考虑 OODA 闭环与时序协同约束的多域杀伤网链分布式打击决策优化方法

张 威[1]，丁 伟[2†]，陈 韬[1]，李臣明[1]，赵舒涵[2]，徐任杰[3]

(1. 陆军炮兵防空兵学院南京校区，南京 211132；
2. 苏州科技大学 机械工程学院, 江苏 苏州 215009；
3. 国防科技大学 系统工程学院，长沙 410073)

摘 要: 针对现代跨域作战中因异构节点协同困难、功能耦合复杂和资源调度僵化造成的“信息-决策-行动”链条割裂与响应迟滞难题, 提出一种考虑 OODA 闭环与时序协同约束的多域杀伤网链分布式打击决策优化方法. 基于 OODA 环理论, 构建涵盖侦察节点、通信节点、战役与战术级指控节点及打击节点的多域杀伤网链模型. 在保持打击效能最大化、资源消耗最小化与系统生存性最大化的基础上, 将任务链闭合时间、跨域链路容量-时延-可靠性、指控层级关系和分布式任务集中度嵌入目标函数与约束条件, 建立兼顾闭环响应、时序协同与跨域连通的多目标优化模型. 为高效求解此模型, 设计融合混合约束处理机制与领域知识驱动智能进化算子的改进多目标进化算法, 有效提升搜索效率与解集质量. 数值实验与典型跨域作战想定结果表明, 所提方法能够生成多路径、多节点协同的杀伤网链方案, 并在任务收益、资源经济性与体系抗毁性方面取得较优平衡, 可为分布式打击行动智能规划提供决策支持.

关键词: 杀伤网链；决策优化；OODA 循环；分布式打击；时序协同约束；多目标进化算法

中图分类号: E917 **文献标志码:** A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2026.0417

引用格式: 张威, 丁伟, 陈韬, 等. 考虑 OODA 闭环与时序协同约束的多域杀伤网链分布式打击决策优化方法 [J]. 控制与决策, xxxx, x(x): xxxx-xxxx.

A distributed strike decision optimization method for multi-domain kill-web considering OODA closure and temporal coordination constraints

ZHANG Wei[1]，*DING Wei*[2†]，*CHEN Tao*[1]，*LI Chen-ming*[1]，*ZHAO Shu-han*[2]，*XU Ren-jie*[3]

(1. Nanjing Campus，Army Academy of Artillery and Air Defense Force，Nanjing 211132，China；2. School of Mechanical Engineering, Suzhou University of Science and Technology, Suzhou 215009, China；3. College of Systems Engineering，National University of Defense Technology，Changsha 410073，China)

Abstract: To address the fragmentation of the “information-decision-action” chain and delayed response caused by difficulties in coordinating heterogeneous nodes, complex functional coupling, and rigid resource scheduling in modern cross-domain operations, this paper proposes a distributed strike decision optimization method for multi-domain kill-web considering OODA (observe, orient, decide, act) closure and temporal coordination constraints. Based on the OODA loop theory, a multi-domain kill-web model is constructed, covering reconnaissance nodes, communication nodes, operational- and tactical-level command nodes, and strike nodes. On the basis of maximizing strike effectiveness, minimizing resource consumption, and maximizing system survivability, the task-chain closure time, cross-domain link capacity-delay-reliability, command hierarchy, and distributed task concentration are embedded into the objective functions and constraints. A multi-objective optimization model is then established to jointly consider closed-loop response, temporal coordination, and cross-domain connectivity. To solve the model efficiently, an improved multi-objective evolutionary algorithm integrating a hybrid constraint-handling mechanism and domain-knowledge-driven intelligent evolutionary operators is designed, which effectively improves search efficiency and solution quality. Numerical experiments and typical cross-domain operational scenarios show that the proposed method

收稿日期: 2026-05-08；**录用日期:** 2026-09-15.
基金项目: 国家自然科学基金项目 (725B2045).
责任编委: 虞文武.
†通信作者. E-mail: dingwei@usts.edu.cn.

can generate multi-path and multi-node cooperative kill-web schemes, achieving a better balance among mission benefits, resource economy, and system robustness, thereby providing decision support for intelligent planning of distributed strike operations.

Keywords: kill-web； decision optimization； OODA loop； distributed strike； temporal coordination constraints； multi-objective evolutionary algorithm

0 引 言

现代战争形态正由“平台中心战”向“网络中心战”和“决策中心战”演变, 其典型特征体现为武器装备体系之间的整体对抗与跨域协同[1]. 作战效能已不再单纯依赖单一平台的性能优势, 而是愈发取决于分布式侦察、通信、指控和打击节点之间的跨域协力[2]. 尤其是在高动态、多目标并发环境下, 异构节点功能耦合复杂、链路状态变化快、资源调度约束强, 容易造成“信息-决策-行动”链条割裂与响应迟滞. 因此, 如何在资源、链路和时序约束下实现多域杀伤网链的闭环协同与分布式打击优化, 已成为体系作战决策中的重要问题.

OODA(Observe, Orient, Decide, Act) 循环[3]由观察、判断、决策和行动四个环节构成, 是描述复杂对抗环境下作战认知与行动闭环的理论框架. 其中, 观察环节对应多源侦察与信息获取, 判断环节对应态势理解、目标识别与威胁评估, 决策环节对应任务规划、资源分配与火力调度, 行动环节对应打击执行与效果反馈. 面向单个目标的 OODA 闭环过程可抽象为一条杀伤链, 多条杀伤链通过共享侦察资源、通信链路、指控节点和打击单元, 从而形成多节点、多路径和多任务协同的杀伤网[4]. 由此可见, 多域杀伤网链并不是若干孤立杀伤链的简单叠加, 而是在跨域信息流、指控流和火力流共同作用下形成的网络化决策体系.

围绕杀伤网链的构建与优化, 国内外学者已开展深入研究[5-7], 主要集中以下两个方面: 在杀伤网链建模方面, 孙伟等[8]提出考虑时间和精度闭合的杀伤链构建方法; 杨松等[9]针对异构无人集群杀伤网任务路径生成中整体统筹不足与评估关联分析薄弱问题, 提出基于多层网络与数据包络分析的任务路径生成建模与评估方法; Li 等[10]基于最优子任务划分思想构建任务链规划模型, 将整体任务分解为若干独立子任务; 万斯来等[11]基于 OODA 循环构建杀伤网本体模型, 实现设计知识的规范化表达; 付昱龙等[12]建立混合整数规划模型, 通过任务分配与冲突消解的主从协同机制降低求解复杂度. 上述研究为理解杀伤网的结构描述、路径生成与体系建模奠定了基础, 但多数研究仍侧重拓扑构建或静态任务分配, 对 OODA 闭环中信息获取、态势判断、指控决策与火力行动间的时序耦合关系刻画不足.

在杀伤网链优化方面, 各类优化方法已被广泛用于提升任务收益与资源利用率. 张锦等[13]设计了基于策略选择遗传算法的防空反导杀伤链构建与优化方法; 夏博远等[14]建立基于杀伤网评估指标的装备的组合规划模型, 并提出了启发式多目标优化方法; Wang 等[15]提出作战网络协作重构框架, 为应对战场突发扰动和网络退化提供了有效途径. 相关研究还将复杂网络理论、多目标优化和前景理论引入杀伤网设计决策中, 以提高方案评估和辅助决策能力[16]. 总体来看, 现有研究在一定程度上推动了杀伤网链从概念描述向定量优化发展, 但仍存在以下不足: 一是部分研究将问题简化为火力资源分配或装备组合优化[17-19], 对侦察、通信、指控和打击节点之间的闭环协同关系考虑不足; 二是信息链路通常仅以“是否连通”进行描述, 较少进一步考虑链路容量、传输时延和可靠性等跨域协同因素; 三是节点能力约束多表现为静态容量限制, 难以反映多任务并发条件下的时序协同关系; 四是分布式打击特征体现不足, 缺少对多打击单元协同、任务负载分散和关键节点集中使用风险的刻画. 上述不足使得模型难以充分支撑复杂跨域环境下多路径、多节点协同的分布式打击决策优化.

从优化求解角度看, 多域杀伤网链分布式打击决策问题具有典型的高维、多目标和强约束等特征, 一方面, 任务规划需要同时权衡打击效能、资源消耗和系统生存性等目标; 另一方面, 生成方案必须满足节点能力、信息流连通、链路质量、任务闭合时间、指控层级以及毁伤效果门限等多类约束. 随着目标数量和作战节点规模增加, 决策变量维度迅速上升, 可行解空间变得稀疏且不规则, 传统精确优化方法难以在可接受时间内获得高质量解. 多目标进化算法 (MOEA) 由于对问题数学性质要求较低、全局搜索能力较强, 已被广泛用于复杂多目标优化问题[20-21]. 然而, 标准 MOEA 通常采用通用交叉、变异算子和约束处理策略, 缺少与杀伤网链结构、OODA 闭环任务模板和跨域链路约束的深度融合, 容易出现初始种群可行性差、遗传操作破坏任务链结构、可行解搜

索效率低等问题. 因此, 有必要结合分布式打击任务的领域知识, 对 MOEA 的初始化、交叉、变异和约束处理机制进行针对性改进.

针对上述问题, 本文从决策变量、目标函数和可行域层面对多域杀伤网链分布式打击问题进行建模: 通过面向目标的 0-1 变量描述侦察、通信、战役/战术级指控及打击节点的联合参与关系; 将任务链闭合时间、链路可靠性、链路占用和任务集中度分别嵌入打击效能、资源消耗和系统生存性目标; 通过任务链闭合、信息流连通、链路容量-时延-可靠性、分层指控及多打击节点协同等约束构造多目标并发条件下的耦合可行域. 在此基础上, 提出考虑 OODA 闭环与时序协同约束的多域杀伤网链分布式打击决策优化方法, 主要工作如下:

1) 基于 OODA 闭环过程, 构建涵盖侦察、通信、战役/战术级指控和打击节点的多域杀伤网链模型, 刻画异构节点间的跨域协同与分层指控关系.

