

DOI:10.3969/j.issn.1671-0673. 2026. 02. 007

基于混合策略博弈的决策中心战机理量化方法

赵潇童^{1,2}, 叶雄兵¹, 李志飞¹, 刘冰雁¹, 刘怀兴³

(1. 军事科学院 战争研究院, 北京 100091; 2. 陆军装备部驻沈阳地区军代局, 辽宁 沈阳 110000;
3. 信息工程大学, 河南 郑州 450001)

摘要: 针对决策中心战(DCW)中单纯依赖策略数量难以完全描述决策优势的问题, 研究策略数量与策略差异性对非对称零和博弈收益的联合影响机理。构建基于博弈论的量化模型, 将作战双方映射为局中人, 杀伤链组合映射为策略集。利用最优反应标定方法, 推导策略特征对混合策略均衡的诱导机制, 并基于线性规划可行域几何分析, 解析策略数量与差异性对纳什均衡收益的边际效应。通过蒙特卡洛方法, 生成 4 320 组博弈样本进行普通最小二乘法(OLS)回归验证。结果表明, 博弈收益与己方策略数量和策略差异性的对数呈显著正相关, 与对手策略数量的对数呈显著负相关。该模型有效量化了非对称态势下, 通过最大化策略差异性来抵消对手规模优势的决策机理, 为决策中心战理论研究提供一个可计算的分析框架。

关键词: 混合策略博弈; 决策中心战; 决策优势; 策略数量; 策略差异性

中图分类号: TP18; E911

文献标识码: A

文章编号: 1671-0673(2026)02-0178-07

Quantitative Method on the Mechanism of Decision-Centric Warfare Based on Mixed Strategy Games

ZHAO Xiaotong^{1,2}, YE Xiongbing¹, LI Zhifei¹, LIU Bingyan¹, LIU Huaixing³

(1. Institute of War Studies, Academy of Military Science, Beijing 100091, China; 2. Shenyang Military Representative Bureau of Army Equipment Department, Shenyang 110000, China; 3. Information Engineering University, Zhengzhou 450001, China)

Abstract: To address the problem that relying solely on the quantity of strategies is insufficient to fully characterize decision advantage in decision-centric warfare (DCW), the combined influence mechanism of strategy quantity and strategy differentiation on asymmetric zero-sum game payoffs is investigated. A game-theoretic quantitative model is constructed, in which combatants are mapped to players and kill-chain combinations are mapped to strategy sets. The “circle-box” method is used to derive the induction mechanism of strategy characteristics on mixed strategy equilibrium. Furthermore, the marginal effects of strategy quantity and differentiation on Nash equilibrium payoffs are analyzed based on the geometric properties of linear programming feasible regions. The model is validated through ordinary least squares (OLS) regression using 4 320 game samples generated via Monte Carlo simulation. Results indicate that game payoffs exhibit a significant positive correlation with the logarithms of both the quantity and differentiation of one’s own strategies, while demonstrating a significant negative correlation with the logarithm of the opponent’s strategy quantity. The mechanism of offsetting an opponent’s scale advantage through maximizing strategy heterogeneity in asymmetric situations is effectively quantified, providing a computable analytical framework for the study of DCW theory.

Key words: mixed strategy games; decision-centric warfare; decision advantage; strategic quantity; strategic differentiation

收稿日期: 2025-12-22; 修回日期: 2026-02-24

作者简介: 赵潇童(1992—), 男, 助理工程师, 博士生, 主要研究方向为军事运筹学。E-mail: 240532736@qq.com

强对抗战场环境下,传统作战体系中心节点与链路脆弱、应变迟滞的短板日益凸显。为适配高动态对抗,美国国防高级研究计划局(Defense Advanced Research Projects Agency, DARPA)于2017年提出马赛克战概念,美国战略与预算评估中心(Center for Strategic and Budgetary Assessments, CSBA)于2019年正式提出决策中心战(Decision-Centric Warfare, DCW)^[1-3],并视马赛克战为其核心路径。决策中心战是聚焦于决策对抗领域、以夺取决策优势为目的的新型作战概念。区别于传统消耗战,决策中心战聚焦决策环节,通过人工智能与自主系统进行可组合兵力设计,在杀伤网中动态构建杀伤链,向对手持续施加复杂性,使其无法预判己方作战意图与行动路径,最终陷入决策困境、丧失战场主动权。

