



基于改进粒子群优化和Stackelberg博弈的武器部署

刘富樯 刘中阳 周伦 皮阳军 蒲华燕 罗均

Weapon Deployment Based on Improved Particle Swarm Optimization and Stackelberg Game

LIU Fu-Qiang, LIU Zhong-Yang, ZHOU Lun, PI Yang-Jun, PU Hua-Yan, LUO Jun

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.16383/j.aas.c240257>

您可能感兴趣的其他文章

基于种群分区的多策略自适应多目标粒子群算法

Multi-strategy Adaptive Multi-objective Particle Swarm Optimization Algorithm Based on Swarm Partition

自动化学报. 2022, 48(10): 2585–2599 <https://doi.org/10.16383/j.aas.c200307>

一种求解符号回归问题的粒子群优化算法

A Particle Swarm Optimization Approach for Symbolic Regression

自动化学报. 2020, 46(8): 1714–1726 <https://doi.org/10.16383/j.aas.c180035>

基于Word2vec和粒子群的链路预测算法

Link Prediction Algorithm Based on Word2vec and Particle Swarm

自动化学报. 2020, 46(8): 1703–1713 <https://doi.org/10.16383/j.aas.c180187>

基于改进粒子群算法的飞行器协同轨迹规划

Synergistic Path Planning for Multiple Vehicles Based on an Improved Particle Swarm Optimization Method

自动化学报. 2022, 48(11): 2670–2676 <https://doi.org/10.16383/j.aas.c190865>

方波触发勘探与开发的粒子群优化算法

Particle Swarm Optimization With Square Wave Triggered Exploration and Exploitation

自动化学报. 2022, 48(12): 3042–3061 <https://doi.org/10.16383/j.aas.c190842>

基于多目标粒子群算法的城市固废焚烧过程智能操作优化

Intelligent Operational Optimization of Municipal Solid Waste Incineration Process Based on Multi-objective Particle Swarm Algorithm

自动化学报. 2024, 50(12): 2462–2473 <https://doi.org/10.16383/j.aas.c240044>

基于改进粒子群优化和 Stackelberg 博弈的武器部署

刘富樯^{1,2} 刘中阳^{1,2} 周伦^{1,2} 皮阳军^{1,2} 蒲华燕^{1,2} 罗均^{1,2}

摘要 为应对来袭目标的机动调整对防区防御能力的影响, 针对性设计全新的部署优化模型和求解算法. 首先, 从战术层面出发, 提出一种考虑攻防信息变化的新型武器部署模型, 该模型能够动态调整部署策略以提高防御系统的整体效能; 其次, 设计基于混沌映射机制和 K 均值聚类与重心法的算法初始化方案, 以应对资源紧缺和充足两种情况, 降低算法陷入局部最优的风险; 然后, 设计基于 Metropolis 准则的个体最优更新方法和基于 Stackelberg 博弈模型的全局最优更新方法用以指导种群的进化方向; 最后, 通过提供多规模场景仿真实验, 验证了新模型和所提算法的有效性. 对比实验结果表明新模型能够更准确地反映部署方案之间的差异, 所提算法在求解质量与收敛性方面均有显著提高.

关键词 武器部署, Stackelberg 博弈, 粒子群优化, K 均值聚类, 重心法

引用格式 刘富樯, 刘中阳, 周伦, 皮阳军, 蒲华燕, 罗均. 基于改进粒子群优化和 Stackelberg 博弈的武器部署. 自动化学报, 2025, 51(5): 1080–1091

DOI 10.16383/j.aas.c240257 **CSTR** 32138.14.j.aas.c240257

Weapon Deployment Based on Improved Particle Swarm Optimization and Stackelberg Game

LIU Fu-Qiang^{1,2} LIU Zhong-Yang^{1,2} ZHOU Lun^{1,2} PI Yang-Jun^{1,2} PU Hua-Yan^{1,2} LUO Jun^{1,2}

Abstract In order to cope with the impact of incoming target's maneuvering adjustment on the defensive capability of the defense zone, a new deployment optimization model and a solution algorithm are designed. Firstly, at the tactical level, a new weapon deployment model is proposed that takes into account changes in offensive and defensive information, allowing for dynamic adjustment of the deployment strategy to improve the overall effectiveness of the defense system; Secondly, an initialization scheme for the algorithm, based on chaotic mapping mechanism and K-means clustering and center-of-gravity method, is designed to cope with both limited and ample resources, reducing the risk of the algorithm falling into local optima; Then, an individual optimal renewal method based on the Metropolis criterion and a global optimal renewal method based on the Stackelberg game model are designed to guide the evolutionary directions of the population; Finally, the effectiveness of the new model and the proposed algorithm is verified through multi-scale scenario simulation experiments. The results of the comparative experiments show that the new model reflects deployment scheme differences more accurately and the proposed algorithm significantly improves the solution quality and convergence.

Key words Weapon deployment, Stackelberg game, particle swarm optimization, K-means clustering, center-of-gravity method

Citation Liu Fu-Qiang, Liu Zhong-Yang, Zhou Lun, Pi Yang-Jun, Pu Hua-Yan, Luo Jun. Weapon deployment based on improved particle swarm optimization and Stackelberg game. *Acta Automatica Sinica*, 2025, 51(5): 1080–1091

在要地防空作战中, 武器部署优化问题是指防

御方在到达保卫目标附近后, 根据战场信息设计防区并确定武器单元的具体部署位置, 从而有效应对战场环境的高度不确定性并最大限度地发挥其作战效能. 制定陆用武器系统作战方案是一项复杂且具有系统性的研究工作^[1], 而武器部署是系统级联合防空反导作战的关键, 是战前任务规划的核心部分, 也是成功拦截弹道导弹的重要前提^[2]. 因此防空武器优化部署研究具有重要的实用价值和军事意义.

武器部署问题的研究主要侧重于构建部署问题模型和设计模型求解算法两个方面. 在建模方面, 其目标函数和约束条件是两个重要内容: 目标函数的设计可分为单目标和多目标两类, 前者大多以防

收稿日期 2024-05-10 录用日期 2025-02-08

Manuscript received May 10, 2024; accepted February 8, 2025

国家自然科学基金 (62033001), 重庆市技术创新与应用发展重点项目 (CSTB2023TIAD-KPX0057) 资助

Supported by National Natural Science Foundation of China (62033001) and Key Project of Technological Innovation and Application Development of Chongqing (CSTB2023TIAD-KPX0057)

本文责任编辑 贺威

Recommended by Associate Editor HE Wei

1. 重庆大学机械与运载工程学院 重庆 400044 2. 重庆大学高端装备机械传动全国重点实验室 重庆 400044

1. College of Mechanical and Vehicle Engineering, Chongqing University, Chongqing 400044 2. State Key Laboratory of Mechanical Transmission for Advanced Equipment, Chongqing University, Chongqing 400044

区覆盖率为目标进行优化求解, 后者则根据具体的作战任务和条件设置多目标函数^[9]; 约束条件主要是针对布防阵地的地形限制、武器总数、武器性能和弹药储备等实际因素所建立的对应关系^[4], 旨在确保作战计划的可行性和有效性. 在模型求解算法方面, 因武器部署本质是一个选址问题, 属于对武器资源的多任务分配问题, 所以大多数学者通过设计各种改进启发式搜索算法进行求解, 如 Bai 等^[5-6]提出基于拍卖算法的方法, 在多任务分配问题的求解中展现出较好的收敛性和鲁棒性. 而主要的改进目标集中于提高算法求得解集的质量以增强整体防区部署的防御效率.

