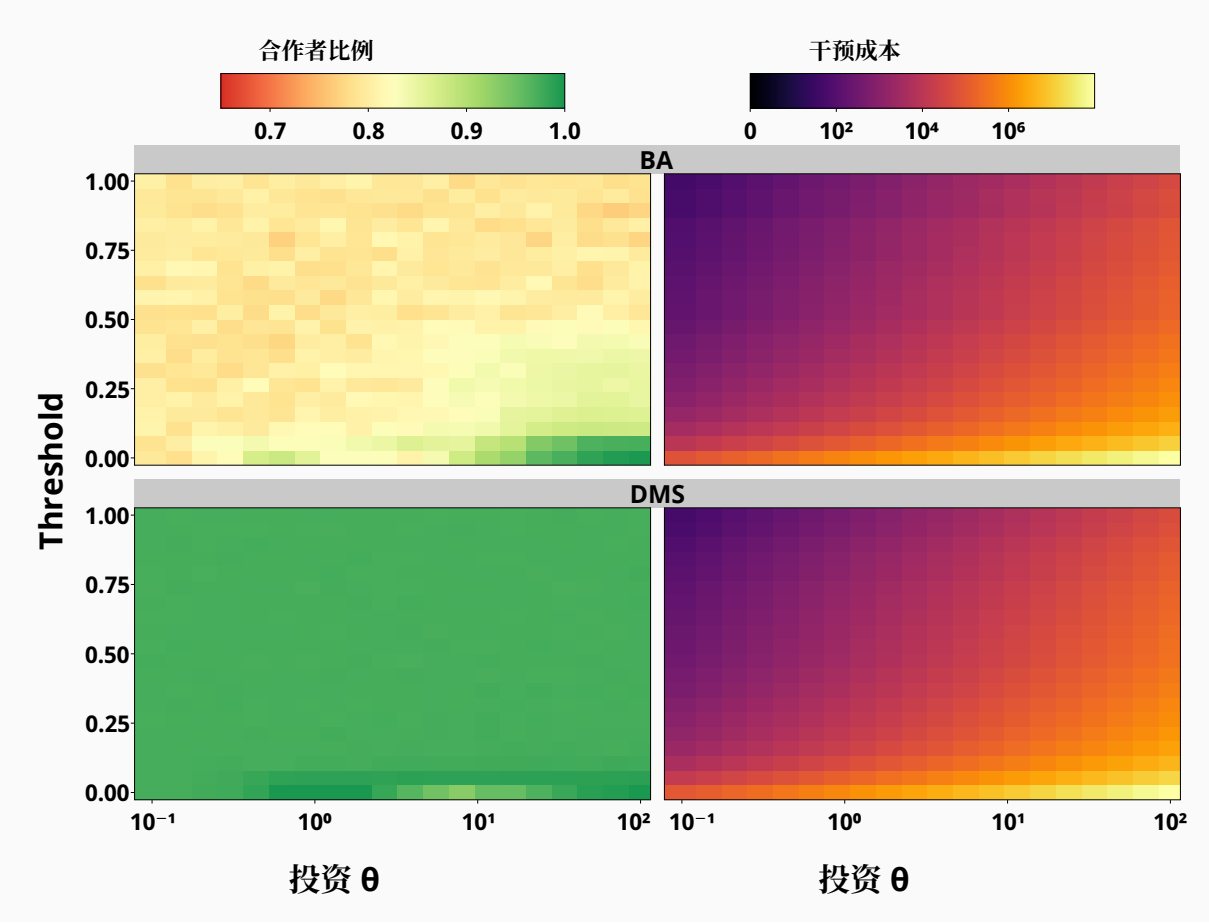

图11. 基于节点影响力（NI）的干预中，合作比例和总成本，使用随机更新。参数： $b = 1.8$; $N = 2000$; $k = 0.1$。

智能体在正则图结构化种群中的空间分布式系统合作情景；但我们转而考察两种广受欢迎的接触无标度网络模型。具体而言，我们研究了在正则图背景下得出的见解是否仍适用于异质模型，同时探索由节点连通性差异带来的另一种干预途径。为解决这些问题，我们将演化博弈论模型与若干激励机制相结合，并应用于两类预先生成的网络。这些网络具有优先连接特征，且聚类系数各不相同。我们认为，这个问题无法通过简单方法解决；研究表明，在异质网络结构中促进合作时，传递性（即全局聚类系数）应是选择干预机制及其应用方式的决定性因素。