2) 建立以时敏打击效能最大化、协同资源消耗最小化和系统生存性最大化为目标的多目标优化模型, 并综合考虑任务链闭合时间、链路容量-时延-可靠性和任务集中度等因素.

3) 设计融合混合自适应约束处理机制与领域知识驱动进化算子的改进 MOEA, 通过 OODA 任务链模板、约束保持交叉和启发式修复变异提高强约束空间中的可行解搜索效率与解集质量.

4) 通过不同规模随机算例、消融实验、不确定条件分析及典型跨域作战想定验证所提方法的有效性, 并分析其在杀伤网链方案生成与分布式打击决策中的应用价值.

1　考虑 OODA 闭环与时序协同约束的多域杀伤网链多目标优化模型

1.1　决策变量

假设在一次作战规划周期内, 需调度多域作战资源对目标$T=\{1,2,\dots,N_t\}$实施打击. 参与作战的节点包括侦察节点$R=\{1,2,\dots,N_r\}$、通信节点$M=\{1,2,\dots,N_m\}$、指控节点$C=\{1,2,\dots,N_c\}$和打击节点$S=\{1,2,\dots,N_s\}$. 其中, 指控节点可划分为战役级指控节点集合C^O和战术级指控节点集合C^T, 且$C=C^O\cup C^T$.

为刻画节点间的信息传输与指控关系, 定义三类链路邻接矩阵: 侦察-通信链路矩阵$A^{RM}=[a_{rm}^{RM}]$、通信-指控链路矩阵$A^{MC}=[a_{mc}^{MC}]$和指控-打击链路矩阵$A^{CS}=[a_{cs}^{CS}]$. 若侦察节点r与通信节点m间存在可用链路, 则$a_{rm}^{RM}=1$, 否则为 0; 若通信节点m与指控节点c间存在可用链路, 则$a_{mc}^{MC}=1$, 否则为 0; 若指控节点c能够对打击节点s实施有效指控, 则$a_{cs}^{CS}=1$, 否则为 0.

模型的核心决策是为每个目标t选择合适的侦察、通信、指控和打击节点, 使其形成满足 OODA 闭环要求的任务链. 定义 0-1 决策变量:

$$x_{rt},\ y_{mt},\ u_{ct},\ v_{st}\in\{0,1\}. \tag{1}$$

式中, $x_{rt}=1$为侦察节点r被分配用于目标t的观察环节, 否则$x_{rt}=0$; $y_{mt}=1$为通信节点m被分配用于目标t的信息传输环节, 否则$y_{mt}=0$; $u_{ct}=1$为指控节点c被分配用于目标t的指控决策环节, 否则$u_{ct}=0$; $v_{st}=1$为打击节点s被分配用于目标t的行动环节, 否则$v_{st}=0$. 需要说明的是, 通信节点承担跨域信息流和指控流的传输支撑作用, 是保证 OODA 闭环能够在多域节点之间实现的重要条件.

为刻画任务链闭合速度, 定义目标t的任务链闭合时间为T_t^{cl}. 该时间由观察处理时间T_t^R、通信传输时延T_t^M、指控决策时间T_t^C和打击执行时间T_t^S共同构成, 可表示为:

$$T_t^{cl}=T_t^R+T_t^M+T_t^C+T_t^S. \tag{2}$$

其中:

$$T_t^R=\sum_{r\in R}t_r^R x_{rt}, \tag{3}$$

$$T_t^C=\sum_{c\in C}t_c^C u_{ct}, \tag{4}$$

$$T_t^S=\sum_{s\in S}t_s^S v_{st}, \tag{5}$$

$$T_t^M=\sum_{r\in R}\sum_{m\in M}\tau_{rm}^{RM}x_{rt}y_{mt}+\sum_{m\in M}\sum_{c\in C}\tau_{mc}^{MC}y_{mt}u_{ct}+\sum_{c\in C}\sum_{s\in S}\tau_{cs}^{CS}u_{ct}v_{st}. \tag{6}$$

式中, t_r^R, t_c^C, t_s^S分别为侦察、指控和打击节点的任务处理时间; $\tau_{rm}^{RM}, \tau_{mc}^{MC}, \tau_{cs}^{CS}$分别为侦察-通信、通信-指控和指控-打击链路的传输时延.

1.2　目标函数

1.2.1　时敏打击效能最大化

打击效能用于衡量所生成任务链对目标的综合毁伤收益, 将 OODA 任务链闭合时间和跨域链路可靠性嵌入打击效能计算中, 以体现闭环响应速度和链路质量对分布式打击效果的影响. 定义打击效能目标为:

$$\max f_1=\sum_{t\in T}V_t\cdot\omega_t(T_t^{cl})\cdot P_t. \tag{7}$$

式中, V_t为目标t的价值; $\omega_t(T_t^{cl})$为任务链闭合时间衰减函数; P_t为目标t的综合任务成功概率.

对于时敏目标, 任务链闭合时间越长, 其打击收益越低, 因此可定义为:

$$\omega_t(T_t^{cl}) = \exp(-\lambda_t T_t^{cl}). \tag{8}$$

式中, λ_t为目标t的时敏系数. 高价值时敏目标对应较大的λ_t, 普通目标对应较小的λ_t.

目标t的综合任务成功概率P_t主要由侦察精度、链路可靠性、指控决策精度、打击毁伤概率和突防概率共同决定. 其中, 由侦察节点r、通信节点m、指控节点c和打击节点s组成的一条候选任务链对目标t的成功概率为:

$$p_{rmcs,t} = p_{rt}^R p_{ct}^C p_{st}^S q_{st}^S r_{rm}^{RM} r_{mc}^{MC} r_{cs}^{CS}. \tag{9}$$

式中, p_{rt}^R为侦察节点r对目标t的侦察精度; p_{ct}^C为指控节点c对目标t的决策精度; p_{st}^S为打击节点s对目标t的固有毁伤概率; q_{st}^S为打击节点s攻击目标t时的突防概率; $r_{rm}^{RM}, r_{mc}^{MC}, r_{cs}^{CS}$分别为三类链路的可靠性.

考虑同一目标可由多条任务链并行支撑, 目标t的综合任务成功概率可表示为:

$$P_t = 1 - \prod_{r\in R}\prod_{m\in M}\prod_{c\in C}\prod_{s\in S}(1 - p_{rmcs,t}x_{rt}y_{mt}u_{ct}v_{st}). \tag{10}$$

该式表明, 打击效能不仅仅取决于武器毁伤概率, 还取决于侦察、通信、指控和打击节点共同构成的任务链质量; 与此同时, 任务链闭合时间通过$\omega_t(T_t^{cl})$进入效能目标, 从而体现闭环响应速度对时敏目标打击收益的影响.

1.2.2 协同资源消耗最小化

资源消耗用于衡量完成分布式打击任务所需的节点调用成本、链路占用成本和火力消耗成本. 定义资源消耗目标为:

$$\begin{aligned}\min f_2 = &\sum_{t\in T}(\sum_{r\in R} c_r^R x_{rt} + \sum_{m\in M} c_m^M y_{mt} + \\ &\sum_{c\in C} c_c^C u_{ct} + \sum_{s\in S} c_s^S v_{st}) + \eta\sum_{t\in T} L_t.\end{aligned} \tag{11}$$

式中, $c_r^R, c_m^M, c_c^C, c_s^S$分别为侦察、通信、指控和打击节点的调用成本; L_t为目标t对应任务链的跨域链路占用成本; η为链路占用成本权重.

链路占用成本可定义为:

$$\begin{aligned}L_t = &\sum_{r\in R}\sum_{m\in M} b_{rm}^{RM} x_{rt}y_{mt} + \\ &\sum_{m\in M}\sum_{c\in C} b_{mc}^{MC} y_{mt}u_{ct} + \sum_{c\in C}\sum_{s\in S} b_{cs}^{CS} u_{ct}v_{st}.\end{aligned} \tag{12}$$

式中, $b_{rm}^{RM}, b_{mc}^{MC}, b_{cs}^{CS}$分别为三类链路的通信资源消耗或链路调度成本. 通过引入L_t, 资源消耗目标不仅考虑节点使用成本和弹药成本, 还能够体现跨域链路资源占用对任务规划结果的影响.

1.2.3 系统生存性最大化

系统生存性用于刻画作战节点在执行任务中因暴露和集中使用而带来的反制风险. 原有生存性仅考虑节点是否被使用导致的暴露风险, 故将任务集中度作为惩罚项嵌入系统生存性目标. 定义系统风险函数为:

$$\begin{aligned}R^{sys} = &\sum_{r\in R}\rho_r^R\cdot\mathbb{I}(\sum_{t\in T}x_{rt}) + \sum_{m\in M}\rho_m^M\cdot\mathbb{I}(\sum_{t\in T}y_{mt}) + \\ &\sum_{c\in C}\rho_c^C\cdot\mathbb{I}(\sum_{t\in T}u_{ct}) + \sum_{s\in S}\rho_s^S\cdot\mathbb{I}(\sum_{t\in T}v_{st}) + \mu\Phi.\end{aligned} \tag{13}$$

式中, $\rho_r^R, \rho_m^M, \rho_c^C$和$\rho_s^S$分别为侦察、通信、指控和打击节点的暴露风险系数与节点价值的综合量化结果; Φ为打击任务集中度; μ为任务集中度惩罚权重; $\mathbb{I}(z)$为指示函数, 当$z>0$时为$\mathbb{I}(z)=1$.