在现有的成果中, 大多数学者的研究思路是根据实际问题背景, 提取贴合实际作战的目标函数和约束条件, 从而构建针对性的问题模型, 然后根据问题的具体特点改进选取的智能算法或神经网络结构以提高对此特定问题的求解有效性, 从而达到实际应用的最终目的. 如 Li 等^[7]建立基于混合整数非线性规划的导弹阵地部署问题模型, 针对多层位置网络, 构建以生存能力最大化为目标的优化模型, 并提出两阶段求解方法降低算法早熟收敛的概率, 提高求解质量. 温包谦等^[8]结合扇形部署与环型部署模型应对大规模、多约束、非线性的兵力部署问题, 提出基于粒子群和遗传算法的求解方法来增强求解搜索速度, 有效解决网格化防空火力单元的优化布阵问题. Sun 等^[9]分析反导部队部署中多因素的相互作用及环境不确定性, 结合深度学习与层次降维, 基于基本模型设计以拦截弧长为优化目标的双层嵌套优化部署模型. 李珂铭等^[10]综合考虑火力覆盖面积、有效掩护宽度和有效防御扇区等因素, 设计改进算法以组合不同解集, 实现区域和目标掩护的混合部署, 并综合使用导弹和高炮等不同武器, 从而优化编队的防御性能. 岳韶华等^[11]通过距离纵深、雷达法线偏离度和武器部署均匀度来衡量拦截窗口与火力分布均匀性, 并改进遗传蜂群算法来优化部署方案以适应重点保卫目标. 上述部署模型和求解算法为武器部署问题提供新的解决方案, 展示了良好的可行性和先进性.

综合文献分析可知, 现有的武器部署研究在求解算法方面取得显著进展, 但是现有成果所考虑的部署规模有限, 适用性不足. 而粒子群优化 (Particle swarm optimization, PSO) 算法适用性强和计算复杂度低的特点在处理大规模场景时具有显著的优势^[12-13]. 因此, 粒子群优化算法在求解武器部署问题时具有良好的应用潜力. 此外, 大多数学者在构建部署模型时仅从防御方的单一视角出发, 未考虑从战术层面对部署问题的模型框架进行创新改进, 这

导致其难以有效抵御日益智能化的敌方空袭. 针对这些不足, 必须从全局战术高度出发, 考虑攻防双方来构建部署模型, 并针对求解算法进行贴合实际的改进. 对此, 本文提出一种基于改进粒子群优化和 Stackelberg 博弈的武器部署方法 (Improved particle swarm optimization, IPSO), 具体创新点如下: 1) 结合 Stackelberg 博弈构建武器部署模型以充分考虑战场环境下的攻防博弈; 2) 分类设计初始部署方案, 降低求解过程陷入局部最优的风险; 3) 设计新的粒子群最优更新方法指导进化, 增强跳出局部最优的能力.

本文其余内容安排如下: 第 1 节从目标函数和约束条件两方面建立新型武器部署问题模型; 第 2 节介绍改进粒子群优化算法; 第 3 节开展针对算法和模型的仿真实验; 第 4 节进行全文总结与展望.

1 新型武器部署问题建模

1.1 目标函数

本文先从进攻方的角度设计其突防的目标函数, 然后以此作为参数设计对应的防御方武器部署优化的目标函数.

1) 进攻方目标函数

进攻策略优化可以抽象为规划一条从防御方防区边界到进攻投弹线的最优路径, 其中防区边界指防御方远程预警雷达覆盖区边界, 进攻投弹线指空袭武器在发射炮弹或空地导弹时与要地的最远距离, 如图 1 所示.

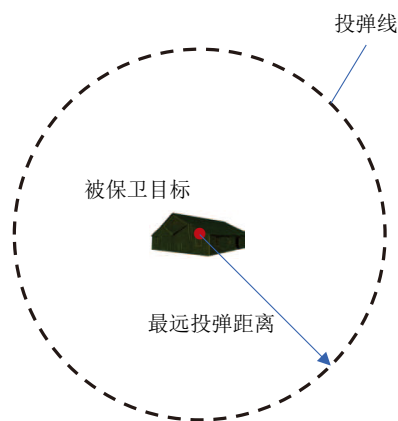


图 1 投弹线

Fig. 1 Bombing lines

对于常见路径规划问题, 其最大化目标函数可描述为^[14]:

$$\text{fitvalue} = \frac{\text{collision}}{\text{distance}} \quad (1)$$

式中, distance 为路径总长度; collision 为碰撞系数, 用于表示路径点与障碍物的碰撞关系^[45], 描述为:

$$\text{collision} = \begin{cases} 0, & \text{发生碰撞} \\ 1, & \text{其他情况} \end{cases} \quad (2)$$

进攻方在规划攻击路径时把防御武器位置视作障碍点, 各武器具有相应探测区和杀伤区范围. 因此从攻击路径总长度、探测威胁、杀伤威胁三方面评价攻击路径的总体效果, 表示如下:

$$J_1 = \lambda_1 J_L + \lambda_2 J_D + \lambda_3 J_A \quad (3)$$

式中, J_L 、 J_D 和 J_A 分别表示攻击路径总长度、探测威胁和杀伤威胁的目标函数; λ_1 、 λ_2 和 λ_3 分别为对应目标函数的权重系数, 根据决策偏好确定. 各目标函数可描述为:

$$J_L = \sum_{i=1}^{n-1} \sqrt{(x_{i+1} - x_i)^2 + (y_{i+1} - y_i)^2} \quad (4)$$

$$J_D = p_d L_d \quad (5)$$

$$J_A = p_a L_a \quad (6)$$

式中, (x_i, y_i) 为第 i 个路径点的位置坐标; n 为路径点的个数. p_d 为被探测概率; L_d 为总进攻路径中在探测区内的路径长度; p_a 为被打击概率; L_a 为总进攻路径中在杀伤区内的路径长度. 通过对应概率与路径长度的乘积表示探测威胁和杀伤威胁.

需要注意的是, 与所设计目标函数有关的坐标及距离均在二维环境中求解得到, 防空部署研究时均是以俯视的视角进行考虑. 若考虑三维环境, 可通过分析数字高程模型地形信息并划定障碍物区域, 进而在二维环境中表示三维地形对部署的影响, 随后可继续使用本文方法.

2) 防御方目标函数

防御方武器部署可以抽象为设施选址问题, 但在设计防御方目标函数时有必要考虑到进攻方的路径参数, 其表达式设计如下:

$$J_2 = \lambda_4 J_C + \lambda_5 J_1 \quad (7)$$

式中, λ_4 和 λ_5 为对应目标函数的权重系数; J_C 代表武器对防区有效防御覆盖率的目标函数, 其表达式如下:

$$J_C = \frac{\sum S_i - \sum (S_i \cap S_j) + \dots + (-1)^{m-1} \cap_{i=1}^m S_i}{S} \quad (8)$$

式中, S_i 为防御武器 i 的打击区面积; S 为远程预警雷达覆盖区面积; m 为武器单元个数.

由此建立从攻防双方考虑的武器部署双层优化

模型, 该模型属于带约束的组合优化问题, 具体约束条件将在下文进行设计说明.

1.2 约束条件

1) 防区范围约束

在进行防御武器优化部署时, 武器的部署位置具有一个总体的范围限制. 设防区边界为远程预警雷达覆盖区边界, 则对应武器部署位置约束表示如下:

$$g(x_i, y_i) \leq 0, \forall i \in \{1, 2, \dots, m\} \quad (9)$$

式中, $g(\cdot, \cdot)$ 为防区边界的函数表达式; (x_i, y_i) 表示第 i 个武器单元部署的位置坐标. 通过式 (9) 将武器的部署范围约束在防区之内, 在远程预警雷达的协助下以达到更好的防御拦截效果.

由于进攻方来袭时其进攻武器对于每个保卫目标均有投弹线的存在, 在投弹线覆盖范围内的目标均存在较大的被袭击概率, 在防御优化部署时有必要将武器单元部署于投弹线覆盖范围之外以保证防御武器自身的安全. 故设计约束条件如下:

$$h_k(x_i, y_i) \geq 0, \forall i \in \{1, \dots, m\}, \forall k \in \{1, \dots, s\} \quad (10)$$

式中, $h_k(\cdot, \cdot)$ 为待保卫目标 k 的投弹线边界函数表达式; s 表示防区内待保卫目标的个数. 由此将武器单元的部署位置约束在防区内.