美国战略与预算评估中心将单次行动中的杀伤链组合视为决策策略。经兵棋推演验证,马赛克战构想下的作战体系可以更快、更多地获得策略,并以“潜在杀伤链组合数量的对数”,即作战体系策略数量的对数,作为决策复杂性的核心量化指标^[2],但该指标忽略了策略冗余问题。若杀伤链组合在功能、收益特征上高度趋同,单纯数量堆叠难以实质性增加对手决策负载。因此,策略间的差异化程度也是施加认知复杂性、隐蔽己方意图的关键,现有研究对此存在不足。

非对称零和博弈模型能够准确描述作战双方利益完全对立、决策相互压制的逻辑,高度契合决策中心战的对抗实质。本文探索基于该模型量化决策中心战机理,将对抗双方、杀伤链组合及对抗收益分别映射为局中人、策略集和赢得矩阵。当纯策略均衡缺失时,局中人被迫通过随机化的混合策略寻求均衡^[4],这一特征抽象描述了决策中心战中“令对手无法预判意图”的决策困境,为量化决策复杂性提供了数学载体。

基于此框架,将决策困境的生成机理归纳为提升策略数量与差异性,诱导博弈进入混合策略状态,增加己方行为不可预测性;在混合策略博弈中,引导博弈均衡收益向己方偏移。现有研究多聚焦于纳什均衡的求解算法与收敛性分析^[5-8],而与本文聚焦的策略数量与差异性对博弈影响的相同研究较少。针对决策中心战机理量化研究的需求,以策略数量和策略差异性为核心变量,剖析其对混合策略均衡诱导概率及纳什均衡收益的影响机制,通过仿真实验验证理论推导的有效性。

1 问题定义

1.1 基础博弈模型

构建标准的双人有限非合作零和博弈模型: $G = (N, \{S_1, S_2\}, \{u_1, u_2\})$,各要素定义如下。

1)局中人集合: $N = \{P_1, P_2\}$ 。以局中人 P_1 (决策中心战实施方)为视角,探讨如何针对局中人 P_2 (对手)确立决策优势。

2)策略集:局中人 P_i 的可用策略集合记为 S_i 。设 P_1 和 P_2 的策略数量分别为 $m = |S_1|$ 和 $n = |S_2|$ 。

3)收益函数: P_1 和 P_2 的收益函数为 u_1, u_2 ,收益矩阵分别由 A 和 B 表示。元素 A_{ij} (或 B_{ij})表示双方分别执行策略 $i \in S_1$ 和 $j \in S_2$ 时 P_1 (或 P_2)的收益。在决策中心战语境下,该收益由杀伤链组合对目标的毁伤与己方承受的战损综合决定。

现代多域侦察体系使得战场透明度大幅提升^[2],假定双方策略集相互透明,即双方策略集已知。因此,本文的核心目标是探索如何设计 P_1 的策略集 S_1 ,为 P_1 构建决策优势。

1.2 策略数量与差异性参数

围绕 P_1 ,设定两个核心自变量。1)策略数量 m 。 P_1 可选用策略集的基数,即 $m = |S_1|$ 。2)策略差异性 D 。刻画 P_1 策略之间的差异度。在给定对手杀伤链组合造成的确定性损伤前提下,己方策略的差异主要体现为对指定目标集的覆盖情况差异。设第 i 个策略对 P_2 全部 k 个目标的覆盖向量为 v_i ,记作 $v_i = (C_{i1}, C_{i2}, \dots, C_{ik})$ 。

将 P_1 的 m 个覆盖向量堆叠,可构成一个 $(m \times k)$ 维的覆盖矩阵 Z 。采用策略向量的空间距离^[9]来度量具体差异。对于任意第 i 个策略和第 j 个策略,其差异度 d 如式(1)所示:

$$d_g(v_i, v_j) = \sum_{l=1}^k \left(|v_{il} - v_{jl}|^g \right)^{\frac{1}{g}} \quad (1)$$

式中, g 表示差异度参数,取不同范数可对应不同的距离度量准则。计算所有策略对的差异度,即可构建 P_1 的 $(m \times m)$ 维策略差异矩阵 Z_D ,其元素 $Z_{D,i,j} = d_g(v_i, v_j)$, $i, j = 1, 2, \dots, m$ 。若 $Z_{D,i,j} = 0$,则表示两策略组合同质无差异。

因 Z_D 为对角线元素均为0的对称矩阵,为避免冗余计算,提取其严格上三角元素集合计算策略差异性 D 。记为集合 $Z_{D_up} = \{Z_{D,i,j} | 1 \leq i < j \leq m\}$,元素总数为 $m(m-1)/2$ 。