打击任务集中度定义为:

$$\Phi = \sum_{s\in S}(\frac{\sum_{t\in T} v_{st}}{\sum_{s\in S}\sum_{t\in T} v_{st}})^2. \tag{14}$$

当大量任务集中于少数节点时, Φ值增大, 说明关键节点暴露和被反制风险提高; 当任务在多个打击节点间合理分散时, Φ值降低, 说明分布式打击特征更加明显, 系统生存性更强. 因此, 系统生存性最大化可等价为系统风险最小化:

$$\min f_3 = R^{sys}. \tag{15}$$

1.3 约束条件

1.3.1 任务链闭合约束

为避免出现任务链断裂, 对于每个目标, 至少需要分配一个侦察节点、一个通信节点、一个指控节点和一个打击节点, 才能形成基本的 OODA 任务链闭合结构:

$$\begin{aligned}&\sum_{r\in R} x_{rt} \geqslant 1,\ \sum_{m\in M} y_{mt} \geqslant 1 \\ &\sum_{c\in C} u_{ct} \geqslant 1,\ \sum_{s\in S} v_{st} \geqslant 1.\end{aligned} \tag{16}$$

1.3.2 节点并发能力约束

任一作战节点在当前规划周期内可同时服务的目标数量不能超过其可用并发能力. 此处可用并发能力指扣除所占资源后的剩余能力, 可在每个滚动规划周期开始前根据节点状态动态更新:

$$\begin{aligned}&\sum_{t\in T} x_{rt} \leqslant Cap_r^R,\ \sum_{t\in T} y_{mt} \leqslant Cap_m^M \\ &\sum_{t\in T} u_{ct} \leqslant Cap_c^C,\ \sum_{t\in T} v_{st} \leqslant Cap_s^S.\end{aligned} \tag{17}$$

式中, $Cap_r^R, Cap_m^M, Cap_c^C$和$Cap_s^S$分别为侦察、通信、指控和打击节点的可用并发能力.

1.3.3 信息流连通约束

为保证任务链中的信息流、指控流和火力流能够有效传递, 若两个节点同时被分配到同一目标任务链中, 则二者之间必须存在可用链路:

$$\begin{aligned} &x_{rt}+y_{mt}-1\leqslant a_{rm}^{RM}\\ &y_{mt}+u_{ct}-1\leqslant a_{mc}^{MC}\\ &u_{ct}+v_{st}-1\leqslant a_{cs}^{CS}. \end{aligned} \tag{18}$$

1.3.4 链路容量约束

跨域链路的通信容量有限, 多目标并发任务可能导致链路拥塞. 为此, 设置链路容量约束:

$$\begin{aligned} &\sum_{t\in T} d_t x_{rt} y_{mt}\leqslant B_{rm}^{RM}\\ &\sum_{t\in T} d_t y_{mt} u_{ct}\leqslant B_{mc}^{MC}\\ &\sum_{t\in T} d_t u_{ct} v_{st}\leqslant B_{cs}^{CS}. \end{aligned} \tag{19}$$

式中, d_t为目标t对应任务链的信息传输需求; B_{rm}^{RM}, B_{mc}^{MC}, B_{cs}^{CS}分别为三类链路的最大可用容量.

1.3.5 链路闭合时间约束

对于高价值或时敏目标, 任务链必须在给定时间窗口内完成闭合. 设目标t的最大允许闭合时间为$\overline{T}_t$, 则有:

$$T_t^{cl}\leqslant \overline{T}_t. \tag{20}$$

对于普通目标, $\overline{T}_t$可设定为较大值; 对于高价值时敏目标, $\overline{T}_t$应设置为较小值, 以体现快速闭环打击需求.

1.3.6 链路可靠性约束

为保证跨域任务链在复杂干扰和对抗环境下具备基本可靠性, 设目标t对应任务链的最低链路可靠性要求为$\overline{R}_t$. 链路可靠性约束可表示为:

$$R_t^{link}\geqslant \overline{R}_t. \tag{21}$$

式中, R_t^{link}可根据被选链路的可靠性综合计算. 为便于表达, 可定义为:

$$\begin{aligned} R_t^{link}=&\prod_{r\in R}\prod_{m\in M}(r_{rm}^{RM})^{x_{rt}y_{mt}}\cdot\\ &\prod_{m\in M}\prod_{c\in C}(r_{mc}^{MC})^{y_{mt}u_{ct}}\cdot\prod_{c\in C}\prod_{s\in S}(r_{cs}^{CS})^{u_{ct}v_{st}}. \end{aligned} \tag{22}$$

1.3.7 战役级-战术级指控层级约束

为体现“全局任务统筹-局部交战控制”的层级化指控关系, 设$h_{oc}=1$表示战役级指控节点o对战术级指控节点c具有授权关系, 若目标t的任务链选择战术级指控节点c, 则需存在至少一个具备指控关系的战役级指控节点参与该目标任务规划:

$$u_{ct}\leqslant\sum_{o\in C^O} h_{oc}u_{ot}, c\in C^T,\ t\in T. \tag{23}$$

1.3.8 分布式打击协同约束

为体现分布式打击特征, 对于高价值目标或高毁伤门限目标, 要求至少由多个打击节点形成协同打击链. 设高价值目标集合为T_H, 目标t所需的最小打击节点数量为m_t, 则有:

$$\sum_{s\in S} v_{st}\geqslant m_t,\ t\in T_H. \tag{24}$$

式中, $m_t\geqslant 2$为目标t需要由至少两个打击节点协同完成打击任务.

1.3.9 毁伤效果门限约束

为确保每个目标t的毁伤效果满足最低作战要求, 设置综合任务成功概率门限约束:

$$P_t\geqslant\theta_t. \tag{25}$$

式中, θ_t为目标t的最低毁伤效果门限.

上述约束共同限定模型的可行域. 随着目标数增加、可用节点与链路资源减少, 或闭合时间、链路可靠性和毁伤效果等约束趋严, 可行域将逐步收缩. 为避免无效求解, 算法运行前对各目标的任务链结构可行性以及剩余节点能力、链路容量进行预检; 若不满足基本条件, 则判定当前资源与任务需求不匹配, 重新调整可用资源或任务门限.

2 基于 IMOEA 的多域杀伤网链优化方法

2.1 问题特性与算法选型分析

所构建的多域杀伤网链优化模型具有高维、多目标、强约束特征, 其决策变量规模随节点和目标数量快速增长, 同时需要在打击效能、资源消耗和系统生存性之间进行权衡, 且任务链闭合、链路连通、节点能力和指控层级等约束相互耦合, 使可行域呈现稀疏、不规则特征.

MOEA 对问题数学性质要求较低, 适用于复杂多目标优化问题[22], 但标准 MOEA 采用通用初始化、交叉、变异及约束处理机制, 求解时易出现初始可行性低、遗传操作破坏任务链结构等问题. 为此, 本文在 MOEA 框架基础上设计改进多目标进化算法 (IMOEA), 以提高可行解搜索效率和 Pareto 解集质量. 此外, 采用 Pareto 非支配关系求解三个目标, 不进行加权求和. 考虑各目标量纲和数值范围不同, 采用极差归一化将其映射至 [0,1] 区间, 并用于拥挤距离、约束惩罚及性能指标计算, 以降低尺度差异对搜索与评价结果的影响.

2.2 改进多目标进化算法设计

2.2.1 混合自适应约束处理机制

为有效处理模型中复杂约束条件, 本算法摒弃单一的约束违反度处理方式, 设计了混合自适应约束处理机制 (HCHT), 将约束分为两类对待:

1) 硬约束 (Hard Constraints): 该类约束主要包括任务链闭合约束、信息流连通约束和指控层级约束. 上述约束决定任务链是否具备基本的结构可行性, 必须在初始化、交叉和变异过程中严格满足.

2) 软约束 (Soft Constraints): 包括节点并发能力约束、链路容量约束、任务链闭合时间约束、链路可靠性约束、分布式打击协同约束和毁伤效果门限约束. 该类约束用于评价方案质量和任务执行性能, 允许其在进化早期存在有限程度违反, 并通过自适应罚函数逐步引导种群向可行域收敛.

设软约束集合为Ω, 第q个软约束的违反度为$CV_q(X)$, 则个体X的总约束违反度定义为:

$$CV(X)=\sum_{q\in\Omega}w_qCV_q(X). \tag{26}$$

式中, w_q为第q类软约束的权重, 用于体现不同约束的重要程度. 对于不等式约束$g_q(X)\leqslant 0$和下界型约束$h_q(X)\geqslant 0$, 其违反度分别可定义为:

$$CV_q(X)=\max\{0,g_q(X)\}, \tag{27}$$

$$CV_q(X)=\max\{0,-h_q(X)\}. \tag{28}$$

为兼顾进化早期探索和后期收敛, 设置随进化代数动态变化的罚因子为:

$$\lambda(g)=\lambda_0+(\lambda_{\max}\text{-}\lambda_0)\left(\frac{g}{G_{\max}}\right)^{\gamma}. \tag{29}$$

式中, g为当前进化代数, $G_{\max}$为最大进化代数, λ_0和$\lambda_{\max}$分别为初始罚因子和最大罚因子, γ为罚因子增长速率调节参数. 进化早期$\lambda(g)$较小, 算法能够在可行域边界附近保持一定探索能力; 进化后期$\lambda(g)$增大, 种群逐步向满足约束的区域收敛.