2) 武器单元部署间距约束

武器部署时各武器单元间的部署间距对火力覆盖有较大影响, 因此在优化部署中考虑将其作为约束条件. 设防御武器单元的实际最大杀伤距离^[16]即最大航路捷径为 p , 用于防区火力重叠的计算.

如图 2 所示, 当武器单元按两层火力重叠部署时, 武器之间的部署间距满足下式:

$$D = 2p - L \quad (11)$$

式中, L 为火力重叠区最大正面宽度; D 为武器部署间距. 推知各武器均匀部署构成 n 层火力重叠时, 武器部署间距满足下式条件:

$$(n-1)D = 2p - L \quad (12)$$

对于 n 层火力重叠非均匀部署情形, 最接近的武器间的最大部署距离不超过式 (12) 中的 D .

综上所述, 在进行部署时, 考虑火力重叠层数 n 和重叠区最大正面宽度 L , 最接近的武器单元之间的最大部署距离应满足:

$$D_{\max} = \begin{cases} 2p, & n = 1 \\ \frac{2p - L}{n - 1}, & n > 1 \end{cases} \quad (13)$$

武器单元部署间距的约束条件表示如下:

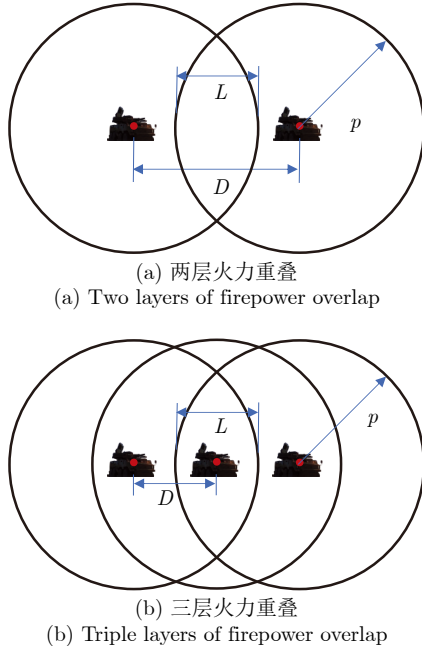


图 2 火力重叠

Fig.2 Firepower overlap

$$D_{\min} \leq \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2} \quad (14)$$

$$D_{\min} \leq \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2} \leq D_{\max} \quad (15)$$

式中, (x_i, y_i) 、 (x_j, y_j) 分别为第 i 个和第 j 个武器单元部署的位置坐标; D_{\min} 为武器单元之间出于电磁兼容考虑的最小部署距离. 式 (14) 表示对于一般的保卫目标, 只需保证武器单元部署距离满足最小间距约束; 而对于重要的保卫目标, 武器部署距离还需要同时满足构成相应火力重叠层数的最大间距约束.

综上, 通过目标函数和约束条件的设计完成对新型武器部署问题的模型构建, 后续将确定问题的求解方法. 粒子群算法作为启发式优化算法, 计算高效可靠, 且粒子位置与本模型的武器部署变量相契合, 有益于求解本文所涉及的连续变量问题. 因此, 选用粒子群算法作为武器部署问题的求解算法.

2 改进粒子群优化算法

2.1 部署方案初始化

本节针对粒子群算法中随机生成初始种群的操作, 结合前述提出的武器部署问题优化模型具体特点进行改进, 提出新型初始化种群方法应用于求解不同规模的部署问题.

新型初始化种群方法从两个方面进行改进. 一方面, 引入混沌映射机制增强在初始化部署时的随

机性; 另一方面, 结合 K 均值聚类与重心法, 在初始化部署位置时针对重要保卫目标的防御区域优先考虑火力重叠, 增强算法初始化时的针对性. 在实际情况下, 防御方在确定武器单元部署的预选位置时, 既从过往作战经验确定最优部署位置可能存在的区域, 又考虑其他部署位置在作战中取得防御奇效的可能性. 基于上述思路, 下文将从初始化武器单元部署时资源紧缺与充足两种情况阐述其实现过程, 其框架如图 3 所示.

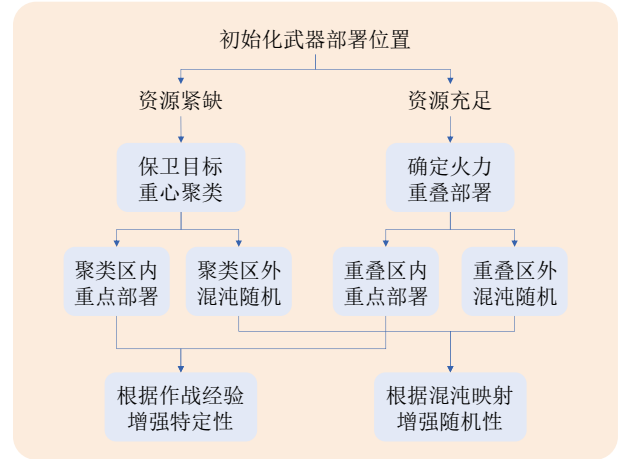


图 3 初始化种群方法框架

Fig.3 Framework for population initialization methods

1) 可用武器单元数小于需要保卫的目标数

对于此类防御资源紧缺的情况, 暂不考虑火力重叠部署及其间距约束, 根据可用武器单元数对保卫目标进行聚类操作, 然后为每一簇保卫目标部署武器单元进行防御. 参考 K 均值聚类算法, 直接根据可用武器数确定聚类数量, 该算法以欧氏距离作为聚类判断准则, 符合部署的实际情况, 故可设计划分保卫目标簇的目标函数如下:

$$\min J(G) = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^s \varphi_{ij} \sqrt{(x_j - \mu_{xi})^2 + (y_j - \mu_{yi})^2} \quad (16)$$

$$\varphi_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{目标 } i \text{ 在聚类 } j \text{ 中} \\ 0, & \text{目标 } i \text{ 不在聚类 } j \text{ 中} \end{cases} \quad (17)$$

式中, $G = \{g_1, g_2, \dots, g_m\}$ 为保卫目标的聚类情况且满足 $\sum_{i=1}^m |g_i| = s$; (μ_{xi}, μ_{yi}) 为保卫目标簇 g_i 的中心位置坐标; (x_j, y_j) 为保卫目标 j 的位置坐标.

在完成对需要保卫目标的聚类操作之后, 使用重心法为每一簇的目标配置一个武器单元进行保卫. 因为在前一步骤使用 K 均值聚类时只考虑到各目标之间的欧氏距离, 所以在当前步骤需对各个

保卫目标的重要性加以考虑, 而重心法正好满足该需要.

根据对保卫目标进行重要性评估值的排序, 得到所有目标的重要性取值向量 $\rho = \{\rho_1, \rho_2, \dots, \rho_s\}$, 将该值作为每个保卫目标点的重量从而引入重心法进行计算. 在地形的二维平面表示图中, 将所有目标点视为质点, 则由所有质点对坐标轴的静力矩与重心对轴的静力矩等效, 可求得聚类目标簇 g_j 的初始重心坐标如下:

$$x_0^j = \frac{\sum_{i=1}^{|g_j|} \rho_i x_i}{\sum_{i=1}^{|g_j|} \rho_i} \quad (18)$$

$$y_0^j = \frac{\sum_{i=1}^{|g_j|} \rho_i y_i}{\sum_{i=1}^{|g_j|} \rho_i} \quad (19)$$

式中, (x_i, y_i) 为保卫目标簇中各目标的坐标信息; $|g_j|$ 为聚类之后保卫目标簇 g_j 中的目标数量; (x_0^j, y_0^j) 为聚类目标簇 g_j 中所有保卫目标的初始重心坐标. 以此为圆心, 以武器单元预部署最大机动调整距离为半径划定为最优部署位置潜在区域边界, 并定义为重点防区 A_1 , 剩余部分定义为一般防区 A_2 .

