



国防科技大学学报

Journal of National University of Defense Technology

ISSN 1001-2486, CN 43-1067/T

《国防科技大学学报》网络首发论文

题目: 动态武器目标分配的实时滚动优化
作者: 刘钢, 瞿紫莹, 陈坚瑞, 黄冬, 何文, 李武
收稿日期: 2025-03-31
网络首发日期: 2025-12-08
引用格式: 刘钢, 瞿紫莹, 陈坚瑞, 黄冬, 何文, 李武. 动态武器目标分配的实时滚动优化[J/OL]. 国防科技大学学报.
<https://link.cnki.net/urlid/43.1067.t.20251205.1600.002>



网络首发: 在编辑部工作流程中, 稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定, 且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式(包括网络呈现版式)排版后的稿件, 可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定; 学术研究成果具有创新性、科学性和先进性, 符合编辑部对刊文的录用要求, 不存在学术不端行为及其他侵权行为; 稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准, 正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性, 录用定稿一经发布, 不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容, 只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

出版确认: 纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊(光盘版)》电子杂志社有限公司签约, 在《中国学术期刊(网络版)》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版, 以单篇或整期出版形式, 在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊(网络版)》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物(ISSN 2096-4188, CN 11-6037/Z), 所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

doi: 10.11887/j.issn.1001-2486.25030032

动态武器目标分配的实时滚动优化

刘钢¹, 瞿紫莹¹, 陈坚瑞¹, 黄冬¹, 何文¹, 李武^{2*}

(1. 湖南理工学院 信息科学与工程学院, 湖南 岳阳 414006; 2. 湖南民族职业学院, 湖南 岳阳 414000)

摘要: 为有效应对战场环境中目标动态变化与突发事件, 提出一种基于实时滚动机制的动态武器目标分配方法。建立了基于累积毁伤概率的分配模型和以最短作战完成时间为目标的武器调度模型。在算法方面, 针对可用武器数目随时间变化的特点, 提出了一种变长向量编码的离散粒子群优化 (variable length coding discrete particle swarm optimization, VLC-DPSO) 算法, 通过复制最优解片段的方式进行离散寻优, 并结合遗传算法优化武器调度序列, 实现分配与调度的分层闭环优化。仿真实验表明, 在小规模和大规模作战场景中, 与传统遗传和粒子群算法相比, VLC-DPSO 算法的分配方案打击效果更优, 特别在大规模场景中优势明显。同时, 随机引入新目标的实验验证了所提方法在应对战场突发事件时的良好适应性。

关键词: 动态武器目标分配; 实时滚动; 分层求解; 离散粒子群优化算法

中图分类号: TJ765 文献标志码: A

Real-time rolling optimization of dynamic weapon target assignment

LIU Gang¹, QU Ziyang¹, CHEN Jianrui¹, HUANG Dong¹, HE Wen¹, LI Wu^{2*}

(1. School of Information Science and Engineering, Hunan Institute of Science and Technology, Yueyang, 414006, China; 2. Hunan Vocational College for Nationalities, Yueyang 414000, China)

Abstract: To effectively address dynamic target variations and emergencies in battlefield environments, a DWTA (dynamic weapon target assignment) method based on a real-time rolling mechanism was proposed. An allocation model based on the cumulative probability of destruction and a weapons scheduling model aiming at the shortest operational completion time were established. To adapt to the time-varying availability of weapons, a VLC-DPSO (variable length coding discrete particle swarm optimization) algorithm was introduced, utilizing discrete optimization through copying optimal solution segments. Moreover, a hierarchical closed-loop optimization of assignment and scheduling was achieved by integrating the genetic algorithm for weapon scheduling sequence optimization. Simulation experiments show that the proposed VLC-DPSO algorithm achieves better strike effects in both small-scale and large-scale scenarios than traditional genetic algorithm and particle swarm optimization algorithm, especially showing significant advantages in large-scale scenarios. Furthermore, experimental scenarios with randomly introduced new targets verify the proposed method's robust adaptability to battlefield emergencies.