统计 Z_{D_up} 中不为0的元素个数记为 D_{count} ,即有

效差异策略对的数量,通过计算有效差异元素的平均值,即可得到 P_1 的策略差异性指标参数 D ,如式(2)所示:

$$D = \frac{1}{\text{count } Z_{D,i,j} \in D_{\text{eq}}} \sum I(Z_{D,i,j}) \quad (2)$$

式中, $I(\cdot)$ 表示指示函数(满足条件取1,否则取0)。 D 值综合反映了 P_1 策略集的平均差异程度。

1.3 决策优势的定义

P_1 的决策优势体现为迫使对手陷入不确定性,并从中获取高收益。在本文中具体解构为“混合策略博弈的发生概率”与“ P_1 在混合策略纳什均衡下的收益期望”。

由于纯策略均衡意味着双方行动的确定性与可预判性,隐蔽己方意图的首要打破这一均衡态。当博弈无法达成纯策略纳什均衡时,局中人将被迫采用混合策略,其行动属性随之转化为不可预测。因此,构建关于 P_1 自变量 m 和 D 的第1个目标函数,即混合策略博弈发生概率 P_{mix} ,以最大化该概率为优化目标,即 $\max_{m,D} P_{\text{mix}}(m,D)$ 。

在进入混合策略博弈后, P_1 进一步的目标是谋求均衡状态下的收益最大化。由此构建第2个目标函数,即 P_1 在混合策略均衡时的期望收益 E_1 : $\max_{m,D} E_1(m,D)$ 。

2 策略数量与差异性对混合策略博弈发生概率的影响

以经典的双人零和博弈(即 $B = -A$)为分析对象,重点剖析策略数量 m 与策略差异性 D 对混合策略均衡发生概率的影响机制。

2.1 混合策略纳什均衡发生概率分析

设 P_1 的收益矩阵为 $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$ 。纯策略纳什均衡存在的充要条件是矩阵 A 存在鞍点(即满足极大极小值等于极小极大值的元素)。当鞍点缺失时,博弈不存在纯策略均衡,局中人必须借助随机化的混合策略寻求均衡。因此, P_1 的首要目标是打破纯策略均衡的稳定性,使得博弈进入混合策略的概率最大化。

基于最优反应与极小极大原理的矩阵博弈求解方法,已广泛应用于现代军事决策与动态杀伤链组合的均衡分析中^[10-11]。为量化博弈进入混合策略的概率,采用基于矩阵对策极大极小原理的最优反应标定方法:通过对各策略的“收益底线”与“损失上限”进行标记定位,判定是否存在稳定均衡。

通过识别矩阵 A 的行极值与列极值,可知对矩阵 A 的第 i 行,标定其最小元素 $\min_j A_{ij}$ (对应 P_1 选择第 i 个策略时能至少得到的收益);对第 j 列,标定最大元素 $\max_i A_{ij}$ (对应 P_2 选择策略 j 时的最大损失代价)。若矩阵中存在某一元素同时满足上述双重极值条件,该元素即为鞍点,纯策略纳什均衡成立;反之,两类极值元素集合无交集,则鞍点缺失,博弈进入混合策略状态。

设混合策略发生概率为 P_{mix} ,令 p_i 表示第 i 行某元素为行最小值的事件, q_j 表示第 j 列某元素为列最大值的事件。纯策略纳什均衡的存在性依赖于事件 p_i 与 q_j 的重叠情况。 P_{mix} 由参数 m 、 n 及策略差异性 D 共同决定,可表述为: $P_{\text{mix}}(m,n,D) = P$,不存在元素 A_{ij} 同时为行最小值和列最大值。

2.2 策略数量对混合策略博弈发生概率的影响

以下探讨策略数量扩大对混合策略博弈发生概率的影响。当 P_1 增加1个新策略,即策略数从 m 增至 $(m+1)$,相当于向矩阵 A 引入了新的行向量 v_{m+1} ,解空间规模扩充至 $(m+1) \times n$ 。新策略的增加不仅引入了潜在的新列最大值,重塑了事件 q_j 的分布边界,更扩充了 P_1 的策略寻优空间,打破了原有的极大极小值博弈格局。

在最优反应标定逻辑下,为进行严谨的概率推演,假定矩阵元素的极值分布满足均匀随机性且各元素互异。对于任一给定元素 A_{ij} ,其成为行最小值的概率约为 $1/n$,成为列最大值的概率约为 $1/m$ 。在两事件近似独立的假设下,该特定元素成为鞍点的概率正比于 $1/mn$ 。由此推演,在1个规模为 mn 的博弈矩阵中,至少存在1个鞍点的概率可近似表示为 $1 - (1 - 1/mn)^{mn}$ 。