把整个防区划分为两类区域之后, 在通过粒子群算法求解部署位置时, 种群初始化操作也根据这两大区域进行: 将初始种群划分为数量相等的两个子种群, 其中一个子种群在重点防区内随机生成部署位置, 另一个子种群在一般防区内随机生成部署位置. 为增强种群初始化的随机性, 采用 Tent 混沌映射的方法进行不同防区内的种群生成, 生成随机数的公式如下:

$$r_{n+1} = \begin{cases} \frac{r_n}{\alpha_t}, & 0 < r < \alpha_t \\ \frac{1-r_n}{1-\alpha_t}, & \alpha_t \leq r < 1 \end{cases} \quad (20)$$

式中, α_t 为混沌参数; r_n 为 $[0, 1]$ 范围内的随机数. 由此得到混沌序列 $\mathbf{r} = (r_1, r_2, \dots, r_{NP})$, 其中 NP 为种群数量. 再结合防区搜索空间的远界、近界限约束转化到种群个体的搜索空间中, 则初始化种群位置如下:

$$posx_i = lb_x + r_i(ub_x - lb_x) \quad (21)$$

$$posy_i = lb_y + r_i(ub_y - lb_y) \quad (22)$$

式中, $(posx_i, posy_i)$ 表示武器单元 i 的初始化部署位置; lb 和 ub 分别表示搜索空间近界和远界限制.

综上所述, 在武器资源紧缺、不考虑火力重叠的情况下, 根据需要保卫目标的位置信息, 本文通过结合 K 均值聚类算法与重心法确定武器初始部署可能存在的最优区域, 将防区划分为两部分, 种群等分成两个子种群, 通过 Tent 混沌映射分别在这两个区域内进行初始化操作, 增强算法的随机性和特定性, 使得求解结果更加准确和可靠.

2) 可用武器单元数大于或等于需保卫的目标数

对于防御资源充足的情形, 不需要根据武器单元数对保卫目标进行聚类操作. 此类情况下算法的特定性体现在通过设置武器单元火力重叠部署以提高对重要目标的保卫效果上.

由前述内容已知所有待保卫目标的重要性取值向量为 ρ , 据此设计种群初始化操作步骤如下:

1) 按向量 ρ 中重要性取值从大到小的顺序为各个保卫目标分别配备一个武器单元. 以目标为圆心, 以投弹线远界与武器单元预部署最大机动调整距离之和为半径划定部署区域.

2) 为保卫目标按重要性排序配备剩余武器单元构成双层火力重叠部署.

3) 继续部署剩余武器单元, 不断增加火力重叠层数, 直到所有武器单元预部署完成.

上述初始化部署方法在防御资源充足的情况下对重要保卫目标进行火力重叠部署, 增强算法对所提出实际问题的求解特定性. 在随机性方面, 仍采用与防御资源紧缺情况一样的 Tent 混沌映射方法以增强随机性. 通过将初始种群等分成两个子种群, 分别按上述初始化流程操作, 提高初始种群质量, 增强算法的特定性与随机性, 降低陷入局部最优的风险.

综上, 防御资源短缺和资源充足两种情形下的初始化部署过程如算法 1 所示.

算法 1. 针对武器部署的种群初始化算法

- 1: **输入.** 保卫目标总数 s , 保卫目标坐标信息 $x_{(1 \times s)}$ 和 $y_{(1 \times s)}$, 保卫目标重要性取值向量 $\rho = \{\rho_1, \rho_2, \dots, \rho_s\}$, 武器单元数 m , 种群数量 NP .
- 2: **输出.** 初始种群位置信息 $[posx, posy]$.
- 3: $np = \frac{NP}{2}$
- 4: **if** $m < s$ **then**
- 5: 簇的数量 = m ;
- 6: $J(G)$ 由式 (16) 得到;
- 7: 式 (18) 和式 (19) 更新 x_0 和 y_0 ;
- 8: 更新 A_1 和 A_2 ;
- 9: **for** $i = 1 : np$ **do**
- 10: 式 (21) ~ (22) 计算子种群在 A_1 防区的重心坐标 $subposx_i^{A_1}$ 和 $subposy_i^{A_1}$;

```

11: 式 (21) ~ (22) 计算子种群在  $A_2$  防区的重心坐
    标  $subposx_i^{A_2}$  和  $subposy_i^{A_2}$ ;
12: end for
13:  $posx = [subposx^{A_1}, subposx^{A_2}]$ 
14:  $posy = [subposy^{A_1}, subposy^{A_2}]$ 
15: else
16: 3 ~ 8 更新  $A_1$  和  $A_2$ 
17: for  $i = 1 : np$  do
18: 式 (21) ~ (22) 计算  $subposx_i^{A_1}$  和  $subposy_i^{A_1}$ ;
19: 式 (21) ~ (22) 计算  $subposx_i^{A_2}$  和  $subposy_i^{A_2}$ ;
20: end for
21:  $posx = [subposx^{A_1}, subposx^{A_2}]$ 
22:  $posy = [subposy^{A_1}, subposy^{A_2}]$ 
23: end if

```

2.2 最优粒子更新方法

在 PSO 求解迭代过程中, 确定个体历史最优值和种群全局最优值是十分重要的步骤, 直接影响粒子进化方向和最终求解质量. 常见的最优值更新操作是在迭代中为粒子求得适应度值以进行比较, 然后根据比较结果更新个体最优值和全局最优值. 但是这种方法可能会放弃潜在的最优进化方向. 由此本文从个体最优和全局最优两个方面设计新的更新方法, 综合考虑潜在的最优进化方向, 从而降低陷入局部最优的风险.

1) 个体最优更新方法

本文结合 Metropolis 准则^[17]针对性地设计个体最优更新方法, 增强算法跳出局部最优的能力, 更新方法如下式:

$$\Delta = \frac{i(t)[pfit_i(t) - pbest_i]}{pbest_i} \quad (23)$$

$$p_{update} = \begin{cases} 1, & \Delta < 0 \\ e^{-\frac{\Delta}{T-t}}, & \Delta \geq 0 \end{cases} \quad (24)$$

$$pbest_i = \begin{cases} pfit_i(t), & p_{update} > rand \\ pbest_i, & \text{其他} \end{cases} \quad (25)$$

式中, $pfit_i(t)$ 为粒子 i 在第 t 次迭代中的适应度值; $pbest_i$ 为粒子 i 的个体最优适应度值; T 为总迭代次数; $i(t)$ 为迭代进程因子, 其值等于当前迭代次数除以总迭代次数; $rand$ 为取值范围 $[0, 1)$ 的随机数.

2) 全局最优更新方法

Stackelberg 博弈模型将参与者划分为领导者 and 跟随者两个角色. 领导者首先做出决策, 跟随者在观察到领导者的决策后作出反应. 领导者依据跟随者反应制定相应的策略. 而跟随者则根据领导者

的策略来选择自己的最佳决策. 由此可知, 此种模式与武器部署中的攻防双方决策过程相契合, 防御方在敌方进攻前优先做出决策, 而进攻方在观察到防区情况后再进行进攻路径规划. 因此, 本文将在武器部署中考虑攻防博弈模型.

由前述部署模型可知, 在优化过程中每个粒子都代表一种防御方的部署策略, 对应着博弈模型中领导者的每种纯策略, 则粒子的适应度值可以作为领导者的纯策略收益. 而进攻方作为跟随者, 其策略收益以参数形式在粒子适应度值中体现. 更新全局最优时, 从种群中选取一定数量的粒子个体, 将该粒子个体的最优适应度值及其中的进攻方参数分别作为博弈中领导者和跟随者的策略收益, 通过求解 Stackelberg 博弈模型^[18], 得到全局最优更新结果, 计算如下:

$$\begin{aligned} & \max_{d_i, a_j^k} \sum_{i \in I} \sum_{j \in J} \sum_{k \in K} \tau^k D_{ij}^k d_i a_j^k \\ \text{s.t. } & a^k \in \arg \max_{r^k} \left\{ \sum_{i \in I} \sum_{j \in J} A_{ij}^k d_i r_j^k \right\}, \\ & r_j^k \in \{0, 1\}, \sum_{j \in J} r_j^k = 1 \end{aligned} \quad (26)$$

式中, I 为领导者部署策略集合; J 为跟随者进攻策略集合; K 为跟随者集合; d_i 为领导者选择策略 i 的概率; a_j^k 为跟随者 k 选择策略 j 的概率; A^k 和 D^k 分别为跟随者和领导者各自的收益; τ^k 为领导者面对跟随者 k 的概率; r_j^k 用于在下层优化中表示跟随者 k 选择策略 j 的状态. 为简化计算, 在武器部署的攻防博弈场景中取 $|K| = 1$, 选取适应度值前 2 的粒子作为对应的策略数量 (即 $|I| = |J| = 2$), 则化简之后此模型可在多项式时间内直接通过求解器求解.