Keywords: dynamic weapon target assignment; real-time rolling; hierarchical solution ;discrete particle swarms optimization algorithm

收稿日期: 2025-03-31

基金项目: 湖南省自然科学基金资助项目 (2024JJ5173, 2023JJ50047); 湖南省教育厅科学研究资助项目 (23A0494);

第一作者: 刘钢 (1983—), 男, 湖南岳阳人, 副教授, 博士, 硕士生导师, E-mail: liugang@hnist.edu.cn

* 通信作者: 李武 (1977—), 男, 湖南岳阳人, 教授, 博士, 硕士生导师, E-mail: 4350594@qq.com

引用格式: 刘钢, 瞿紫莹, 陈坚瑞, 等. 动态武器目标分配的实时滚动优化[J]. 国防科技大学学报

Citation: LIU G, QU Z Y, CHEN J R, et al. Real-time rolling optimization of dynamic weapon target assignment[J]. Journal of National University of Defense Technology

随着现代战争形态向信息化、智能化方向快速演变,武器目标分配问题面临严峻挑战,其关键在于构建实时响应战场环境动态演变的动态分配机制。在此背景下,动态武器目标分配(dynamic weapon target assignment, DWTA)已成为现代军事运筹学的重要研究方向。

当前 DWTA 的主流研究范式通常将连续作战过程离散为多个决策阶段,在每个阶段内基于最新战场数据建立静态武器目标分配(static weapon target assignment, SWTA)模型,通过多轮迭代逐步实现作战目标^[1-5]。李梦杰^[6]等综述了动态武器目标分配研究的基础,归纳和分析了基于不同优化目标的武器目标分配模型,凝练了多阶段的 DWTA 建模的方法。Lai^[7]等考虑了若干阶段的武器目标分配,并用数学规划模型对若干阶段内的武器目标分配问题建模。Kong^[8]等建立了一个多阶段的 DWTA 模型,该模型包含两个实际且相互冲突的目标,即最大化作战效益和最小化武器成本。然而,此类方法本质上仍是用静态模型处理动态过程,难以完整反映战场态势随时间演变的连续性特征。

现代战争具有高动态性和强不确定性,作战中常出现如新目标突现、拦截失败等随机事件,迫切需要系统快速响应战场态势并动态调整分配方案。Silav^[9]等提出了一种面向动态武器-目标分配的双目标优化模型,考虑了交战顺序的稳定性。Mei^[10]等针对多平台协同目标分配问题,提出了多平台协同滚动分配方法用于解决 DWTA 问题。Zhu^[11]等提出了一种基于滚动时域优化和边际效益重编程的双层动态反导武器目标分配模型,以实现对战场环境中静态和动态不确定性的快速影响,同时,设计了一种基于混合迁移和变异的改进的双层递归算法,以快速有效地优化模型目标函数。上述模型考虑了作战过程的随机性,但现有研究较少,没有形成系统理论。

在求解算法方面,Lloyd^[12]等于 1986 年通过 NP 完备性证明揭示:随着目标与武器规模扩展,精确算法的计算复杂度呈指数级增长,难以满足战场实时性需求。在此背景下,集群智能算法凭借其自组织寻优特性,在武器目标分配问题求解中展现出显著优势,已成为求解 DWTA 问题的主流算法^[13-15]。还有相关研究者利用遗传算法优化防空火力规划,通过改进机制提升算法收敛效果^[16-17]。徐浩^[19]等融合单/双势阱位置更新与动态领导粒子选择机制,仿真表明该算法在求解 WTA 问题时实时性较高,收敛性较好。

针对 WTA 问题的解分布在离散空间内这一特点,有许多学者将集群智能算法进行了离散化。褚凯轩^[20]等聚焦人工蜂群算法的早熟收敛缺陷,创新性引入武器-目标组合库初始化策略,并结合动态搜索方向调整机制增强算法跳出局部最优能力。周思羽^[21]等发现传统离散算法存在收敛迟滞问题,其提出的非线性权重调节策略,通过动态平衡全局探索与局部开发,有效减少了大规模决策问题的求解迭代次数。Lee^[22]等突破传统多阶段离散建模思维,通过融合进化博弈论与连续时间域分析,为解决 DWTA 问题提供了新的视角。WTA 问题是典型的组合优化问题,现有研究虽然采用了多种算法进行求解,却未从 DWTA 问题的编码特点入手进行针对性改进,尽管对连续型算法进行了离散化,但本质上仍然局限于数值上向最优解靠近的范畴。