对于目标函数向量$F(X)$, 可构造带约束惩罚的适应度评价形式:

$$\tilde{F}(X)=F(X)+\lambda(g)\cdot CV(X). \tag{30}$$

在算法实现中, 当不同约束发生冲突时, 可按照“硬约束优先、软约束渐进处理、目标函数最后比较”的原则进行处理. 该机制在保证任务链结构及最终方案可行性的同时, 避免进化早期因约束筛选过严而损失潜在优良解, 提高复杂约束空间中的搜索效率.

2.2.2 融合领域知识的智能进化算子

为提升搜索效率, 算法深度融合 OODA 杀伤网链领域知识, 设计以下智能进化算子:

1) 基于 OODA 模板的种群初始化

摒弃完全随机生成, 根据侦察-通信链路矩阵A^{RM}、通信-指控链路矩阵A^{MC}、指控-打击链路矩阵A^{CS}以及战役级-战术级指控层级关系, 预先生成满足结构可行性的任务链. 每个任务链模板由侦察节点、通信节点、指控节点和打击节点组成, 可表示为$\pi=(r,m,c,s)$, 且满足$a_{rm}^{RM}=1$, $a_{mc}^{MC}=1$及$a_{cs}^{CS}=1$. 初始种群通过组合已预先验证可行的模板构建, 在进化起点即所有个体均满足硬约束, 为后续高效进化奠定高质量基础.

2) 约束保持交叉算子

为避免交叉操作破坏已形成的闭合杀伤网链结构, 算子以目标对应的完整功能单元组作为最小操作对象. 具体而言: 随机选择两个父代个体P_1, P_2和一个或多个目标t, 将两父代中针对目标t的完整方案 (即所涉及的侦察、通信、指控、打击节点的全部分配决策) 进行整体交换. 由于交换的是内部自洽的功能单元组, 子代个体能天然继承父代的可行性, 显著提高交叉操作的有效性和稳定性.

3) 启发式修复变异算子

当标准变异操作 (如随机翻转某节点的分配状态) 导致硬约束被破坏时, 算子并不直接淘汰该个体, 而是启动一套修复程序. 该机制首先定位发生约束违反的节点或链路, 并依据相邻功能层链路关系和指控授权关系, 从当前可用节点中构造可行候选集合; 随后采用贪婪启发式规则, 依据第 1.3 节约束选择合适的替代节点, 使受破坏的个体恢复可行. 若在限定次数内仍无法满足硬约束, 则撤销本次变异并恢复原个体.

需要说明的是, 以完整功能单元组作为交叉对象并不意味着算法仅在父代已有任务方案之间进行组合. 该交叉算子主要用于继承父代中满足任务链闭合、信息流连通和指控层级约束的优良结构; 针对功能单元组内部节点配置的细粒度调整, 则由启发式修复变异完成, 该算子既能够改变单个侦察、通信、指控或打击节点的分配状态, 又可进一步从满足链路及层级关系的候选节点中构造新的可行组合. 因此, 约束保持交叉与启发式修复变异分别承担结构继承和搜索拓展功能, 能够在保证子代可行性的同时维持必要的搜索多样性, 降低算法陷入局部最优的风险.

2.3 算法具体流程

IMOEA 的完整流程整合了第 2.2 节所述的两大改进策略. 算法以最大进化代数$G_{\max}$作为统一终止条件, 并采用 HV 指标的滑动窗口变化率辅助监测

种群的收敛稳定性, 其具体执行流程见算法 1.

2.4 算法复杂度与收敛性分析

若作战节点总数可表示为$N_v = |N_r| + |N_m| + |N_c| + |N_s|$, 则决策变量维数为$D = |N_t| \cdot N_v$. 另设$L$为单个个体约束检查过程中需要遍历的最大跨层链路关系数量, K为预先生成的可行 OODA 任务链模板数量. 在初始化阶段, 生成与存储任务链模板的一次性计算复杂度为$O(K)$, 基于模板生成初始种群的复杂度为$O(N_p|N_t|)$. 在每一代进化过程中, 选择、交叉和变异操作的复杂度为$O(N_pD)$, 目标函数与约束评价的复杂度为$O[N_p(D+L)]$.

对于启发式修复变异算子, 每次修复需完成硬约束检测、违反位置识别、候选节点生成和候选节点评价. 其单次修复复杂度不超过$O(D+L+N_v)$. 由于修复次数被限制为$R_{\max}$, 单个个体修复操作的最坏情况复杂度为$O[R_{\max}(D+L+N_v)]$. 因此, 某代中全部子代修复操作的最坏情况复杂度为:

$$O[N_pR_{\max}(D+L+N_v)]. \tag{31}$$

已知目标函数个数为m, 对规模不超过$2N_p$的父子代合并种群进行快速非支配排序, 其复杂度为$O(mN_p^2)$, 拥挤距离计算的复杂度为$O(mN_p\log N_p)$. 因此, IMOEA 总体时间复杂度可表示为:

$$\begin{aligned} O\{K + G[N_p^2 + mN_p\log N_p + N_p(D+L) + \\ N_pR_{\max}(D+L+N_v)]\}. \end{aligned} \tag{32}$$

由于本文包含 3 个优化目标且$R_{\max}$为预设常数, 任务链模板与启发式修复增加的计算开销主要与种群规模、决策变量维数及跨层链路数量有关, 不改变非支配排序关于种群规模的二次复杂度阶. 在收敛性方面, 算法以最大进化代数作为强制终止条件, 并限制启发式修复次数, 故能够在有限步骤内终止. 此外, 采用 HV 滑动窗口变化率辅助判断收敛稳定性: 当长度为 50 的窗口内 HV 相对变化率连续 3 次低于设定阈值时, 认为算法进入稳定阶段, 而最大进化代数仍作为统一终止条件.

算法1　基于IMOEA的多域杀伤网链优化方法

输入: 目标集合T, 节点集合R, M, C, S, 链路矩阵A^{RM}, A^{MC}, A^{CS}, 种群规模N_p, 最大进化代数$G_{\max}$,
滑动窗口长度W, 收敛阈值ε, 连续稳定窗口数K

输出: 近似Pareto非支配解集P_{final}

1.**初始化:** 采用第2.2.2节所述的基于OODA模板的种群初始化方法, 生成规模为N_p的初始种群.

2.**进化循环:** 对于每一代$Gen = 1$到$MaxGen$执行以下步骤:

a. **选择:** 从当前种群P_{Gen-1}中通过锦标赛选择机制选取父代个体.

b. **交叉:** 对所选父代个体应用第2.2.2节的约束保持交叉算子, 生成中间子代种群O_1.

c. **变异:** 对中间子代种群O_1应用第2.2.2节的启发式修复变异算子, 产生最终子代种群O_2.

d. **评估:** 计算子代种群O_2中每个个体的目标函数值$F(X)$与总约束违反度$CV(X)$.

e. **合并**: 将父代种群P_{Gen-1}与子代种群O_2合并, 形成临时种群R_{Gen}.

f. **非支配排序**: 对合并种群R_{Gen}进行快速非支配排序, 将其划分为若干非支配层$F_1, F_2, \ldots$.

g. **环境选择**:

i. 将R_{Gen}中筛选所有满足硬约束的个体, 标记为候选解.

ii. 对候选解集, 应用第2.2.1节的混合自适应约束处理机制计算综合适应度$\tilde{F}(X)$.

iii. 依据非支配层级与综合适应度, 从候选解集中选择前N_p个最优个体, 构成新一代种群P_{Gen}.

h. **收敛监测**: 当$g \geqslant W$时计算当前种群非支配解集的HV滑动窗口相对变化率为:

$$\Delta HV_g = \frac{|HV_g - HV_{g-W}|}{\max(HV_{g-W}, \varepsilon_0)}$$

若$\Delta HV_g < \varepsilon$连续满足$K$个检测窗口, 则记录种群进入稳定收敛阶段.

3. **终止与输出**: 当进化代数达到$G_{\max}$时终止算法, 返回最终种群P_{MaxGen}中的非支配解集作为近似Pareto解集P_{final}, 并记录算法进入稳定收敛阶段的进化代数.

3 仿真实验与结果分析

在验证构建的多域杀伤网链多目标优化模型及 IMOEA 有效性过程中, 所有实验均在配置为 Intel Core i7-12700H 处理器和 16 GB 内存的计算机上运行, 算法均基于 Python 3.9 与 Pymoo 框架实现, 采用相同的编码方式、种群规模、最大进化代数和停止条件等公共参数, 并共享目标函数、约束检测和评价指标计算程序.

3.1 随机算例实验设计

3.1.1 实验目的与参数设置

为保证随机算例实验的可复现性, 本文采用固定随机种子生成节点属性、目标参数和链路拓扑等, 不同算法在同一次独立运行中使用相同的随机算例和随机种子. 表 1 中的节点性能、节点成本、突防概率、暴露风险、链路容量、链路时延、链路可靠性以及目标属性等连续参数均在相应区间内采用均匀分布生成, 节点能力等参数采用离散均匀分布生成, 链

路连接状态采用概率为 0.7 的 Bernoulli 分布生成. 采用均匀分布主要是由于缺乏可靠的实测概率分布, 使给定区间内各取值具有相同的抽样机会, 其目的在于构造多样化测试环境, 而非假定真实战场参数严格服从均匀分布. 算法运行前, 对随机生成的网络进行基本结构可行性检查; 仅当网络中不存在任何完整的“侦察-通信-指控-打击”候选任务链时, 才重新生成算例. 对于满足基本结构可行性的算例, 均纳入实验统计, 不依据算法求解结果剔除极端样本.