式 (26) 求解结果为选择两个策略的概率 d_i , 用于考虑两个策略的重要性, 以此为权重由式 (27) 求得全局最优位置 $gbest(t)$, 用于后续速度更新与惯性权重更新以指导种群的搜索进化方向, 而最终的求解结果仍是选取一个确定的全局最优粒子作为武器部署方案.

$$gbest(t) = \sum_{i \in I} d_i \times pfit_i(t) \quad (27)$$

3 仿真实验

3.1 算法对比

为验证算法性能, 本节将与三种算法 (PSO、AGAPSO^[19]、SSGWO^[20]) 分别从进攻路径优化和防

御部署优化两个方面进行对比仿真实验. 设计三种规模的作战场景, 各场景中均有 5 个防御武器单元, 而保卫目标数量分别为 2 个、5 个和 10 个, 分别对应防御武器单元数多于、等于和小于保卫目标数的情况. 在常见的防御部署场景中, 可部署的武器单元通过 5 个一组执行防御任务, 基于此设计需要保卫的目标数量从而形成不同资源情况的防御场景. 优化结果及其代价迭代曲线如图 4 ~ 图 6 所示. 结果图中红色五角星为被保卫的目标, 黑色圆圈为进攻路线的起始点, 白色圆圈为进攻路径的终止点. 整个图的背景为欧氏距离场, 颜色越深表示与火力单元的距离越小. 总体上看, 四种算法在设计三种不同规模作战场景中均能从防区远界出发尽量避开各防御武器单元并最终到达保卫目标投弹线, 但

四种算法所规划的进攻路径的质量存在差异, 分析如下:

1) 图 4 中有 2 个保卫目标, 5 个防御武器单元通过构建火力重叠的形式部署在保卫目标周围, 在此情况下, 四种算法从进攻方角度开展规划, 避开防区内的武器单元, 但对火力重叠区的考虑影响整个路径代价的收敛情况. 根据所展示的代价曲线可知: 本文设计的 IPSO 所得路径代价最小, 随后依次是 SSGWO、PSO 和 AGAPSO 所得路径. 对比算法可知在迭代 5 步到 15 步的过程中, IPSO 跳出局部最优的次数与幅度均优于其他三种算法, 能够更好地找到防区中的薄弱区域并以此设计进攻路径, 这也使得 IPSO 最终的代价值最优, 说明本文所提算法显著增强跳出局部最优的能力.