基于上述问题,本文提出一种实时滚动动态分配机制。该方法通过在固定时域内执行当前最优方案,并根据战场动态事件进行周期性调整,实现对目标突发、提前击毁等情形的快速响应。为更好地适应作战中武器资源的时变性,并设计了一种变长向量编码的离散粒子群算法(variable length coding dpso, VLC-DPSO),并引入最优片段复制策略,以克服传统粒子群算法在离散问题中的线性编码偏差。

1 基于累积毁伤概率的 DWTA 模型

1.1 基于毁伤累积的 DWTA 数学模型

假设在作战初始有 M 个武器系统拦截 N 个空中目标,传统基于最大毁伤的武器目标分配模型目标函数如式(1)所示。

$$F_1(X) = \min \sum_{j=1}^N \sum_{i=1}^M V_{ij} \left[\prod_{i=1}^M (1 - P_{ij})^{x_{ij}} \right] \quad (1)$$

其中, P_{ij} 表示武器 i 对目标 j 毁伤概率, X 为分配决策矩阵, V_{ij} 表示目标 j 对武器 i 的威胁值。该模型的目标函数未考虑作战过程中的目标完整度, P_{ij} 指的是目标 j 完好时,武器 i 对目标 j 的毁伤概率。但在实际作战过程中,目标的完整度随着打击次数的增加而降低,武器对目标的毁伤概率应该比目标完好时更高。考虑目标完整度对武器毁伤概率的影响,以武器对目标的累积毁伤概率作为目标函数进行武器目标分配。指数型

毁伤积累模型可以通过适当改变积累强度系数，反映广泛类型的目标累积毁伤，指数型累积毁伤概率的表达式为^[23]:

$$P(x) = 1 - \exp(kqs \frac{x}{x-u}) \quad (2)$$

其中， q 为弹药的单发杀伤力， s 为弹药单发命中概率， k 为毁伤积累强度系数，反映目标的“硬度”， x 为分配的该类型武器数目， u 为调整参数，一般略高于编队可携带的该种弹药总量的定值。

考虑目标与武器系统之间的距离对毁伤概率的影响，随着武器接近目标，其受环境因素影响所产生的命中偏差减小，毁伤概率相应增大。将距离变量 d 加入毁伤概率表达式中，在保留 x 与 P 之间的变化关系的前提下，使 P 随着 d 的减小而增大。由于 d 对比式(2)中其他元素通常为一个极大值，直接使用 d 的值进行计算将导致 P 为一个极小值，故引入缩放因子 c ，以 $\frac{c}{d}$ 调整距离 d

的值，使得所得 P 的值在合理的(0,1)区间内。用 E 表示累积毁伤系数， $E = f(k, q, s)$ ，改进的指数型累积毁伤模型的表达式如式(3)所示。

$$P(x, d) = 1 - \exp\left(E \frac{x}{d(x-u)} \cdot c\right) \quad (3)$$

图1为 E 和 u 恒定时，目标与武器在不同距离下的累积毁伤概率随武器数目的变化曲线。由图1可知，武器对目标的累积毁伤概率随武器数 x 增大或距离 d 减小时上升。说明了改进的累积毁伤概率计算方法的合理性。

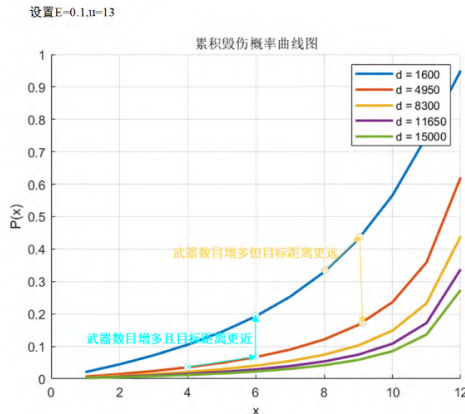


图1 不同距离下目标累积毁伤概率示意图

Fig.1 Schematic diagram of the cumulative damage probability of the target at different distances