在这项工作中，我们提出了若干以形式化和数学方式定义的激励机制。值得注意的是，这些机制并非一定要如此定义；事实上，它们在现实生活中有许多对应做法，制度和投资者也经常采用这些做法。例如，基于POP的指标描述的是在全局尺度上观察到的合作。以大衰退或近期的COVID-19疫情为例，制度可能只需查看经济整体状况或感染的传播情况，就能判断是否需要采取行动。基于邻域的指标代表地方性方案，在应对社会不平等时几乎无处不在。无论是住房计划、戒烟激励、无家可归现象、教育等，地方政府通常都会根据特定地区经济和社会匮乏的程度决定是否投入，而这正是我们试图通过基于NEB的方案捕捉的内容。最后，我们还考察了中心性（影响力）指标。以社交媒体为例，公司可能希望利用影响者营销其产品；制度也可能决定专门针对公众人物，以提高其激励措施的可见度，无论这些措施是正面的还是负面的。我们所选的机制绝非唯一选择，但它们为讨论奠定了基础；可以说，它们是现实世界中最常见、也最容易实施的机制。

我们发现，贸然奖励合作者可能导致循环模式，长此以往会损害合作，使背叛者得以剥削合作者并从中获益。我们认为，在分配禀赋之前，详细收集有关网络和智能体的信息，可以避免这些错误。通过采用两种社会学习范式，我们证明了这些发现具有稳健性，并观察到聚类会降低有害投资的风险，从而放宽分配激励的严格程度。此外，我们还表明，忽视

连接度较低的个体会导致无利可图甚至徒劳无功的干预，无论网络传递性如何。

对这两种无标度网络进行比较，让我们深入了解聚类对合作结果的重要性。我们发现，较大的聚类系数有助于以较低成本成功实施干扰，即使对种群及其倾向并未完全掌握，也依然如此。此外，传递性减轻了外部投资者的负担，降低了促成合作所需的总成本。鉴于大多数无标度网络都具有较高的聚类程度，这些结果尤其值得关注；例如，在社会关系中，朋友之间往往也互为朋友（Newman，2018年）。这一研究范畴涵盖了受空间约束影响的异质情境（例如，高度城市化地区，甚至牧场等牧场用地的划分），在这些情境中，高聚类同样是由空间约束所致。

转向更贴近现实的随机模仿规则（Traulsen 等人，2006年）后，我们发现两种网络类型之间出现了转变：低聚类网络需要更多投资，反之亦然。通常，在这两种范式下，采用较大的个体禀赋都能获得最大合作收益。尽管如此，高度聚类网络对干扰的响应更为迅速，我们也提出了若干进一步降低成本的方法。

制度激励模型中的一个重要问题，是如何设立并维持激励预算。考虑由谁为激励预算出资本身就是一个社会困境，而如何解决这一二阶社会困境已被视为一项颇具挑战性的研究问题。目前已有若干解决方案，包括带有二阶惩罚的资金池激励（Perc，2012，Sigmund 等人，2010）、民主决策（Hilbe 等人，2014）、承诺形成（Han，2022，Han 等人，2015年，Sasaki 等人，2015），以及混合激励（Chen 等人，2015，G´ois 等人，2019年）。本文并非旨在解决这一问题，而是着重探讨如何利用网络属性和信息收集，优化既定预算的支出。不过，研究不同干预策略与个体策略行为下协同演化的制度形成，将会很有意义。此外，本文未考虑检测外部主体实施某类干预的可能性。在现实中，个体可能意识到干预正在发生，并通过改变自身行为作出反应，例如成为适合获得奖励的候选对象，或避免受到制裁（Cimpeanu 和 Han，2020年）。