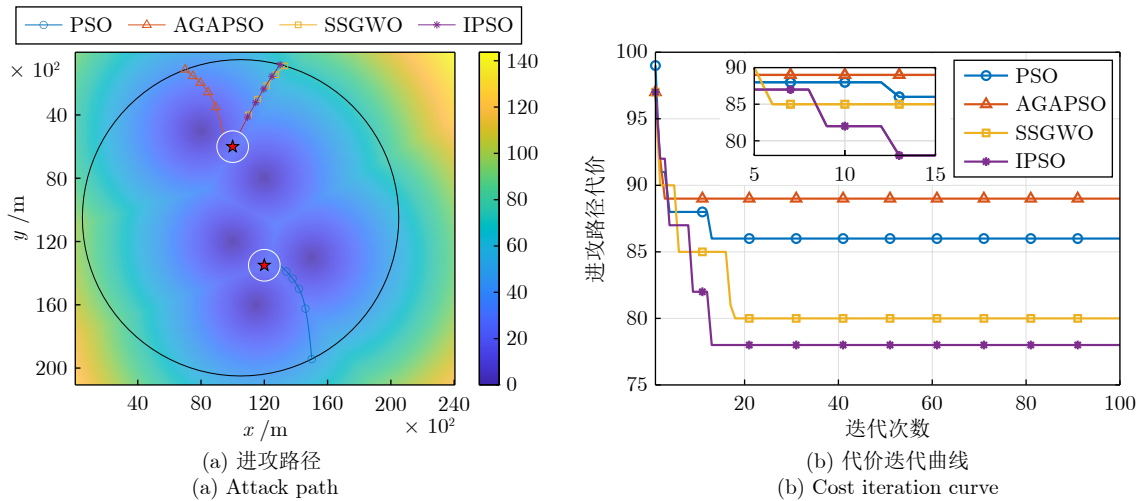


图 4 场景 1 进攻路径规划结果
Fig.4 Attack path planning results in the scenario 1

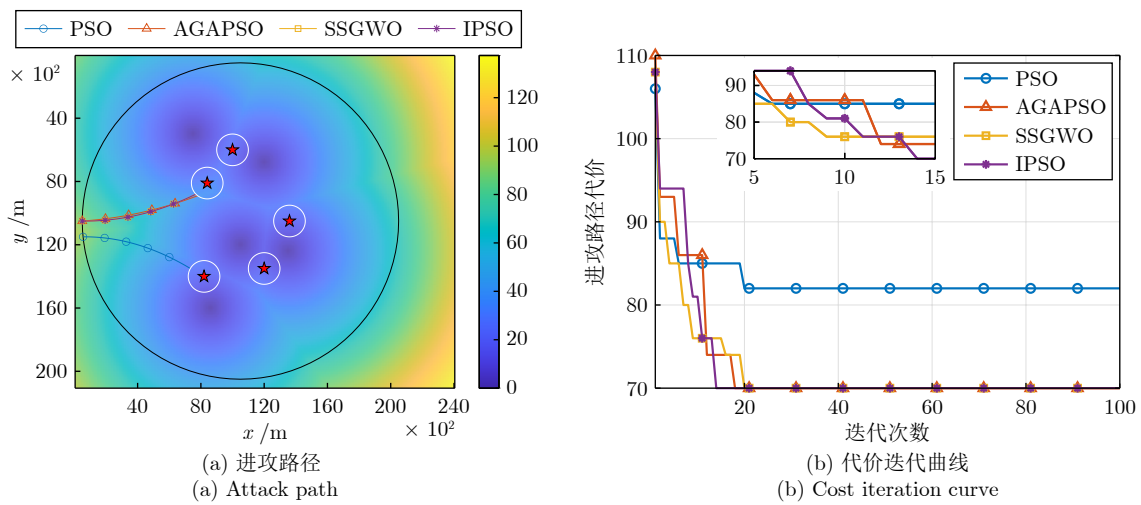


图 5 场景 2 进攻路径规划结果
Fig.5 Attack path planning results in the scenario 2

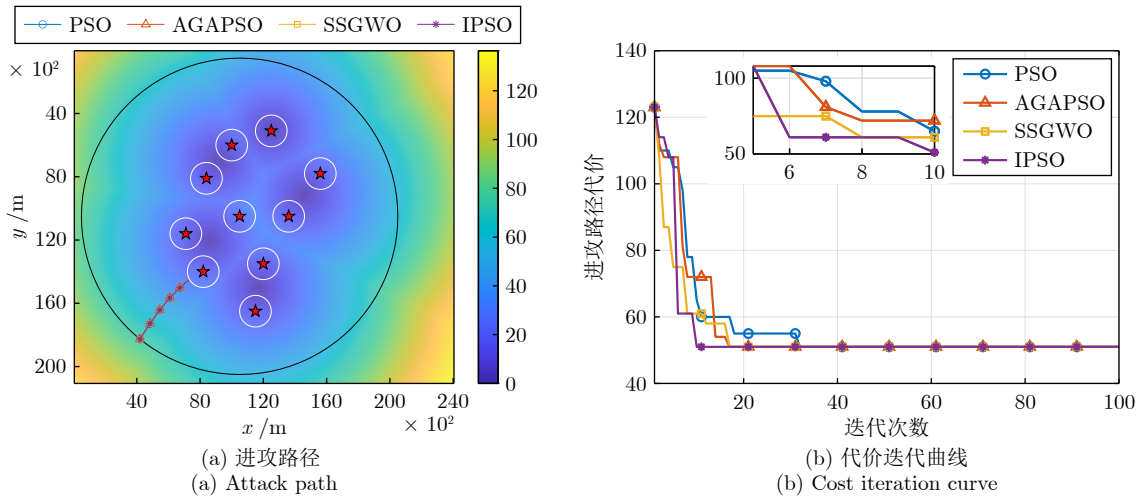


图 6 场景 3 进攻路径规划结果

Fig. 6 Attack path planning results in the scenario 3

2) 图 5 中共计有 5 个保卫目标, 相较 2 个保卫目标, 重叠部署形式有所变动, 火力重叠有所减弱, SSGWO、AGAPSO 和 IPSO 规划路径较为相似. 据图中的路径代价曲线可知: PSO 陷于一条局部最优路径无法跳出, 其他三种算法均能找到防区中防御更加薄弱的一条路径, 以更小的杀伤区路径长度到达投弹区域且避开火力重叠区, 但在迭代 5 步到 15 步的过程中, IPSO 能够以更好地跳出局部最优的能力搜索到合适路径从而快于 SSGWO 和 AGAPSO 收敛.

3) 图 6 中有 10 个保卫目标, 防御部署只能对其先聚类再部署, 因资源紧缺难以形成火力重叠, 防御能力有所下降, 同时这也降低进攻路径的规划难度, 故四种算法所得路径一致, 但在收敛速度上 IPSO 优势较为明显.

此外, 将四种算法在三种场景中重复运行 100 次, 统计路径代价结果如表 1 所示, 其评价指标为各算法求解得到的路径最小代价值, 可用于衡量算法的求解质量. 由表 1 可知: IPSO 算法在求解质量上相对于其他三种算法有较为明显的优势, 由方差可知因为各种改进措施的影响, IPSO 算法在求解的稳定性上要弱于传统的 PSO, 但其求解的均值明显优于 PSO, 故该差距对于 IPSO 求解结果占优影响不大.

各算法计算时间如表 2 所示, 数据表明, 除规模场景 1 外, IPSO 算法在计算时间上具有较为明显的优势. 在规模场景 1 中, AGAPSO 算法计算速度最快, IPSO 算法计算速度次之, 两者差距较小. 综上, IPSO 算法在计算性能方面具有较佳的表现.

对于设计的全局最优更新策略, 通过优化进行验证. 四种算法在三种场景下的防御部署方案适应

表 1 最优进攻路径代价对比

Table 1 Comparison of optimal attack path costs

仿真实例	对比指标	PSO	AGAPSO	SSGWO	IPSO
规模场景 1	最大值	87.9157	90.1453	83.7577	81.1419
	最小值	84.7922	85.7749	79.3922	78.6324
	平均值	85.9452	87.0357	81.1712	79.4218
	均方差	6.3320	6.9340	7.0318	7.8558
规模场景 2	最大值	84.1190	72.7094	72.0462	71.9816
	最小值	79.1262	70.2760	70.4387	70.1361
	平均值	82.4984	71.6797	71.1869	70.8235
	均方差	3.9597	3.6551	4.4898	3.9926
规模场景 3	最大值	53.3404	52.7513	52.6991	52.6948
	最小值	51.2769	51.2769	51.2769	51.2769
	平均值	52.8909	51.9593	51.9407	51.9171
	均方差	1.3500	2.8143	2.2543	1.9502

表 2 各算法计算时间对比

Table 2 Comparison of computation time across different algorithms

算法	规模场景 1	规模场景 2	规模场景 3
PSO	0.6864	0.8446	0.9469
AGAPSO	0.6314	0.8430	0.9308
SSGWO	0.6437	0.8236	0.9107
IPSO	0.6357	0.7909	0.8991

度值迭代曲线如图 7 所示, 具体分析如下:

1) 从细节上看, 在迭代 5 步到 15 步的过程中, IPSO 在三种场景下均能快速跳出局部最优的困境, 这得益于改进的个体最优更新和全局最优更新机制为种群进化指导方向, 降低算法迭代求解过程中长时间陷入局部最优的风险, 从而使得 IPSO 在收敛

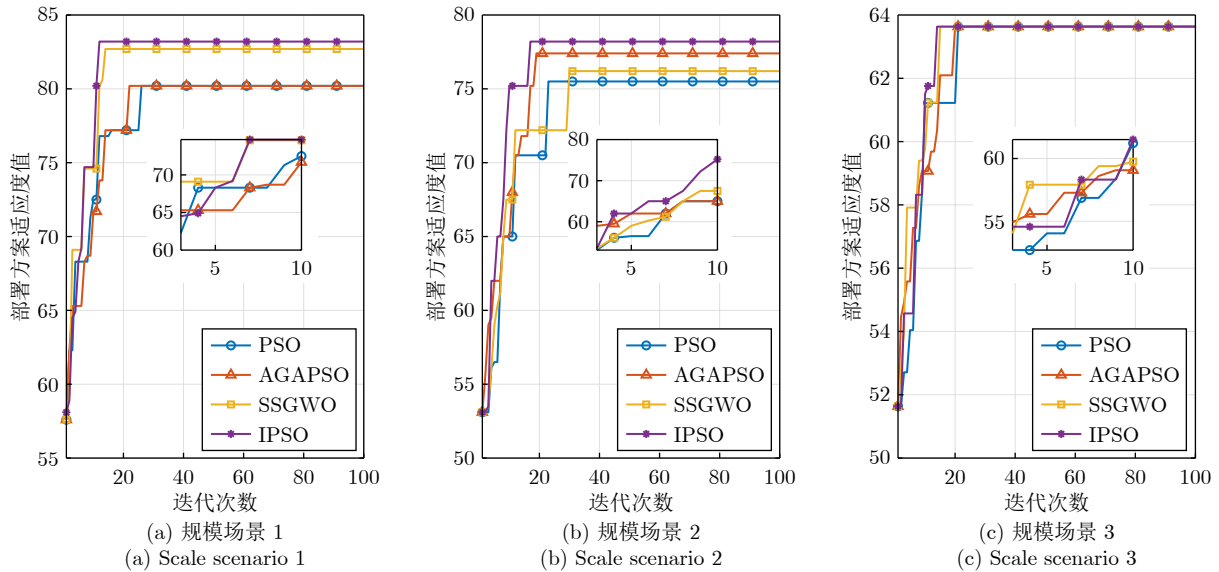


图 7 三种场景下防御部署方案适应度值收敛曲线

Fig. 7 Convergence curves of fitness values for defence deployment schemes in three scenarios

速度上具有较大的优势.

2) 从总体上看, 随着保卫目标数量的增加, 防御部署的难度与压力逐渐增大, 规模场景 3 中的敌方进攻路径优化结果较为一致, 故四种算法优化得到相同适应度值的部署方案. 但在保卫目标数量较少的前两个场景之中, 防御部署的可操作性较大, 对优化算法的求解收敛性有更高要求, 故 IPSO 算法的优势也更加明显.

3.2 模型对比

为验证所提部署优化模型的有效性, 本节将选取 Chen 等^[21] 提出的部署模型作为对比模型进行仿真实验. 该对比模型的评价指标为敌方突防概率, 具体计算方法不再赘述; 本文模型的评价指标为部署方案适应度值, 可通过式 (7) 得到. 首先将本文优化所得部署方案以对比模型方法计算评价指标并进行比较; 然后交换, 将对比模型部署方案代入本文模型计算评价指标, 每轮重复执行 100 次, 由此分析两种模型在双方评价指标上的差异性.