假设不同武器之间的毁伤概率是相互独立的，将指数型累积毁伤模型代入传统最大毁伤模型，以目标的威胁值与其累积生存概率的乘积最小为优化目标进行武器目标分配，同时，为了避免过度毁伤造成的弹药资源浪费，根据目标的威胁程度设置了自适应目标最多可被分配武器数目约束，建立基于累积毁伤的DWTA数学模型如式(4)和式(5)所示。

$$\min F(x) = \sum_{j=1}^N V_j \left[\exp\left(\sum_{i=1}^M E_{ij} c_{ij} \frac{x_{ij}}{d_{ij}(x_{ij} - u_j)}\right) \right] \quad (4)$$

$$s.t. \begin{cases} \sum_{j=1}^N x_{ij} \leq Q_i \\ 1 \leq \sum_{i=1}^M x_{ij} \leq \max \text{num}_j \end{cases} \quad (5)$$

其中， Q_i 为武器系统 i 的可用武器总数， $\max \text{num}_j$ 表示目标 j 最多可被分配武器数目。目标最多可被分配武器数目的方法如图2所示，通过将目标威胁值升序排列，计算威胁差值较大的若干元素，从而确定每个目标最多可分配的武器数量。

2 基于最优分配方案的武器调度模型

假设武器每次拦截需要恒定的准备时间，即转火时间窗 Δc_1 。防空武器的最大射程和最小射程分别用 $r_{\max i}$ 和 $r_{\min i}$ 表示。定义武器可对目标进行拦截的时间区域为武器的拦截时间窗，用 $[ts_{ij}, te_{ij}]$ 表示^[9]，其中 ts_{ij} 表示最早可拦截时间， te_{ij} 表示最晚可拦截时间。

用 Δ_{ij} 表示武器完成一次拦截所需时间，其可分为射击准备时间与敌我目标相遇时间。假设交战在 ρs_{ij} 时刻开始，则交战持续时间 Δ_{ij} 和交战结束时间 ρe_{ij} 的公式分别如式(6)和式(7)所示。

$$\Delta_{ij} = \frac{d_{ij} - (\rho s_{ij} + \Delta c_1) v_j}{v_i + v_j} + \Delta c_1 \quad (6)$$

$$\rho e_{ij} = \rho s_{ij} + \Delta_{ij} \quad (7)$$

根据传统“射击-观察-射击”(shoot-look-shoot, SLS)作战原则,对空中目标完成一次打击之前,不会对空中目标进行新的武器攻击。图2展示了多武器打击同一目标的三种打击方式,图2(a)所示齐射打击,将所有武器在同一时刻发射,可能导致不必要的资源浪费。图2(b)所示为传统“SLS”作战原则,这种方式将导致

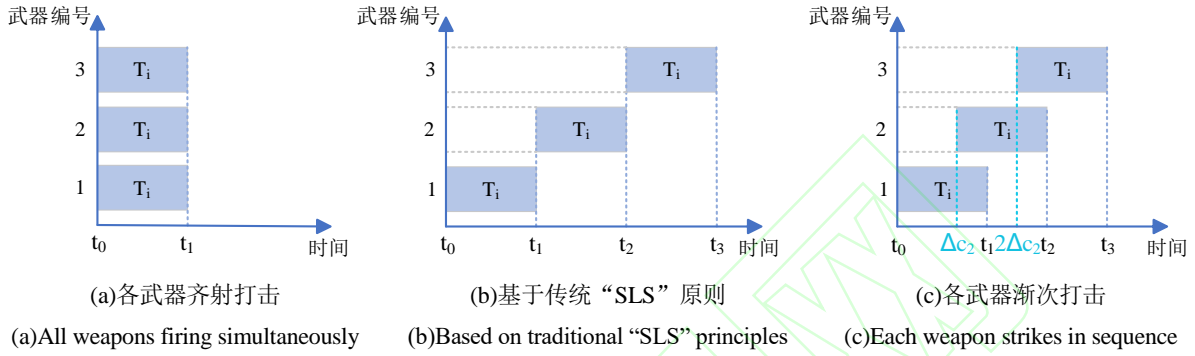


图2 多武器协同打击方法

Fig.2 Multi-weapon cooperative strike method

如图2所示,在 t_1 时刻进行战场态势评估,若判断目标被武器1击毁,方法b和方法c仅消耗1个武器,明显在资源消耗方面优于方法a。若判断目标未被武器1击毁,相较于方法b,方法c中武器2对目标的打击开始时间早于方法b,更加节省作战时间。