表 1 随机算例实验核心参数设置

阵营	参数类型	参数取值或范围	生成方式
红方	侦察单元数量	小/中/大规模: 10/20/30	固定值
	通信单元数量	小/中/大规模: 8/16/24	固定值
	指控单元数量	小/中/大规模: 4/8/12	固定值
	打击单元数量	小/中/大规模: 12/24/36	固定值
	节点性能	[0.75, 0.95]	连续均匀分布
	节点成本	[100, 800]	连续均匀分布
	节点能力	[2, 10]	离散均匀分布
	突防概率	[0.85, 0.95]	连续均匀分布
	暴露风险	[0, 1]	连续均匀分布
	链路容量	[5, 20]	连续均匀分布
	链路时延	[1, 10]	连续均匀分布
	链路可靠性	[0.85, 0.99]	连续均匀分布
	链路结构	$p = 0.7$	Bernoulli分布
蓝方	目标数量	小/中/大规模: 20/40/60	固定值
	目标价值	[500, 1 000]	连续均匀分布
	毁伤门限	[0.4, 0.7]	连续均匀分布
	最大闭合时间	[20, 60]	连续均匀分布
算法	种群规模	300	固定值
	最大进化代数	1 200	固定值
	交叉概率	0.98	固定值
	变异概率	0.05	固定值
	收敛判断阈值	10^{-3}	固定值

3.1.2 对比算法与评价指标

为评价所提 IMOEA 的求解性能, 选取 NSGA-III[24]、MOEA/D[21] 和 AGE-MOEA[22] 作为对比算法. 其中, 评价指标包括以下五类:

1) 超体积[25](Hypervolume, HV): 衡量非支配解集的收敛性与覆盖范围, HV 值越大, 表明解集综合性能越优.

2) 反世代距离[26](Inverted Generational Distance, IGD): 衡量所得解集相对参考 Pareto 前沿的收敛性与分布性, IGD 值越小越优. 由于本文难以获得真实 Pareto 前沿, 将各算法 30 次独立运行所得可行非支配解汇总, 删除重复解和被支配解后构造统一的近似参考 Pareto 前沿.

3) 可行解比例R_f: 用于衡量算法在强约束空间中的可行解搜索能力, 定义如式 (33) 所示.

$$R_f = \frac{N_f}{N}. \tag{33}$$

式中, N_f为最终种群中满足硬约束和主要软约束的可行解数量, N为种群规模.

4) 平均任务链闭合时间$\overline{T}^{cl}$: 用于衡量算法生成方案的闭环响应能力, 定义如式 (34) 所示.

$$\overline{T}^{cl} = \frac{1}{|T|}\sum_{j\in T} T_j^{cl}. \tag{34}$$

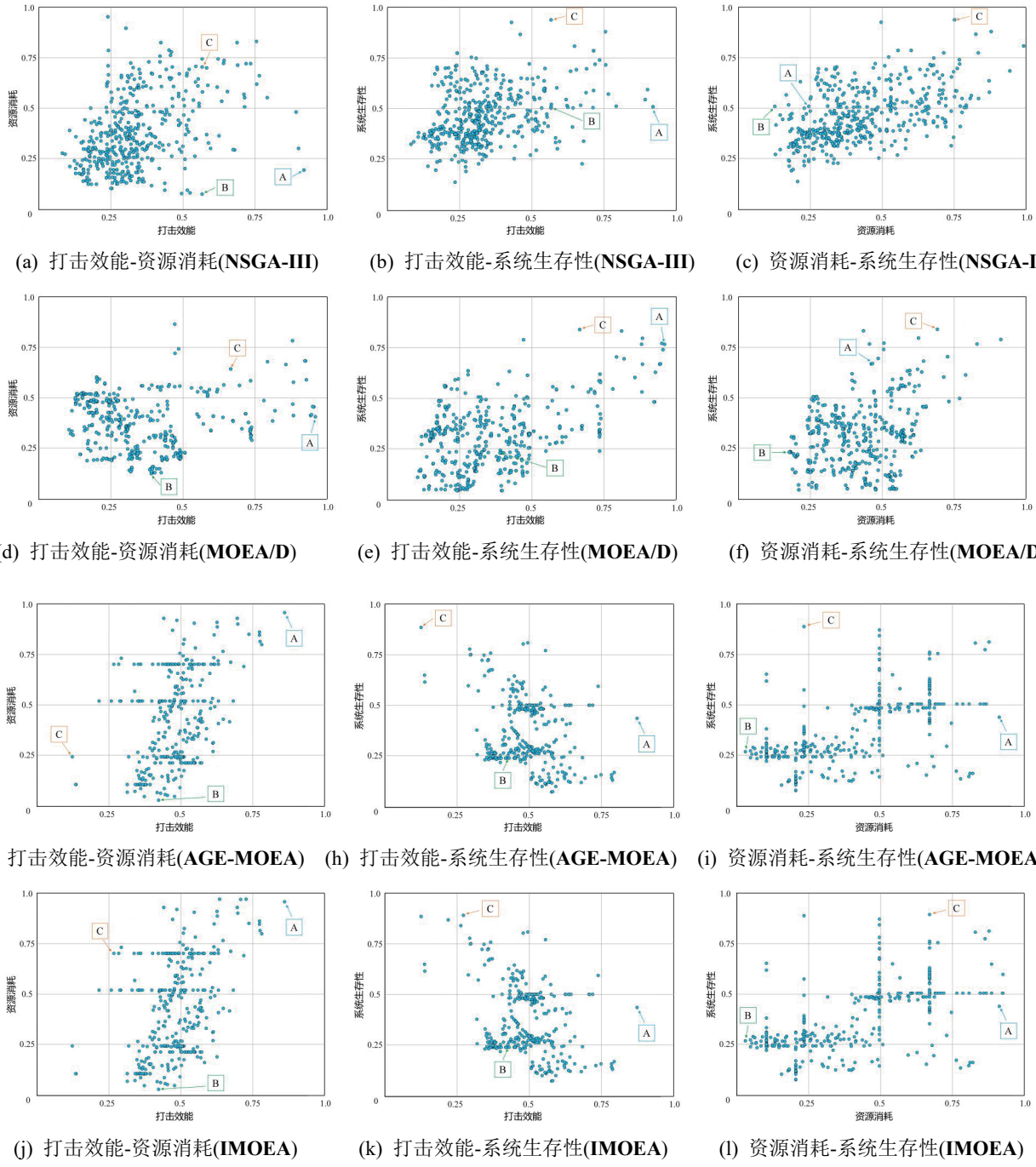
5) 任务集中度Φ: 用于衡量分布式打击任务是否过度集中于少数打击节点. 其值越小, 说明打击任务分配越分散, 分布式协同特征越明显.

3.2 随机算例结果与分析

为直观比较不同算法所得非支配解集的收敛性与分布性, 图 1 给出 NSGA-III、MOEA/D、AGE-MOEA 和 IMOEA 在归一化目标空间中非支配解集的二维投影散点图. 为说明不同决策偏好, 标注的点 A 为打击效能优先方案, 能够获得较高的任务收益, 但需承担相对较高的资源消耗或生存风险; 点 B 为资源消耗优先方案, 其资源需求较低, 但打击效能和系统生存性相对受限; 点 C 为系统生存性优先方案, 能够降低节点暴露与集中使用风险, 但在打击收益或资源经济性方面存在一定折衷.

从解集分布可看出, NSGA-III 获得的解集较为分散, 部分解仍集中于目标空间的中间区域, 说明通用进化算子在强约束条件下对优势区域的搜索能力相对有限. MOEA/D 所得解集的整体分布有所改善, 但解集在部分目标区间内仍存在分布不均现象. AGE-MOEA 和 IMOEA 所得解集总体更接近各二维平面的优势区域, 且覆盖范围相对较广.

为直观呈现优化过程的动态特性, 图 2 展示六种算法在一次典型运行中 HV 指标随进化代数的变化曲线. 从中可看出, IMOEA 的 HV 曲线初始上升速度最快, 且在整个过程中始终高于 NSGA-III, 最终收敛至最高 HV 值. 相比之下, NSGA-III 因采用通用交叉、变异算子, 在任务链闭合和链路连通等约束下容易产生大量不可行解, 导致有效搜索效率下降. 尤其是在进化早期阶段, 需要较多代数才能逐步搜索到可行区域, 故 HV 值提升速度较慢. 因此, 可表明本文算法凭借高质量的初始种群和高效的智能进化算子, 在进化初期即实现 HV 值的快速提升, 展现出较为优异的收敛速度. 在进化中后期阶段, 其 HV 值持续稳步增长, 并最终稳定于最高水平, 说明算法具备良好的全局探索能力, 有效避免了早熟收



(a) 打击效能-资源消耗(**NSGA-III**)　(b) 打击效能-系统生存性(**NSGA-III**)　(c) 资源消耗-系统生存性(**NSGA-III**)

(d) 打击效能-资源消耗(**MOEA/D**)　(e) 打击效能-系统生存性(**MOEA/D**)　(f) 资源消耗-系统生存性(**MOEA/D**)

(g) 打击效能-资源消耗(**AGE-MOEA**)　(h) 打击效能-系统生存性(**AGE-MOEA**)　(i) 资源消耗-系统生存性(**AGE-MOEA**)

(j) 打击效能-资源消耗(**IMOEA**)　(k) 打击效能-系统生存性(**IMOEA**)　(l) 资源消耗-系统生存性(**IMOEA**)

图 1　不同算法非支配解集的二维投影散点图对比

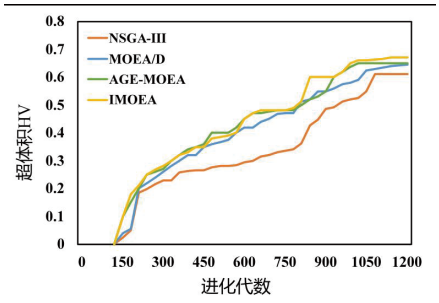


图 2　各算法 Hypervolume 动态演进对比

敛, 从而获得性能更优的 Pareto 解集.