基于两种模型所生成的部署方案分别采用对比模型和本文模型评价指标的计算结果如图 8 所示. 由图可知, 在设计三种规模防御场景中, 按对比模型评价指标衡量两种模型所得部署方案结果差距不大, 相反按本文模型评价指标衡量结果存在较为明显的差异, 即本文模型评价指标更能反映出不同部署方案的差异.

为定量比较两种模型评价指标之间的差异性, 本文将采用独立样本 t 检验对数据进行分析. 独立样本 t 检验用于检验两组数据之间是否存在显著差

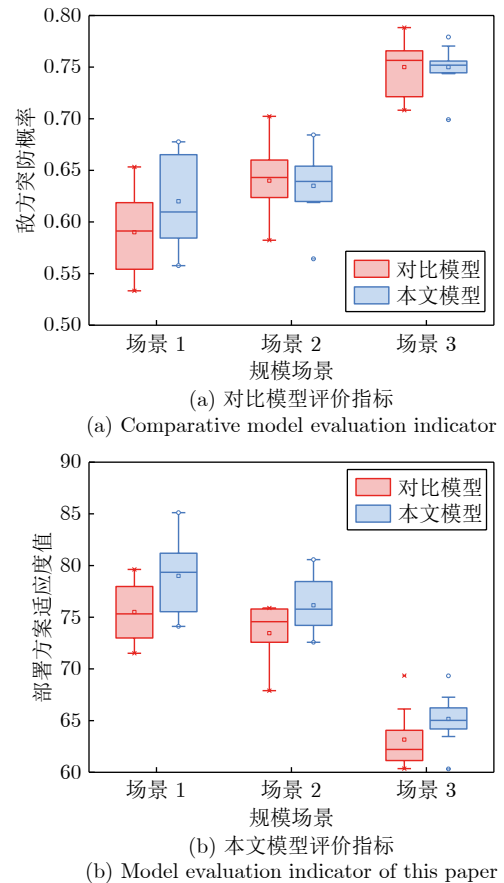


图 8 两种部署模型评价指标值对比

Fig. 8 Comparison of the evaluation indicator values of two deployment models

异, 从而可通过适应度值的差异反映模型之间的质量差异, 具体结果如表 3 和表 4 所示.

表 3 两种模型在对比模型评价指标中的差异

Table 3 Differences between two models in comparative model evaluation indicators

规模	组别	评价指标均值	平均值差	t	显著性
场景 1	对比模型	0.5927	0.0288	-1.6265	0.1212
	本文模型	0.6215			
场景 2	对比模型	0.6438	0.0088	0.3301	0.7451
	本文模型	0.6350			
场景 3	对比模型	0.7500	0.0036	-0.9334	0.3629
	本文模型	0.7536			

表 4 两种模型在本文模型评价指标中的差异

Table 4 Differences between two models in the model evaluation indicators of this paper

规模	组别	评价指标均值	平均值差	t	显著性
场景 1	对比模型	75.5000	3.5126	-2.4348	0.0255*
	本文模型	79.0126			
场景 2	对比模型	73.4573	2.6694	2.2003	0.0411*
	本文模型	76.1267			
场景 3	对比模型	63.1573	1.9786	-1.7206	0.1025
	本文模型	65.1359			

由表 3 可知, 当对所有部署方案以对比模型的评价指标进行衡量时, 三种规模下的结果均不存在显著差异; 而由表 4 可知, 当对所有部署方案以本文模型的评价指标进行衡量时, 场景 1 和场景 2 下的结果在 0.05 的显著性水平下呈现差异 (“*”表示在显著性水平 0.05 下呈现差异). 进一步比较评价指标的均值发现本文模型所得部署方案表现优于对比模型所得方案. 两个模型求得的部署方案在对比模型评价下差异不显著, 但在本文模型评价下却存在明显差异, 且本文模型结果更优. 这说明本文模型能有效反映不同部署方案的差异, 验证了其有效性.

综合上述关于算法对比和模型对比的仿真结果, 概括如下: 1) 在算法方面, 选取多种对比算法通过进攻路径规划验证了本文改进的个体最优更新策略及惯性权重的有效性, 通过攻防优化验证了设计的全局最优更新策略的有效性; 2) 在模型方面, 根据选取的对比模型与本文模型进行评价指标的衡量, 结果表明本文模型更能体现不同部署方案的差异且求得的方案表现更佳, 验证了本文模型的有效性; 3) 在实用性与逼真度方面, 以上模型的实现需要保卫目标的位置信息参数和来袭目标距离反馈信号作为支撑. 在实际的武器部署情景中, 保卫目标位置信息均为已知, 来袭目标的距离度量可通过雷达或光电探测等方式获取. 本文设计的求解算法为基于粒子群算法的改进, 此智能优化算法简单可靠、计算量小^[22]. STM32F407、树莓派等单片机的算力可以支撑迭代求解的有效开展, 可通过嵌入式软件

开发进行算法配置.

4 结束语

本文从进攻方的角度出发, 设计基于 Stackelberg 博弈思想的防御武器部署模型, 可根据不断变化的战场信息与不断进行的攻防博弈为武器单元设计合理的部署方案. 通过与对比模型的独立样本 t 检验得知所提模型对部署问题的描述更为有效, 在显著性水平 0.05 下更具优势. 针对求解部署模型时容易陷入局部最优的问题, 本文结合战场实际与作战经验制定初始化部署方案, 增强算法的随机性与求解具体问题的特定性, 设计新的粒子群最优更新方法指导种群进化方向. 仿真实验表明, 改进后的算法在收敛效果方面表现出更优的路径代价收敛性和更快的收敛速度, 表明相关改进增强算法具有跳出局部最优的能力, 进而可以提高最终部署方案的求解质量. 在后续的研究中, 可以进一步优化验证环节, 采用三维仿真环境或实物实验来更加深入地验证算法和模型的有效性.

References

- Chen Jie, Fang Hao, Xin Bin, Deng Fang. Modeling, optimization and control in ground-based digital weapon systems. *Acta Automatica Sinica*, 2013, **39**(7): 943–962 (陈杰, 方浩, 辛斌, 邓方. 数字化陆用武器系统中的建模、优化与控制. *自动化学报*, 2013, **39**(7): 943–962)
- Zhou Tian-Yan, Feng Xiao-En, Fan Yun-Feng, Dong Shi-Yin, Li Yu-Qing, Jin Hui-Zhong. Optimization model of ground air defense force deployment to avoid excessive air defense firepower. *Air & Space Defense*, 2022, **5**(4): 19–23