定义集合 G_j 为分配给目标 j 的所有武器集合。

$$G_j = \{i \in M : X_{ij} = 1\} \quad (8)$$

根据所获得全局最优分配方案和目标拦截时间窗,可确定防空武器的调度序列 S 。以最小化作战总时间为目标,建立数学模型如下。

其中,约束1表示必须在打击时间窗内对目标进行打击,约束2确保了不同武器到空中目标的射击满足要求时间间隔, σ_{iq} 代表了武器 i 和武器 q 的调度顺序, $i, q \in W_j$,计算方式如式(11)所示。

$$F_2(S) = \min \left(\max_{i \in M, j \in N} \{ \rho e_{ij} \} \right) \quad (9)$$

$$s.t. \begin{cases} ts_{ij} \leq \rho s_{ij} < \rho e_{ij} \leq te_{ij} \\ \sigma_{iq} (\rho s_{ij} + \Delta c_2) \leq \rho s_{qj}, \forall i, q \in G_j \end{cases} \quad (10)$$

空闲武器一直处在等待状态,可能错失最佳作战时机。为克服上述两种方式的局限性,本文对“SLS”原则进行改进,设置图2(c)所示的多武器协同打击方式,即对于打击同一个目标的多个武器,前后两个武器的作战开始时间间隔为 Δc_2 。该方法在一定程度上兼顾了资源消耗和作战时效。

$$\sigma_{iq} = \begin{cases} 1, & \text{武器} i \text{ 先于武器 } q \text{ 被调度} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (11)$$

3 实时滚动动态武器目标分配机制

3.1 实时滚动动态分配原理

在实际的作战情景中,武器资源的分配可能会随着战场情况的变化而有所调整,实时滚动分配使得作战团队能够根据当前的目标优先级和武器资源状况,灵活地调整武器目标分配方案^[10-11]。

基于实时滚动分配的动态武器目标分配原理可描述如下。根据初始战场态势生成在预测时域内的全局最优分配方案,并按照该方案执行一个时域,完成一次向前滚动。根据该时域的打击结果和出现的战场不确定因素,重新收集战场态势信息,并以此作为依据反馈调整全局最优分配方案,在下一时域执行新生成的全局最优分配方案,再向前滚动一个时域。上述过程循环进行,直至作战任务完成。实时滚动分配的示意图如图3所示。

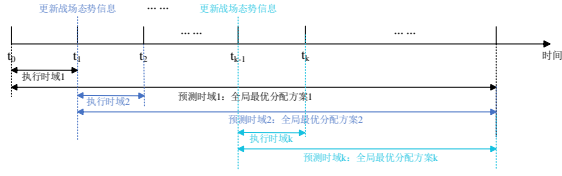


图 3 实时滚动分配示意图

Fig.3 Schematic diagram of real-time rolling allocation

3.2 动态反馈调整机制

采用实时滚动分配的方法将全局分配方案的执行时间限定为一个执行时域，对于第 k 个执行时域，其涉及的目标可以分为三个目标集，即已击毁目标集 $T_{destroy}$ 、未击毁目标集 T_{exist} 和新出现目标集 T_{new} 。其中 T_{exist} 包括被打击但未被击毁的目标和已经分配武器但未被打击的目标两类目标。其涉及的武器可分为三个武器集，即可用武器集 W_{free} （原本需要打击的目标已被击毁和已结束作战任务的武器），锁定武器集合 W_{lock} （正在进行打击任务的武器），有任务集 $W_{assigned}$ （已指定目标但未开始执行打击任务的武器）。

对于集合 $T_{destroy}$ 中的目标，需要对分配给该类目标的武器进行火力转移。对于集合 T_{new} 中的目标，将集合 W_{free} 中的武器分配给该类目标，若没有可用武器，则对整体分配方案进行调整。不失一般性，以时域 k 为例，基于实时滚动机制的动态武器目标分配问题求解如图 4 所示。