总而言之，我们已经表明，在分配禀赋之前，研究底层网络以及

行为趋势至关重要。此前，这些发现仅限于非常特定的参数组合，但随机动力学揭示了在各种情境下，不加审慎的激励措施可能带来的陷阱。由于这种草率的干扰，背叛者群体会不断壮大，最终却因无法互惠而瓦解。我们确定了若干关键指标，可用于降低这些风险并确保积极的社会结果。我们的发现凸显了在社会多样化群体中设计有效且协调一致的投资政策有多么复杂。

参考文献

Albert, R., Jeong, H., 和 Barab´asi, A.-L.（1999）。万维网的直径。《自然》，401(6749):130–131。

Andras, P., Esterle, L., Guckert, M., Han, T. A., Lewis, P. R., Milanovic, K., Payne, T., Perret, C., Pitt, J., Powers, S. T., Urquhart, N., 和 Wells, S.（2018年）。信任智能机器：深化社会技术系统中的信任。*IEEE*《技术与社会杂志》，37(4):76–83。

Barabasi, A.-L.（2014）。《链接：万物如何相互关联及其意义》*F*。珀尔修斯图书集团。

Barab´asi, A.-L.（2016）。网络科学。剑桥大学出版社。

Barab´asi, A.-L. 和 Albert, R.（1999）。随机网络中标度的涌现。《科学》，286(5439):509–512。

Barrat, A. 和 Pastor-Satorras, R.（2005年）。增长网络模型中相关性的速率方程方法。《物理评论E》，71(3):36127。

Chen, X.、Sasaki, T.、Br¨annstr¨om、 ˚A. 和 Dieckmann, U.（2015年）。先胡萝卜，后大棒：激励的自适应混合如何促进合作。《皇家学会界面杂志》，12(102):20140935。

Cimpeanu, T., Di Stefano, A., Perret, C., and Han, T. A.（2023年）。社会多样性降低了促进公平的复杂性和成本。《混沌、孤子与分形》，167：113051。

Cimpeanu, T. and Han, T. A.（2020年）。以儆效尤：合作演化中的威胁信号。载于*2020 IEEE*进化计算大会（*CEC*），第1–8页。IEEE。Cimpeanu, T., Perret, C., and Han, T. A.（2021年）。在最后通牒博弈中促进公平的高成本效益干预。知识型系统，233：107545。Dafoe, A., Bachrach, Y., Hadfield, G., Horvitz, E., Larson, K., Graepel, T., et al.（2021年）。合作型人工智能：机器必须学会寻找共同点。《自然》，593（7857）：33–36。Duong, M., Durbac, C., and Han, T.（2022年）。优化有限群体中促进合作的混合型制度激励成本。*arXiv*预印本 *arXiv:2212.08823*。Duong, M. H. and Han, T. A.（2021年）。有限种群中制度激励的成本效益。《皇家学会学报*A*辑：数学、物理与工程科学》。G´ois, A. R., Santos, F. P., Pacheco, J. M., and Santos, F. C.（2019年）。气候变化困境中的奖励与惩罚。《科学报告》，9（1）：1–9。Han, T. A.（2022年）。促进承诺合作演化的制度激励：确保参与与提升遵从同样重要。《皇家学会界面杂志》，19（188）：20220036。Han, T. A., Lynch, S., Tran-Thanh, L., and Santos, F. C.（2018年）。通过局部与全局干预策略促进结构化种群中的合作。载于*IJCAI-ECAI 2018*，第289–295页。AAAI出版社。Han, T. A., Pereira, L. M., and Lenaerts, T.（2019年）。建模并影响人工智能竞价战：研究议程。载于*AAAI/ACM*人工智能、伦理与社会会议，第5–11页。Han, T. A., Perret, C., and Powers, S. T.（2021年）。何时（或不）信任智能机器：重复博弈中信任的演化博弈论分析所带来的启示。《认知系统研究》，68：111–124。Han, T. A., Santos, F. C., Lenaerts, T., and Pereira, L. M.（2015年）。意图识别与承诺在合作困境中的协同作用。《科学报告》，5（9312）。Han, T. A. and Tran-Thanh, L.（2018年）。促进合作演化的高成本效益外部干预。《科学报告》，8（15997）。