- (周天颜, 冯小恩, 范云锋, 董诗音, 李玉庆, 金慧中. 避免防空火力过剩的地面兵力防御部署优化模型. *空天防御*, 2022, **5**(4): 19–23)
- 3 Cao Wei-Wei. Study on Air Defense Fire Deployment in Alpine Mountain [Master thesis], National University of Defense Technology, China, 2019.
(曹伟伟. 高寒山地防空火力配系研究 [硕士学位论文], 国防科技大学, 中国, 2019.)
 - 4 Wang Feng-Shan, Yang Zhi-Hong, Guo Zi-Yao. Research on intelligent force deployment based on 3D real map. *Ship Electronic Engineering*, 2021, **41**(10): 107–111
(王凤山, 杨志宏, 郭子曜. 基于三维实景地图的智能兵力部署研究. *舰船电子工程*, 2021, **41**(10): 107–111)
 - 5 Bai X S, Fielbaum A, Kronmüller M, Knoedler L, Alonso-Mora J. Group-based distributed auction algorithms for multi-robot task assignment. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 2023, **20**(2): 1292–1303
 - 6 Bai X S, Yan W S, Ge S S. Distributed task assignment for multiple robots under limited communication range. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2022, **52**(7): 4259–4271
 - 7 Li Y, Zhang X, Zhao J, Yang X Z, Xi M Y. Position deployment optimization of maneuvering conventional missile based on improved whale optimization algorithm. *International Journal of Aerospace Engineering*, 2022, **2022**: Article No. 4373879
 - 8 Wen Bao-Qian, Wang Tao, Cheng Kun, Zhang Ji-Zhong. End-defense force optimization deployment method based on PSO-GA hybrid algorithm. *Journal of Ordnance Equipment Engineering*, 2019, **40**(11): 45–49
(温包谦, 王涛, 成坤, 张济众. 基于 PSO-GA 混合算法的末端防御兵力优化部署方法. *兵器装备工程学报*, 2019, **40**(11): 45–49)
 - 9 Sun W, Cao Z, Wang G, Song Y F, Guo X K. An optimized double-nested anti-missile force deployment based on the deep Kuhn-Munkres algorithm. *Mathematics*, 2022, **10**(23): Article No. 4627
 - 10 Li Ke-Ming, Li Ding-Zhu, Shi Hao. Deployment method of air defense formation against saturated attack based on improved NSGA-III. *Fire Control & Command Control*, 2023, **48**(4): 153–160
(李珂铭, 李定主, 石昊. 基于改进 NSGA-III 的抗饱和攻击防空编队部署方法. *火力与指挥控制*, 2023, **48**(4): 153–160)
 - 11 Yue Shao-Hua, He Sheng, Wang Gang, Liu Wei, Chen Chen. Optimization of weapon system deployment based on improved genetic bee colony algorithm. *Journal of Ordnance Equipment Engineering*, 2022, **43**(8): 80–86
(岳韶华, 何晟, 王刚, 刘伟, 陈晨. 基于改进遗传蜂群算法的武器系统优化部署问题研究. *兵器装备工程学报*, 2022, **43**(8): 80–86)
 - 12 Zhang Wei, Huang Wei-Min. Multi-strategy adaptive multi-objective particle swarm optimization algorithm based on swarm partition. *Acta Automatica Sinica*, 2022, **48**(10): 2585–2599
(张伟, 黄卫民. 基于种群分区的多策略自适应多目标粒子群算法. *自动化学报*, 2022, **48**(10): 2585–2599)
 - 13 Liu Jian-Hua, Liu Guo-Mai, Yang Rong-Hua, Hu Wen-Yu. Analysis of interactivity and randomness in particle swarm optimization. *Acta Automatica Sinica*, 2012, **38**(9): 1471–1484
(刘建华, 刘国买, 杨荣华, 胡文瑜. 粒子群算法的交互性与随机性分析. *自动化学报*, 2012, **38**(9): 1471–1484)
 - 14 Liu Jing-Sen, Ji Hong-Yuan, Li Yu. Robot path planning based on improved bat algorithm and cubic spline interpolation. *Acta Automatica Sinica*, 2021, **47**(7): 1710–1719
(刘景森, 吉宏远, 李煜. 基于改进蝙蝠算法和三次样条插值的机器人路径规划. *自动化学报*, 2021, **47**(7): 1710–1719)
 - 15 Shi K, Wu W D, Wu Z T, Jiang B P, Karimi H R. Coverage path planning for cleaning robot based on improved simulated annealing algorithm and ant colony algorithm. *Signal Image and Video Processing*, 2024, **18**: 3275–3284
 - 16 Liu Jian. A method to calculate the disposition interval of fire units under meeting shooting requests. *Rockets, Missiles and Guidance*, 2007, **27**(1): 393–395
(刘健. 地空导弹火力单元配置间距计算方法. *火箭与制导学报*, 2007, **27**(1): 393–395)
 - 17 Xiong R, Wang S L, Huang Q, Yu C M, Fernandez C, Xiao W, et al. Improved cooperative competitive particle swarm optimization and nonlinear coefficient temperature decreasing simulated annealing-back propagation methods for state of health estimation of energy storage batteries. *Energy*, 2024, **292**: Article No. 130594
 - 18 Casorrán C, Fortz B, Labbé M, Ordóñez F. A study of general and security Stackelberg game formulations. *European Journal of Operational Research*, 2019, **278**(3): 855–868
 - 19 Bo L, Zhang Z, Liu Y, Yang S Q, Wang Y W, Wang Y Y, et al. Research on path planning method of solid backfilling and pushing mechanism based on adaptive genetic particle swarm optimization. *Mathematics*, 2024, **12**(3): Article No. 479
 - 20 Feng J X, Sun C L, Zhang J H, Du Y, Liu Z G, Ding Y M. A UAV path planning method in three-dimensional space based on a hybrid gray wolf optimization algorithm. *Electronics*, 2024, **13**(1): Article No. 68
 - 21 Chen C, Chen J, Xin B. Hybrid optimization of dynamic deployment for networked fire control system. *Journal of Systems Engineering and Electronics*, 2013, **24**(6): 954–961
 - 22 Zhou Hong-Yu, Wang Xiao-Gang, Shan Yong-Zhi, Zhao Ya-Li, Cui Nai-Gang. Synergistic path planning for multiple vehicles based on an improved particle swarm optimization method. *Acta Automatica Sinica*, 2022, **148**(11): 2670–2676
(周宏宇, 王小刚, 单永志, 赵亚丽, 崔乃刚. 基于改进粒子群算法的飞行器协同轨迹规划. *自动化学报*, 2022, **148**(11): 2670–2676)



刘富樯 重庆大学机械与运载工程学院副教授. 2015 年获得西北工业大学博士学位. 主要研究方向为机器人系统设计, 博弈决策与容错控制. 本文通信作者.

E-mail: liufq@cqu.edu.cn

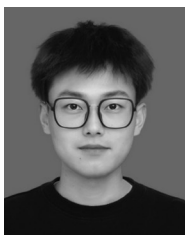
(LIU Fu-Qiang Associate professor at the College of Mechanical and Vehicle Engineering, Chongqing University. He received his Ph.D. degree from Northwestern Polytechnical University in 2015. His research interest covers robotic system design, game decision making and fault-tolerant control. Corresponding author of this paper.)



刘中阳 重庆大学机械与运载工程学院硕士. 2021 年获得吉林大学学士学位. 主要研究方向为智能设备决策规划.

E-mail: liuzhongyang0323@163.com

(LIU Zhong-Yang Master student of the College of Mechanical and Vehicle Engineering, Chongqing University. He received his bachelor degree from Jilin University in 2021. His main research interest is intelligent equipment decision planning.)



周 伦 重庆大学机械与运载工程学院博士研究生. 2023 年获得石河子大学硕士学位. 主要研究方向为智能设备决策规划和深度强化学习.

E-mail: Lunz0630@163.com

(**ZHOU Lun** Ph.D. candidate at the College of Mechanical and

Vehicle Engineering, Chongqing University. He received his master degree from Shihezi University in 2023. His research interest covers intelligent equipment decision planning and deep reinforcement learning.)



皮阳军 重庆大学机械与运载工程学院教授. 2010 年获得浙江大学博士学位. 主要研究方向为分布式参数系统的控制, 智能无人系统和振动控制.

E-mail: cqpp@cqu.edu.cn

(**PI Yang-Jun** Professor at the College of Mechanical and Vehicle

Engineering, Chongqing University. He received his Ph.D. degree from Zhejiang University in 2010. His research interest covers control of distributed parameter systems, intelligent unmanned systems, and vibration control.)



蒲华燕 重庆大学机械与运载工程学院教授. 2011 年获得华中科技大学博士学位. 主要研究方向为智能无人系统, 振动控制和机器人学.

E-mail: phygood_2001@shu.edu.cn

(**PU Hua-Yan** Professor at the College of Mechanical and Vehicle

Engineering, Chongqing University. She received her Ph.D. degree from Huazhong University of Science and Technology in 2011. Her research interest covers intelligent unmanned systems, vibration control, and robotics.)



罗 均 重庆大学机械与运载工程学院教授. 2000 年获得上海交通大学博士学位. 主要研究方向为人工智能, 传感技术, 智能无人系统和特种机器人. E-mail: luoj@cqu.edu.cn

(**LUO Jun** Professor at the College of Mechanical and Vehicle En-

gineering, Chongqing University. He received his Ph.D. degree from Shanghai Jiao Tong University in 2000. His research interest covers artificial intelligence, sensing technology, intelligent unmanned systems, and special robotics.)