由表 2 可知, 随着问题规模扩大, 各算法可行解比例总体下降, 不可行率相应增加, 表明目标数量和约束耦合程度增加后, 可行域逐渐收缩. 在大规模算例中, IMOEA 通过任务链模板初始化、混合约束处理和启发式修复, 降低了任务链断裂、链路失配及资源能力超限等约束违反的发生概率.

3.3　算法罚因子敏感性分析

为分析混合自适应约束处理机制中罚因子设置对算法性能的影响, 以 IMOEA 为测试算法, 仅改变动态罚函数中的最大罚因子 $\lambda_{\max}$. 初始罚因子 $\lambda_0 = 0.1$、增长速率参数 $\gamma = 2$、种群规模、最大进化代数、交叉概率和变异概率均保持不变. 分别设置 $\lambda_{\max} = 5$、10、20, 同样每组参数独立运行 30 次,

表 2 随机算例各算法性能指标对比

规模	算法	HV	IGD	可行解比例R_f	不可行率R_{inf}	平均闭合时间$\overline{T}^{cl}$	任务集中度Φ
小规模	NSGA-III	0.715 ± 0.019	0.144 ± 0.012	0.77 ± 0.04	0.23 ± 0.04	39.2 ± 2.4	0.59 ± 0.05
	MOEA/D	0.731 ± 0.017	0.121 ± 0.011	0.80 ± 0.03	0.20 ± 0.03	37.8 ± 1.9	0.52 ± 0.04
	AGE-MOEA	0.778 ± 0.014	0.102 ± 0.008	0.88± 0.03	0.12 ± 0.03	35.1 ± 1.8	0.45 ± 0.04
	IMOEA	**0.785 ± 0.013**	**0.098 ± 0.008**	**0.90 ± 0.03**	**0.10 ± 0.03**	**34.7 ± 1.8**	**0.42 ± 0.03**
中规模	NSGA-III	0.674 ± 0.022	0.163 ± 0.012	0.69 ± 0.04	0.31 ± 0.04	42.9 ± 2.9	0.55 ± 0.04
	MOEA/D	0.710 ± 0.017	0.139 ± 0.008	0.78 ± 0.03	0.22 ± 0.03	39.7 ± 2.4	0.44 ± 0.04
	AGE-MOEA	0.759 ± 0.015	0.115 ± 0.008	0.84 ± 0.02	0.16 ± 0.02	37.0 ± 2.3	0.42 ± 0.03
	IMOEA	**0.763 ± 0.014**	**0.108 ± 0.008**	**0.85 ± 0.02**	**0.15 ± 0.02**	**36.7 ± 2.1**	**0.41 ± 0.03**
大规模	NSGA-III	0.638 ± 0.027	0.192 ± 0.016	0.59 ± 0.05	0.41 ± 0.05	47.3 ± 3.6	0.52 ± 0.05
	MOEA/D	0.680 ± 0.022	0.165 ± 0.011	0.67 ± 0.04	0.33 ± 0.04	43.4 ± 3.1	0.44 ± 0.04
	AGE-MOEA	**0.746 ± 0.018**	0.128 ± 0.010	0.75 ± 0.04	0.25 ± 0.04	39.8 ± 2.8	0.40 ± 0.03
	IMOEA	0.741 ± 0.017	**0.124 ± 0.009**	**0.80 ± 0.03**	**0.20 ± 0.03**	**39.5 ± 2.5**	**0.37 ± 0.03**

统计 HV、IGD、可行解比例和平均闭合时间.

由图 3 可知, 当$\lambda_{\max}=5$时, 进化后期对软约束违反的惩罚强度相对不足, 部分约束违反个体仍能参与环境选择, 因此可行解比例仅为 0.76, HV 和 IGD 分别为 0.728 和 0.133. 当$\lambda_{\max}$增加至 10 时, IMOEA 的 HV 提高至 0.741, IGD 降低至 0.124, 可行解比例达到 0.80, 平均闭合时间和任务集中度也分别降低至 39.5, 说明该参数能较好兼顾可行域搜索与种群多样性. 当$\lambda_{\max}$进一步增加至 20 时, 可行解比例提高至 0.82, 但 HV 下降至 0.733, IGD 增加至 0.129. 其原因是因为过大的罚因子会使算法在进化中后期过度偏向当前可行区域, 降低对可行域边界及潜在优质解的探索能力. 综合各项指标, 本文取$\lambda_{\max}=10$. 不同罚因子条件下 IMOEA 的指标变化总体较为平稳, 表明算法性能提升并非依赖某一极端罚因子设置, 混合自适应约束处理机制具有一定的参数稳定性.

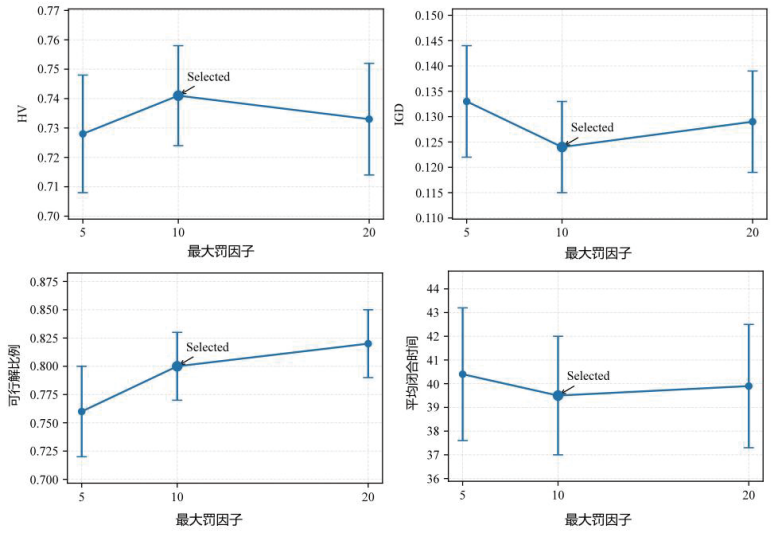
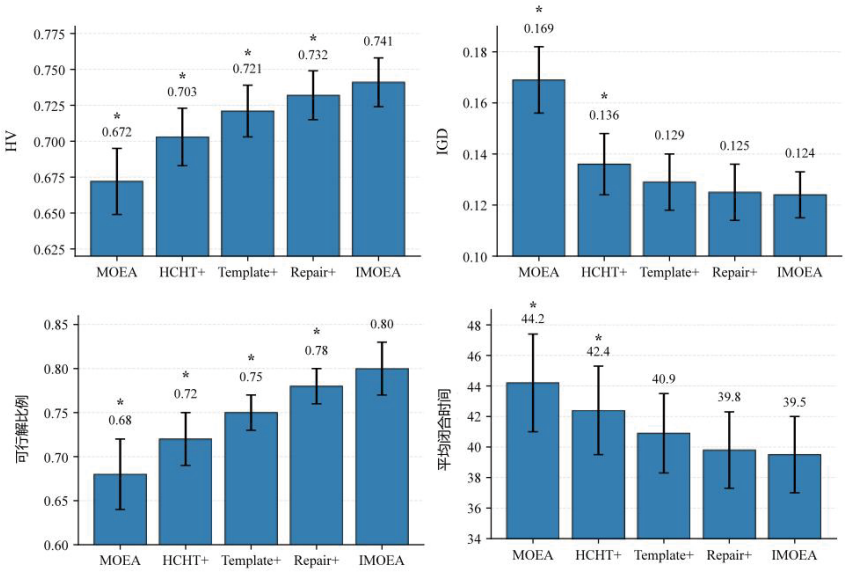


图 3 IMOEA 最大罚因子敏感性分析

3.4 消融实验与改进模块有效性分析

为验证各改进模块的有效性, 采用随机算例参数设置消融实验. 由图 4 可知, MOEA-HCHT 相较于标准 MOEA 具有更高的可行解比例, 说明混合自适应约束处理机制能够增强算法对复杂约束的适应能力; MOEA-Template 在解集质量方面有所改善, 说明基于 OODA 任务链模板的初始化方法能提高初始种群质量; MOEA-Repair 在 HV、IGD 及平均闭合时间等指标上表现较优, 表明约束保持交叉和启发式修复变异能够减少遗传操作对任务链闭合结构的破坏, 并改善算法的搜索性能. IMOEA 在各项指标上均取得最优结果, 说明三类改进模块之间具有较好的互补作用, 能够共同提升算法的收敛性、可行解搜索能力和非支配解集质量.

为排除进化算法随机性对实验结果的影响, 进一步对运行结果进行统计显著性检验. 考虑到实验数据不预先假定服从正态分布, 采用双侧 Wilcoxon 秩和检验, 以 IMOEA 为基准, 与 MOEA、MOEA-



注: “*” 表示该算法与 IMOEA 间的 Wilcoxon 秩和检验结果满足$p < 0.05$.

图 4　消融实验性能指标对比

HCHT、MOEA-Template 以及 MOEA-Repair 进行比较, 显著性水平设为 0.05. 检验结果表明, IMOEA 相较标准 MOEA 及各模块消融算法, 在 HV、IGD 等主要性能指标上的差异达到显著水平, 说明所提算法所取得的性能提升并非由随机波动引起, 而是来源于上述改进机制的共同作用.