显然,随着 m 、 n 的增加,任一特定元素成为鞍点的概率降低,整个博弈没有鞍点的概率 P_{mix} 增加。在控制平均策略差异化水平恒定的前提下,混合策略均衡的发生概率 P_{mix} 随 m 单调递增,即 $\frac{\partial P_{\text{mix}}}{\partial m} > 0$ 。

综上,增加可用策略的数量能够提升博弈空间的复杂性,有效压缩纯策略解的存在概率,增加博弈进入难以预测的混合策略状态的可能性。

2.3 策略差异性对混合策略博弈发生概率的影响

若 P_1 的第 i 个策略和第 k 个策略高度同质,即对应行向量 $v_i \approx v_k$,不同行的极小值易向相同的列聚集。这种分布增加了行最小值与列最大值在特定元素重合的机会。在极端情况 $v_i = v_k$ 下,博弈的有效规模降低为 $(m-1) \times n$,根据前文分析,其会

降低混合策略博弈的出现概率 P_{mix} , 削弱对敌施加的确定性。

反之, 高差异性策略使得己方行向量在空间上更加分散。这种离散性显著降低了各行极小值在同一列扎堆的概率, 减少矩阵中纯策略鞍点出现的概率。

因此, 策略差异性有效打破了导致纯策略解的结构对称与冗余。在给定策略数量 m 和 n 时, P_1 的各策略差异化越显著, 给对手带来的决策困境越深。混合策略发生概率 P_{mix} 随策略差异性 D 单调递增, 即 $\frac{\partial P_{\text{mix}}}{\partial D} > 0$ 。

2.4 策略数量与差异性对混合策略博弈发生的综合影响

策略数量与差异性并非孤立起效, 二者在引导博弈进入混合策略的过程中存在耦合作用。以下构建统一的概率分析框架予以刻画。

分析收益矩阵 A , 设在 P_1 的 m 个策略中, 第 i 行存在 a_i 个局部极小值; 在 P_2 的 n 个策略中, 第 j 列存在 b_j 个局部极大值。在极值均匀分布假设下, 特定元素 A_{ij} 成为鞍点的概率为 $\frac{a_i b_j}{mn}$ 。

整个矩阵无鞍点、博弈进入混合策略的概率 P_{mix} 可表示为

$$P_{\text{mix}} = \prod_{i=1}^m \prod_{j=1}^n \left(1 - \frac{a_i b_j}{mn} \right) \quad (3)$$

式中: $1 \leq i \leq m; 1 \leq j \leq n; 1 \leq a_i \leq n; 1 \leq b_j \leq m; i, j, a_i, b_j \in \mathbb{N}$ 。

同一局中人的策略差异性 D 侧面反映了策略向量间的正交程度。当 $D \rightarrow 0$ 时, 策略高度趋同, 导致 P_1 特定列内被选中极小值的数量 b_j 增加, 鞍点存在概率增加; 随着 D 的增大, 极值点分布发散, b_j 随之减少, 变量 b_j 与差异度 D 呈负相关。

若将与 P_2 相关的变量 a_i, n 视为控制变量, 并引入常数 c_a 代表 P_2 的固有策略特征约束, 则策略数量 m 和差异性 D 对 P_{mix} 的联合影响可近似推导为

$$P_{\text{mix}} \approx \left(1 - \frac{c_a}{D \cdot m \cdot n} \right)^{mn} \quad (4)$$

式中, $D \cdot m \cdot n$ 揭示了核心机理, 即策略数量与差异性互补的效力倍增器。为有效向对手施加不可逾越的决策复杂性, 实施决策中心战的局中人不仅需横向扩充策略池规模, 更须保证策略之间的深度差异性。

3 策略数量与差异性对混合策略博弈纳什均衡收益的影响

进入混合策略博弈后, P_1 的目标转为引导博弈均衡结果向己方倾斜。构建线性规划求解框架, 解析策略数量 m 与策略差异性 D 对期望均衡收益 E_1 影响的数学机理, 建立博弈收益综合量化模型。

3.1 混合策略博弈均衡的线性规划建模

在混合策略博弈中, 双方通过为各自策略集分配不同的概率权重来实施随机化行动。设 P_1 的 m 个策略中, 采用第 i 个策略的概率为 x_i ; P_2 的 n 个策略中, 采用第 j 个策略的概率为 y_j , 双方分别选用第 i 个和第 j 个策略时, P_1 的赢得为 A_{ij} 。