Hilbe, C., Traulsen, A., R¨ohl, T., and Milinski, M. (2014). 民主决策建立稳定的权威，从而克服二阶惩罚的悖论。《美国国家科学院院刊》, 111(2):752–756. Hofbauer, J. and Sigmund, K. (1998). 《进化博弈与种群动力学》. 剑桥大学出版社。Levin, S. A. (2000). 多重尺度与生物多样性的维持。《生态系统》, 3(6):498–506. Maynard Smith, J. (1982). 《进化与博弈论》. 剑桥大学出版社，剑桥。Newman, M. (2018). 《网络》，第*2*版，. 牛津大学出版社。Nowak, M. A. and May, R. M. (1992). 进化博弈与空间混沌。《自然》, 359(6398):826–829. Paiva, A., Santos, F. P. F. C., and Santos, F. P. F. C. (2018). 运用自主智能体提升亲社会性。载于*AAAI*人工智能大会论文集，第32卷，第7994–7999页。Penn, A. S., Watson, R. A., Kraaijeveld, A., and Webb, J. (2010). 系统合气道——一种管理自然系统的新方法。载于第十二届人工生命大会论文集，第577–580页。麻省理工学院出版社。Perc, M. (2012). 可持续的制度化惩罚需要消除二阶搭便车者。《科学报告》, 2(1):1–6. Perc, M., Jordan, J. J., Rand, D. G., Wang, Z., Boccaletti, S., and Szolnoki, A. (2017). 人类合作的统计物理学。《物理学报告》, 687:1–51. Raghunandan, M. A. and Subramanian, C. A. (2012). 维持网络上的合作：基于演化博弈论的分析研究。载于*AAMAS'12*，第12卷，第913–920页。Citeseer。Rand, D. G. and Nowak, M. A. (2013). 人类合作。《认知科学趋势》, 17(8):413–425.

Rand, D. G., Nowak, M. A., Fowler, J. H., and Christakis, N. A. (2014). 静态网络结构能够稳定人类合作。美国国家科学院院刊, 111(48):17093–17098. Rand, D. G., Tarnita, C. E., Ohtsuki, H., and Nowak, M. A. (2013). 单次匿名最后通牒博弈中的公平演化。美国国家科学院院刊, 110(7):2581–2586. Santos, F. C. and Pacheco, J. M. (2005). 无标度网络为合作的涌现提供统一框架。*Phys.Rev.Lett.*, 95:98104. Santos, F. C., Pacheco, J. M., and Lenaerts, T. (2006). 结构化异质种群中社会困境的演化动力学。美利坚合众国国家科学院院刊, 103:3490–3494. Santos, F. C., Santos, M. D., and Pacheco, J. M. (2008). 社会多样性促进公共物品博弈中合作的涌现。《自然》, 454:214–216. Sasaki, T., Okada, I., Uchida, S., and Chen, X. (2015). 对合作与同伴惩罚的承诺：其演化。《*Games*》, 6(4):574–587. Sigmund, K. (2010). 《自私的微积分》. 普林斯顿大学出版社。Sigmund, K., Hauert, C., and Nowak, M. (2001). 奖励与惩罚。美国国家科学院院刊, 98(19):10757–10762. Sigmund, K., Silva, H. D., Traulsen, A., and Hauert, C. (2010). 社会学习促进了用于治理公共资源的制度。《自然》, 466:7308. Su, J., Sharma, A., and Goel, S. (2016). 推荐对网络结构的影响。第*25*届国际万维网大会，*WWW 2016*，第1157–1167页。Szab´o, G. and F´ath, G. (2007). 图上的演化博弈。《物理学报告》, 446(4-6):97–216. Traulsen, A., Nowak, M. A., and Pacheco, J. M. (2006). 入侵与固定的随机动力学。*Phys.Rev.E*, 74:11909.

Wang, S., Chen, X. 和 Szolnoki, A.（2019年）。探索促进公众合作的最佳制度激励。《非线性科学与数值模拟通信》，79：104914。

Zisis, I.、Guida, S. D.、Han, T. A.、Kirchsteiger, G. 和 Lenaerts, T.（2015年）。由接纳驱动的慷慨——一种预期博弈的进化分析。《科学报告》，5（18076）。