3.5　不确定条件下的鲁棒性分析

为验证所提方法对不确定性的适应能力, 在中规模随机算例基础上设置 4 类扰动场景: 随机关闭 10% 可用链路模拟链路失效; 随机移除 10% 可用节点模拟节点毁伤; 将任务处理时间增加 10%、最大允许闭合时间缩短 10% 模拟目标机动; 对侦察精度和毁伤概率施加±10% 随机误差模拟情报误差.

由表 3 可知, 在链路失效、节点毁伤、目标机动和情报误差等条件下, IMOEA 的 HV 均有所下降, IGD 和平均闭合时间相应增加, 说明状态扰动会导致可用节点及链路资源减少, 并增加任务链闭合难度. 其中, 节点毁伤对性能影响相对较大, HV 由 0.763 下降至 0.716, 可行解比例由 0.85 下降至 0.76; 情报误差场景的影响相对较小, HV 仍保持在 0.742. 总之, 在设置的中等扰动条件下, 算法可行解比例仍保持在 0.76 以上, 表明任务链模板、混合约束处理和启发式修复机制能够利用剩余节点与链路重新构造可行任务链, 具有一定的抗扰动能力.

表 3　不同扰动条件下 IMOEA 性能对比

算法	HV	IGD	可行解比例R_f	平均闭合时间$\overline{T}^{cl}$
无扰动	0.763 ± 0.014	0.108 ± 0.008	0.85 ± 0.02	36.7 ±2.1
链路失效	0.728 ± 0.018	0.126 ± 0.010	0.79 ± 0.03	38.9 ± 2.5
节点毁伤	0.716 ± 0.020	0.133 ± 0.011	0.76 ± 0.04	39.6 ± 2.7
目标机动	0.731 ± 0.017	0.124 ± 0.009	0.78 ± 0.03	39.8 ± 2.6
情报误差	0.742 ± 0.016	0.119 ± 0.009	0.81 ± 0.03	37.8 ± 2.3

3.6　典型跨域作战想定案例研究

3.6.1　想定设计与参数设置

为检验所提方法在实战背景下的适用性与有效性, 以对地联合火力打击为背景构建典型跨域作战想定. 红方作战体系由多类型异构节点构成, 包括 8 个侦察单元 (含 2 颗侦察卫星、4 架侦察无人机和 2 个地面侦察小组)、2 个战役级指控单元, 以及 2 套远程火力打击系统 (每套系统包含 2 个战术级指控单元和 4 个打击单元, 各打击单元配备两种不同类型弹药), 用于对蓝方混合编队实施全面打击. 蓝方作战目标包括 6 架战斗机、4 套“海玛斯”火箭炮系统、2 个指控中心与 3 个雷达站. 红蓝双方的具体兵力编成及关键性能参数见表 4 和表 5.

表 4　蓝方兵力构成与参数

目标类型	数量	目标价值	毁伤门限	最大闭合时间
战斗机	6	8000	0.85	35
海玛斯	4	6000	0.80	40
指控中心	2	10000	0.90	30
雷达站	3	5000	0.75	50

表 5　红方兵力构成与参数

装备种类	数量	装备精度	资源成本	多目标能力
侦察卫星	2	0.95	1000	6
侦察无人机	4	0.90	250	4
地面侦察小组	2	0.85	50	2
战役指控中心	2	0.95	9000	10
战术指控单元	4	0.96	500	5

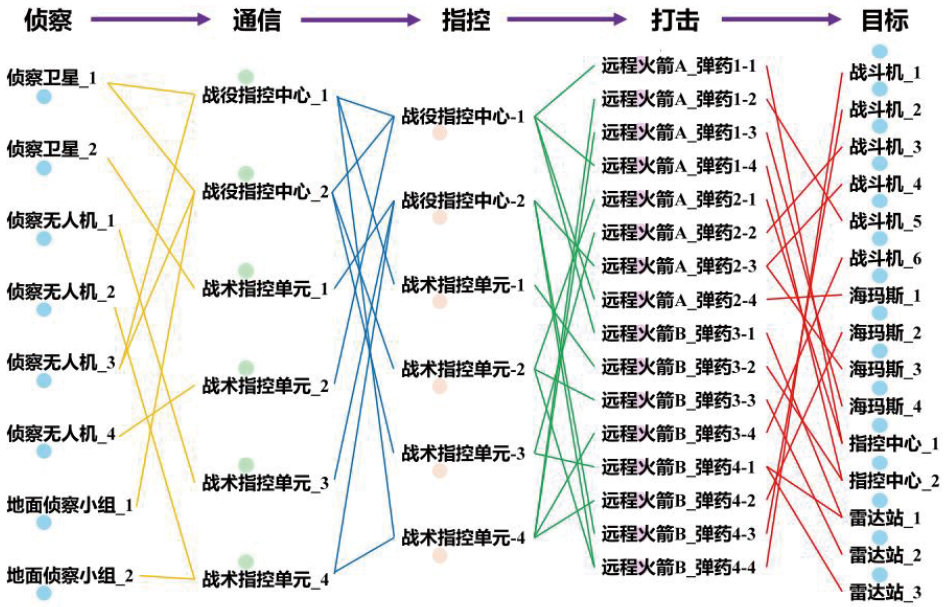


图 5 对地火力打击场景下生成的杀伤网链示意图

远程火箭A	弹药1	4	0.90	300	4
	弹药2	4	0.92	250	2
远程火箭B	弹药3	4	0.94	450	4
	弹药4	4	0.92	300	2

在实际应用中, 节点能力、处理时间及毁伤概率等相对稳定参数可由装备技术指标、历史试验数据和现有仿真数据库获得; 链路容量、传输时延和可靠性等动态参数可由战场感知系统、网络状态监测及历史运行数据估计; 目标状态、价值及突防概率等参数则多源情报融合与威胁评估结果确定. 因此, 案例中的各类节点、链路和目标参数分别对应实际任务规划中的装备状态、网络状态和任务需求信息. 本文采用相对量化方式描述有关参数, 重点验证所提方法对实际任务规划流程和约束关系的适配能力.

3.6.2 杀伤网链方案生成与分析

采用所提 IMOEA 对上述典型作战想定进行求解, 从最终 Pareto 解集中选择兼顾打击效能、资源消耗和系统生存性的均衡解作为推荐方案. 由图 5 可知, 生成的任务链方案严格遵循 OODA 闭环流程与跨层级指控机制. 针对目标“指控中心_1”, 规划生成多条并行任务链, 通过不同侦察、通信和打击单元形成冗余配置, 以提高任务成功概率与体系抗毁能力. 同时, 所得方案体现出较好的资源共享与协同特性, 例如“侦察卫星_1”可为多目标提供广域侦察支持, 指控节点能在不同任务间合理分配指控资源, 实现任务负载均衡. 在服务相同目标且闭合时间、资源消耗等条件相近时, 任务链可靠性越高, 说明受链路中断和通信扰动影响的风险越低.

从图中可观察到, 红方侦察、通信、指控及打击节点通过多类型链路与蓝方目标形成复杂的网络化连接关系. 与“单链式”打击模式不同, 本文方法生成的是具备资源复用、路径冗余及一定抗毁能力的网状作战体系. 其中, 部分关键节点在网络中处于相对核心位置, 承担信息汇聚与指控调度功能, 在实际应用中需重点加强防护与冗余配置. 综上表明, 构建的模型与优化方法能在复杂约束条件下生成结构合理、协同高效的多域杀伤网链方案, 为分布式打击行动的智能规划提供了有效支撑, 对提升体系作战效能具有一定的应用价值.

3.6.3 实际应用映射与实践启示

从实际应用流程看, 所提方法可作为现有作战任务规划系统中的辅助决策模块. 规划开始前, 汇集侦察、通信、指控和打击节点的可用状态, 以及链路容量、时延、可靠性和目标任务需求等主要信息; 随后将状态信息转换为模型中的节点集合、链路矩阵和任务参数, 由 IMOEA 生成满足 OODA 闭环、节点能力、链路质量、指控层级和时间窗口等约束的候选任务链方案; 指挥人员可根据任务偏好从 Pareto 解集中选择打击效能优先、资源消耗优先或体系生存性优先的方案. 当任务执行过程中出现节点损毁、链路失效或目标状态变化时, 则更新相应参数并重新进行滚动优化.

案例结果表明, 高价值目标更适合配置多条相互独立的侦察、通信和打击路径, 而非单纯依赖单条高性能任务链; 部分高性能侦察和指控节点可以跨任务共享, 但其使用程度需要受到并发能力和任务集中度约束, 以防止形成新的关键单点; 对于时敏目标, 应优先压缩任务链闭合时间, 而对于一般目标,

则可以通过调用成本较低的节点和链路降低资源消耗. 由此, 所提方法能够将传统依赖经验的“节点选择-链路组合-火力分配”过程转化为多约束条件下的定量辅助决策, 为任务方案设计、资源预留和方案调整提供统一的计算依据.

根据数值实验和典型案例可反映出以下实践启示: ① 杀伤网链设计不宜单纯追求单条任务链性能最优, 而应重视高价值和时敏目标的路径冗余; ② 资源共享应与关键节点负载控制相结合, 在资源复用与风险分散之间取得平衡; ③ 根据不同的作战任务类型, 应采用差异化的资源调度策略; ④ 面向节点毁伤、链路失效和目标状态变化, 应保留动态重规划能力, 实现“初始规划-状态监测-局部调整-滚动重规划”的闭环决策.