基于完全理性假设, P_1 基于最优反应标定确立的最优混合策略 X^* , 需保障其期望收益不低于博弈值 $\underline{V}_{X_{\text{mix}}}$; 同理, P_2 基于最优反应标定所形成的最优混合策略 Y^* , 其期望代价不大于 $\bar{V}_{Y_{\text{mix}}}$ 。当双方博弈值 $V = \underline{V}_{X_{\text{mix}}} = \bar{V}_{Y_{\text{mix}}}$ 时, 满足如下条件。

对于 P_1 , 采用最优混合策略 X^* , 其期望收益不低于 V , $\sum_{i=1}^m A_{ij} x_i^* \geq V$ 。对于 P_2 , 采用最优混合策略 Y^* , 其期望代价不大于 V , $\sum_{j=1}^n A_{ij} y_j^* \leq V$ 。运用线性规划方法对上述混合策略纳什均衡进行求解^[12]。对于 P_1 , X^* 满足 $\sum_{i=1}^m x_i^* = 1, x_i^* \geq 0$ 。设博弈值 $V > 0$, 引入新变量 $x'_i = \frac{x_i^*}{V}$, 则 P_1 谋求博弈值 V 最大化的目标函数, 从最大化 $\frac{1}{\sum_{i=1}^m x'_i}$ 转化为最小化 $\sum_{i=1}^m x'_i$, 混合策略

均衡求解转化为如下线性规划问题:

$$\begin{aligned} \min z &= \sum_{i=1}^m x'_i, \\ \text{s.t.} &\begin{cases} \sum_{i=1}^m A_{ij} x'_i \geq 1, j = 1, 2, \dots, n; \\ x'_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, m. \end{cases} \end{aligned}$$

相对应的, P_2 的求解目标函数对偶为求 w 最大值:

$$\begin{aligned} \max w &= \sum_{j=1}^n y'_j, \\ \text{s.t.} &\begin{cases} \sum_{j=1}^n A_{ij} y'_j \leq 1, i = 1, 2, \dots, m; \\ y'_j \geq 0, j = 1, 2, \dots, n. \end{cases} \end{aligned}$$

主对偶问题达到最优解时达成纳什均衡, 此

时 P_1 的期望收益 E_1 等于最优博弈值 V^* , $V = V^*$ 。

几何视角下,约束不等式族 $\sum_{i=1}^m A_{ij}x'_i \geq 1$, 构成了多维空间的超平面边界,这些超平面共同切割并界定出一个凸多面体可行域。 P_1 的优化目标 $\min z$ 的最优解必然落于该可行域的极点上。可行域的几何形态与边界范围,框定了博弈值 V 的理论上限。在该模型下,己方策略数量 m 决定了线性规划的变量自由度与解空间维度;而策略差异性 D 则主导了各约束超平面在空间中的法向量夹角与超平面的切割效果。二者通过维度拓展与边界重塑,改变可行域的几何属性,可通过优化极点位置影响均衡收益。

3.2 策略数量对混合策略博弈纳什均衡的影响

P_1 策略数量的增加对博弈值的影响体现为解空间的扩维效应。当 P_1 增加新策略时, m 增至 $(m+1)$, 线性规划主问题新增加变量 x_{m+1} , 使得可行解域升维, 原有规模下的可行域是新可行域在 $x_{m+1} = 0$ 超平面上的截面。因此, 扩维后的整体可行域范围扩大。

P_1 策略的增加等价于为对偶方程组引入了 1 项新约束, 在对偶视角下 P_2 可行域受到更多超平面的切割与限制, 范围随之缩小或保持不变。由于 P_2 的目标是求解 $\max w$, 在更受限的可行域内寻优, 其取得的最优目标值呈单调不增趋势。由于博弈值 $V = 1/\max w$, 这从对偶角度印证了 P_1 策略的扩充将导致博弈值 V 的单调提升。

综上, 策略数量 m 通过拓展己方决策空间和压缩对手寻优边界, 优化 P_1 期望收益。该规模增益存在显著的边际递减特征: m 较低时, 新增变量直接让可行域从低维凸集拓展至高维凸多面体, 解空间升维易使极点获实质性突破, V 提升显著; m 较高时, 包络面逼近理论最优边界, 新增变量仅能微调极点, 难以实现解空间的突破性拓展, V 的提升幅度持续收敛。鉴于对数函数契合此边际效用衰减规律, 本文采用 $\lg m$ 来近似刻画策略数量的非线性增益效应。

3.3 策略差异性对混合策略博弈纳什均衡的影响

策略差异性 D 刻画了 P_1 收益向量间的正交或差异程度。若新增纯策略与既有策略线性相关, 则该策略仅引入解空间冗余维度, 无法推演可行域的约束边界以获取新优势; 反之, 高差异性提供线性无关的新探索方向, 能有效拓展边界轮廓, 抬升 V 的最优解下限。

P_2 的可行域由超平面 $\sum_{j=1}^n A_{ij}y'_j \leq 1$ 界定。如果

P_1 的两个策略 x_k 和 x_l 非常相似, 对应的两个约束超平面 $\sum_{j=1}^n A_{kj}y'_j \leq 1$ 和 $\sum_{j=1}^n A_{lj}y'_j \leq 1$ 几乎是平行的。在既定约束存在的前提下, 新增的近似策略几乎无法对 P_2 的可行域形成额外的有效压缩。反之, 若策略间差异显著, 超平面法向量夹角较大, 深度交叉的切割效应削减了 P_2 的可行解集, 迫使其目标函数 $\max w$ 减小, 进而推高博弈值 V 。

综上, 策略差异性 D 是决定策略数量扩张效能的关键变量。低差异度导致的冗余维度无法优化解空间极点; 显著的策略差异, 可使得新增变量均转化为有效的空间维度, 将 P_1 的规模优势 m 充分映射为博弈值 V 的实质性提升。与策略数量的几何扩展机理类似, 策略差异性对纳什均衡收益的增益同样受制于极点优化收敛极限, 呈现边际递减规律, 本文用 $\lg D$ 来表征策略差异对期望收益的非线性影响。

3.4 基于策略数量和差异性的混合策略博弈收益综合量化模型

综合考量己方策略数量 m 、策略差异性 D 以及对手策略规模 n 在混合策略博弈中对解空间的联合作用, 构建 P_1 在混合策略博弈纳什均衡状态下的期望收益 E_1 综合量化模型:

$$E_1(m, n, D) \approx C_0 + \alpha \lg m + \beta \lg D - \eta \lg n \quad (5)$$

式中: C_0 表示基线常数, 包含除双方策略数量和差异性以外, 其他不变的战场环境或体系固有因素对博弈均衡的影响; $\alpha > 0$ 表示策略数量优势系数, 反映策略数量在纳什均衡时给 P_1 带来的边际收益; $\beta > 0$ 表示策略差异性优势系数, 反映策略差异性在纳什均衡时给 P_1 带来的收益; $\eta > 0$ 表示对手数量惩罚项, 反映对手策略数量在纳什均衡时给 P_1 带来的减益。

4 仿真实验与结果分析

4.1 实验设计与数据生成

为验证综合收益模型(式(5)), 并量化各要素的影响权重, 设计蒙特卡洛仿真实验, 包含 3 个研究目标。1) 验证假设: 检验博弈收益 E_1 是否随己方策略数量 m 、差异性 D 单调递增, 随对手策略数量 n 单调递减。2) 参数估计: 通过回归分析估算模型系数 (α , β 和 η), 揭示各因素对决策优势的相对贡献。3) 模型检验: 验证对数线性模型在解释非

对称博弈收益变化规律上的拟合优度与适用性。

采用控制变量法探索参数空间,由于开展决策中心战一方通常较对手拥有制造更多、更快的决策能力,设定双方策略数量 $m \in \{20, 30, 40, 50, 60, 70\}$, $n \in \{15, 25, 35, 45, 55, 65\}$ 。鉴于完全随机生成的博弈矩阵易向均值收敛,难以覆盖高差异性的极端区间,采用基于协方差控制的逆向模拟方法,使策略差异性 D 在 $[1, 3]$ 内按步长 0.4 离散取值。针对每组 (m, n, D) 参数组合,独立生成 20 个博弈矩阵实例以消除随机误差,共获取有效样本数据 4 320 组。

4.1.1 收益矩阵生成方法

为生成满足指定策略差异性 D 的博弈矩阵,采用以下步骤。根据目标差异性 D 值,通过协方差矩阵控制生成 m 个 n 维策略覆盖向量 $v_i, i = 1, 2, \dots, m$, 元素服从 $U[0, 10]$ 均匀分布。微调向量间协方差结构,使得策略间距离的均值接近目标 D 值;将生成的策略向量 v_i 作为收益矩阵 A 的第 i 行,即 $A_{ij} = v_{ij}$, 形成 $m \times n$ 的收益矩阵 A ;对于零和博弈,设定 P_2 的收益矩阵 $B = -A$, 确保满足零和条件;计算实际生成的策略差异性 D_{actual} , 若与目标 D 值偏差超过 5%, 则重新生成,直至满足精度要求。