4　结　论

针对跨域作战中异构资源协同困难、任务链闭合效率不足和决策约束复杂等问题, 提出一种考虑 OODA 闭环与时序协同约束的多域杀伤网链分布式打击决策优化方法, 构建多目标优化模型, 并设计融合混合自适应约束处理和领域知识驱动进化算子的 IMOEA. 通过随机算例、消融实验和典型跨域作战想定验证, 得到如下结论:

1) 所构建模型能够统一描述侦察、通信、指控和打击节点间的功能耦合与协同关系, 并通过任务链闭合、链路连通、容量时延、指控层级及毁伤门限等约束保证 OODA 闭环与多域协同.

2) 优化模型能够在打击效能、资源消耗和系统生存性间实现有效权衡. 通过引入任务链闭合时间、链路占用成本和任务集中度, 可兼顾闭环响应、资源经济性与关键节点集中使用风险, 生成多路径协同、资源复用和负载分散的杀伤网链方案.

3)IMOEA 能够提高约束空间中的可行解搜索能力和 Pareto 解集质量. 对比与消融实验表明, 其在 HV、IGD、可行解比例、平均闭合时间和任务集中度等指标上具有较优表现, 验证任务链模板、混合约束处理及领域知识驱动进化算子的有效性.

4) 典型跨域作战想定表明, 所提方法能够依据目标价值、毁伤门限和闭合时间要求生成闭合任务链, 并针对高价值目标形成多路径冗余配置, 体现跨层级指控、资源共享和分布式协同特征, 可为杀伤网链方案生成与分布式打击决策提供方法支撑.

需要指出的是, 本文主要采用短时规划周期内的状态估计与滚动优化方式处理战场变化, 对持续动态演化、强不确定性及实时人机协同决策的刻画仍有不足. 后续将进一步研究面向动态对抗环境的快速重构、鲁棒优化与实时滚动决策方法.

参考文献 (References)

[1] Xu R J, Liu J H, Li J C, et al. Enhancing the resilience of combat system-of-systems through a two-phase recovery framework[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2026, 265: 111437.

[2] 丁伟, 明振军, 王国新, 等. 基于正向解析式和多目标博弈优化算法的复杂装备体系优化设计方法[J]. 兵工学报, 2024, 45(6): 1974-1990.
(Ding W, Ming Z J, Wang G X, et al. Optimization design method of complex equipment system-of-systems based on forward analytical formula and MOGT optimization algorithm[J]. Acta Armamentarii, 2024, 45(6): 1974-1990.)

[3] Richards C. Boyd's OODA loop[J]. Necesse, 2020, 5(1): 142-165.

[4] Smith R M. Using kill-chain analysis to develop surface ship CONOPs to defend against anti-ship cruise missiles [D]. Monterey: Naval Postgraduate School, 2010.

[5] Liu W L, Pan Z S, Han W, et al. Construction of kill webs with heterogeneous UAV swarms in dynamic contested environments[J]. Complex & Intelligent Systems, 2024, 11(1): 8.

[6] 刘好, 刘亚群, 谢钧, 等. 跨域自适应杀伤网研究综述[J]. 计算机技术与发展, 2025, 35(10): 1-9.
(Liu H, Liu Y Q, Xie J, et al. Comprehensive survey on adapting cross-domain kill-webs[J]. Computer Technology and Development, 2025, 35(10): 1-9.)

[7] 李龙跃, 贾忠慧, 皮雳, 等. 美军杀伤网的概念内涵、发展现状与趋势[J]. 航空兵器, 2024, 31(5): 11-18.
(Li L Y, Jia Z H, Pi L, et al. The concept, status and trends of the US military's kill web[J]. Aero Weaponry, 2024, 31(5): 11-18.)

[8] 孙伟, 胡海, 傅学庆, 等. 顾及时间与精度闭合的杀伤链构建方法[J]. 指挥与控制学报, 2025, 11(4): 517-528.
(Sun W, Hu H, Fu X Q, et al. A kill chain construction method incorporating time and precision constraints[J]. Journal of Command and Control, 2025, 11(4): 517-528.)

[9] 杨松, 王涛, 李小波, 等. 异构无人集群杀伤网任务路径生成建模与评估[J]. 系统工程与电子技术, 2025, 47(10): 3278-3287.
(Yang S, Wang T, Li X B, et al. Modeling and evaluation of mission path generation in heterogeneous unmanned swarm kill-web[J]. Systems Engineering and Electronics, 2025, 47(10): 3278-3287.)

[10] Li Y G, Gao A A, Wen D, et al. Research on the resilient planning model of multiple task chains in UAV combat networks[J]. Franklin Open, 2024, 6: 100079.

[11] 万斯来, 王国新, 明振军, 等. 基于知识推理的杀伤网智能设计方法[J]. 兵工学报, 2024, 45(4): 1025-1037.
(Wan S L, Wang G X, Ming Z J, et al. Knowledge

reasoning-based intelligent design method of kill-web[J]. Acta Armamentarii, 2024, 45(4): 1025-1037.)

[12] 付昱龙, 张海宾, 郭相科, 等. 基于双层遗传算法的静态防空反导杀伤网构建方法[J]. 空军工程大学学报, 2025, 26(1): 59-66.
(Fu Y L, Zhang H B, Guo X K, et al. Static air defense and antimissile kill-net construction method based on double-layer genetic algorithm[J]. Journal of Air Force Engineering University, 2025, 26(1): 59-66.)

[13] 张锦, 王刚, 郭相科, 等. 基于空间众包模式的防空反导杀伤链构建与优化[J]. 军事运筹与评估, 2025, 40(1): 22-28.
(Zhang J, Wang G, Guo X K, et al. Construction and optimization model of air and missile defense kill chain based on space[J]. Military Operations Research and Assessment, 2025, 40(1): 22-28.)

[14] 夏博远, 杨克巍, 杨志伟, 等. 基于杀伤网评估的装备组合多目标优化[J]. 系统工程与电子技术, 2021, 43(2): 399-409.
(Xia B Y, Yang K W, Yang Z W, et al. Multi-objective optimization of equipment portfolio based on kill-web evaluation[J]. Systems Engineering and Electronics, 2021, 43(2): 399-409.)

[15] Wang L Y, Chen L B, Yang Z W, et al. Research on network robustness analysis method of combat system-of-systems considering collaborative reconfiguration[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2026, 265: 111526.

[16] Wang L Y, Chen L B, Yang Z W, et al. A prospect-theory-based operation loop decision-making method for kill web[J]. Mathematics, 2022, 10(19): 3486.

[17] 王露, 晏江, 尹鹏, 等. 融合毁伤特征的火力资源优化分配算法[J]. 兵工学报, 2025, 46(8): 212-230.
(Wang L, Yan J, Yin P, et al. Optimal allocation algorithm of firepower resources based on the damage characteristics[J]. Acta Armamentarii, 2025, 46(8): 212-230.)

[18] 伍国华, 李冰洁, 袁于斐, 等. 基于任务分解与强化学习的多平台协同火力分配方法[J]. 控制与决策, 2024, 39(5): 1727-1735.
(Wu G H, Li B J, Yuan Y F, et al. Multi-platform collaborative firepower allocation method based on task decomposition and reinforcement learning[J]. Control and Decision, 2024, 39(5): 1727-1735.)

[19] Tashakori S, Ranjbar M, Balochian S, et al. Dynamic soft-kill weapon-target assignment in naval environments[J]. Computers & Industrial Engineering, 2024, 197: 110606.

[20] Fang Z Y, Yu H Q, Fan G S, et al. Energy, cost and reliability-aware workflow scheduling on multi-cloud systems: A multi-objective evolutionary approach[J]. IEEE Transactions on Network and Service Management, 2025, 22(5): 4788-4805.

[21] 程建华, 董铭涛, 赵琳. 一种基于 MOEA/D 的组合权重方法[J]. 控制与决策, 2021, 36(12): 3056-3062.
(Cheng J H, Dong M T, Zhao L. A combination weight method based on MOEA/D[J]. Control and Decision, 2021, 36(12): 3056-3062.)

[22] 万斯来, 王国新, 明振军, 等. 基于 AGE-MOEA 的杀伤链建模与优化方法[J]. 兵工学报, 2024, 45(8): 2617-2628.
(Wan S L, Wang G X, Ming Z J, et al. Modeling and optimization method of kill chains based on AGE-MOEA[J]. Acta Armamentarii, 2024, 45(8): 2617-2628.)

[23] Blank J, Deb K. Pymoo: Multi-objective optimization in Python[J]. IEEE Access, 2020, 8: 89497-89509.

[24] Wang Y H, You J, Cui M, et al. A multi-objective route planning method for polar sea based on the NSGA-III algorithm[J]. Ocean Engineering, 2026, 343: 123199.

[25] Zitzler E, Thiele L. Multiobjective evolutionary algorithms: A comparative case study and the strength Pareto approach[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 1999, 3(4): 257-271.

[26] Bosman P A N, Thierens D. The balance between proximity and diversity in multiobjective evolutionary algorithms[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2003, 7(2): 174-188.

作者简介

张威 (1982−), 男, 教授, 硕士, 主要研究方向为军事装备论证、兵器科学与技术, E-mail: 13952025810@139.com;

丁伟 (1995−), 男, 讲师, 博士, 主要研究方向为装备体系设计与优化, E-mail: dingwei@usts.edu.cn;

陈韬 (1989−), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为军事装备论证, E-mail: 421436768@qq.com;

李臣明 (1976−), 男, 教授, 博士, 主要研究方向为兵器科学与技术, E-mail: lichenmingnjpy@163.com;

赵舒涵 (2006−), 女, 本科, 主要研究方向为体系工程、复杂网络优化, E-mail: 1736085791@qq.com;

徐任杰 (1998−), 男, 博士后, 博士, 主要研究方向为复杂系统韧性, E-mail: xurenjie@nudt.edu.cn.