4.1.2 纳什均衡求解方法

将各博弈实例分别转化为对应的线性规划主问题与对偶问题,运用单纯形法求解最优混合策略。若存在纯策略纳什均衡,则直接提取对应鞍点值 V ; 否则求解混合策略下的博弈值 V 。无论何种情况,均将博弈值 V 作为 E_1 的观测值。实验统计显示,4 320 个样本中,存在纯策略纳什均衡的样本占比约 12.3%, 混合策略纳什均衡样本占比约 87.7%, 该比例分布符合理论预期。计算过程采用 Python 3.9 环境,使用 `scipy.optimize.linprog` 函数进行线性规划求解。

4.2 模型拟合与统计结果

基于收集的仿真数据集,采用普通最小二乘法(Ordinary Least Squares, OLS)对综合收益模型进行回归拟合。回归分析结果如表 1 所示。模型的决定系数 $R^2 = 0.797$, F 统计量为 5 631 ($p < 0.001$), 残差标准误(Residual Standard Error, RSE)为 0.072。由于在随机博弈仿真中,收益不仅取决于策略数量和差异性策略整体结构情况,还受到具体收益数值随机性的强影响。因此,在含有大量随机噪声的博弈系统中,该对数线性模型能够有效解释博弈收益约 79.7% 的决定系数,表明模型决定系数良好。

表 1 博弈要素回归分析

变量	系数	标准误	t 统计量	95% 置信区间
常数项	0.081	0.024	3.44	[0.035, 0.127]
$\lg m$	0.365	0.005	76.82	[0.355, 0.374]
$\lg D$	0.057	0.006	10.15	[0.046, 0.068]
$\lg n$	-0.429	0.005	-86.29	[-0.439, -0.419]

对实验得到的统计结果进行分析。对于统计结果中的数量优势($\lg m$),其系数为 0.365 ($p < 0.001$),证实己方策略数量的增加能显著提升博弈收益,且符合边际效用递减的对数增长趋势;对于统计结果中的差异性优势($\lg D$),其系数为 0.057 ($p < 0.001$),表明策略差异性独立于数量之外的关键增益变量,且每提升一个单位的差异性,收益有稳定的线性增长;对于统计结果中的对手惩罚($\lg n$),其系数为 -0.429 ($p < 0.001$),负系数绝对值最大,说明对手策略空间的扩展对己方收益具有压制作用。

4.3 结果可视化与讨论

为直观展示各变量对博弈收益的独立影响,分别绘制 $\lg m$ 、 $\lg D$ 和 $\lg n$ 偏回归分布图,如图 1~图 3 所示。其中, $e_{V|\lg m}$ 、 $e_{V|\lg D}$ 和 $e_{V|\lg n}$ 分别为 V 关于 $\lg m$ 、 $\lg D$ 和 $\lg n$ 的偏残差。图中展示的是剔除其他变量效应后的中心化残差值。

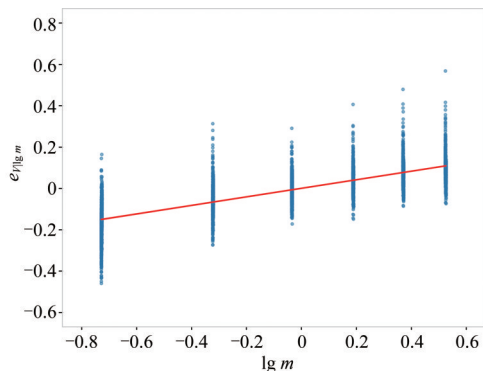


图 1 $\lg m$ 偏回归分布

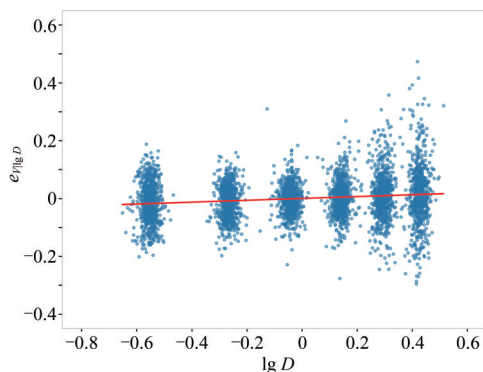


图 2 $\lg D$ 偏回归分布

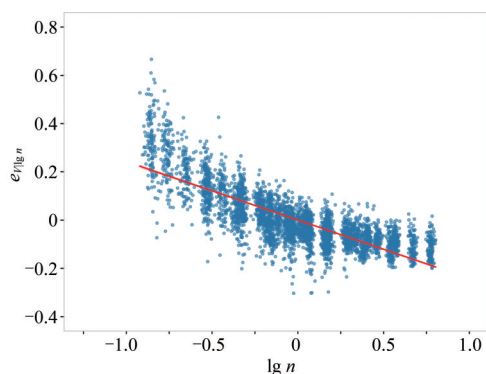
图3 $\lg n$ 偏回归分布

图1显示 $\lg m$ 与收益呈清晰的正线性关系,验证了策略数量的对数增益假设;图2展示了策略差异性 $\lg D$ 对博弈收益的独立影响,显示其与残差收益呈紧密的正相关,验证了策略差异性对打破僵局的线性贡献;图3显示对手策略数量 $\lg n$ 带来的显著负斜率,刻画了非对称博弈中的数量压制效应。综上,仿真实验在统计显著性与图形可视化两个层面,均验证了理论模型的假设,证实了策略数量与差异性构建决策优势的双重驱动力。

5 结束语

针对决策中心战中单纯依靠策略数量难以全面描述决策优势、现有量化指标未规避策略冗余的理论局限,本文构建了非对称零和博弈量化分析框架。将作战双方及杀伤链组合映射为博弈局中人与策略集,结合最优反应标定方法推导了策略特征对混合策略均衡的诱导机制;同时,借助线性规划可行域几何解析,阐明了策略数量与差异性对纳什均衡收益的边际效应,并依托4 320组蒙特卡洛仿真样本与最小二乘回归验证了模型有效性。研究表明,博弈收益与己方策略数量的对数、策略差异性呈显著正相关,与对手策略数量的对数呈显著负相关。研究所形成的博弈收益综合量化模型能够定量描述决策复杂性,为决策中心战的理论推演与兵力设计提供了可计算的分析框架。

后续研究可进一步贴合真实战场的高动态与不确定性,向不完全信息与非零和博弈场景拓展,探索策略动态演化规律;同时,拟突破完全理性假设,引入行为博弈论与强化学习智能体,剖析有限

理性与认知偏差约束下策略差异性的实战价值,以期持续深化对决策中心战的量化解析。

参考文献:

- [1] CLARK B, PATT D, SCHRAMM H. Mosaic warfare: exploiting artificial intelligence and autonomous systems to implement decision-centric operations [R]. Washington, USA: Center for Strategic and Budgetary Assessments, 2020:1-66.
- [2] CLARK B, PATT D, WALTON T A. Implementing decision-centric warfare: elevating command and control to gain an optionality advantage [R]. Washington, USA: Hudson Institute, Center for Defense Concepts and Technology, 2021:1-49.
- [3] VALENCIA J T. Engineering decision-Centric aviation operations for expeditionary advanced base operations [D]. Monterey, USA: Naval Postgraduate School, 2024:1-107.
- [4] 余滨,张耀鸿,余博超.军事运筹学方法与应用[M].长沙:国防科技大学出版社,2018:156-197.
- [5] 雷振兴.分布式能源聚合商参与电力市场竞标的博弈论模型和算法研究[D].广州:华南理工大学,2024:1-140.
- [6] LI X L, LI B, SU L. Dynamics of a Cournot game with bounded rational firms and various scale effects[J]. PLoS One, 2024,19(5):No.e0297275.
- [7] AZMI M B, KUMARI S, AQUIL S, et al. KIFC1 inhibition: exploring the potential of propolis-derived small molecules for targeting cancer progression through in silico analysis[J]. PLoS One, 2025,20(6):No.e0324678.
- [8] 张一帆,耿帅,郭勇.三方视角下的军事危机应对策略演化博弈分析[J].信息工程大学学报,2024,25(2):235-241.
- [9] KHLOPONIN P. Vector space proximity based document retrieval for document embeddings built by Transformers [D]. Montreal, USA: Concordia University, 2022:1-88.
- [10] HO E, RAJAGOPALAN A, SKVORTSOV A, et al. Game theory in defence applications: a review[J]. Sensors, 2022,22(3):No.1032.
- [11] 李博文,李晶晶,张龙剑,等.基于混合集群演化元博弈的海上对空反导杀伤链优选策略研究[J].中国舰船研究,2026,21(1):350-361.
- [12] 杨露菁,陈志刚,李煜.作战辅助决策理论及应用[M].北京:国防工业出版社,2016:136-146.

(编辑:李志豪)