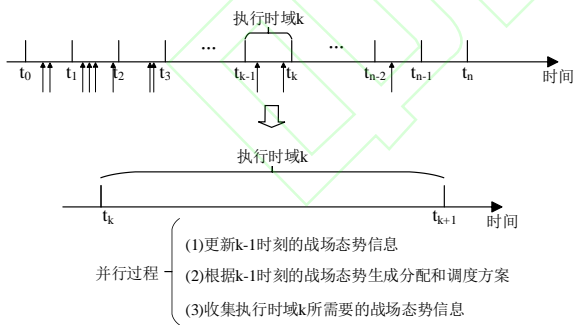


图 4 基于实时滚动机制的动态武器目标分配问题求解

Fig.4 Solution to the dynamic weapon-target allocation problem based on the real-time rolling mechanism

在时域 k 内有三项并行的任务：

1) 更新战场态势信息。根据时域 $k-1$ 的打击结果，更新目标集 $T_{destroy}$ 、 T_{exist} 和武器集 W_{free} 、 W_{lock} 、 $W_{assigned}$ ；根据雷达探测到的新目标信息，将时域 $k-1$ 中新出现的目标加入目标集 T_{new} 。

2) 执行生成的全局最优分配方案。根据生成的全局最优分配方案，确定各武器的调度时间，按照武器调度顺序将全局最优分配方案执行一个时域，完成一次向前滚动。

3) 收集下一时域所需要的战场态势信息。利用雷达收集当前时域 k 出现的新目标的信息，则保留目标信息，在下一时域对新目标进行分配。

3.3 实时滚动动态分配机制

基于实时滚动机制的动态武器目标分配模型可分为基于累积毁伤的 DWTA 数学模型、以作战结束时间最早为目标武器调度模型和基于实时滚动的动态分配机制三部分。实时滚动机制以“预测时域：生成全局最优分配方案—执行时域：执行全局最优分配方案，完成一次向前滚”的动态闭环机制，根据执行时域的打击结果和战场突发情况，不断对全局最优分配方案进行调整，实现对战场变化的动态响应。每次执行决策前，需要基于累积毁伤的 DWTA 数学模型获取当前预测时域内的最优分配方案，再以作战结束时间最早为目标生成分配方案对应的武器调度序列，以“分配—调度”闭环优化实现对动态武器目标分配问题的分层求解。基于实时滚动机制的动态武器目标分配模型的架构如图 5 所示。

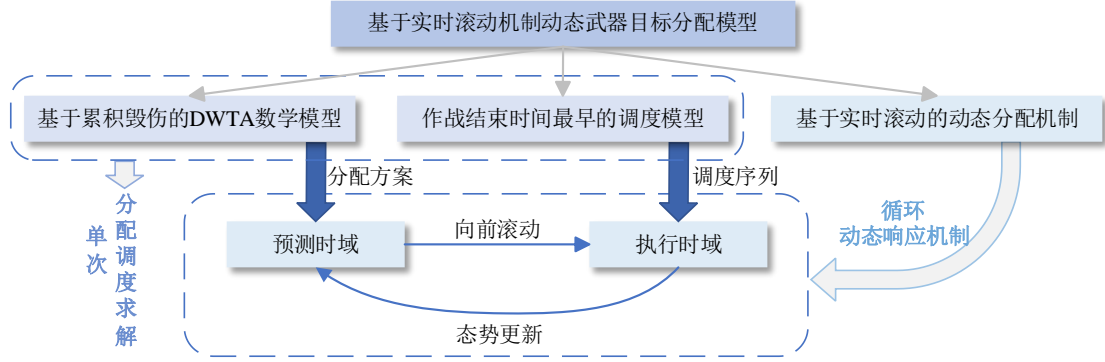


图5 基于实时滚动机制的动态武器目标分配架构图

Fig.5 Architecture diagram of dynamic weapon-target allocation based on the real-time rolling mechanism

4 基于实时滚动机制的 DWTA 模型求解

4.1 非固定预测时域确定

针对动态武器目标分配问题中战场态势时变特性导致的预测时域设定难题，提出基于态势感知的非固定时域确定方法。本方法摒弃传统人为设定固定时域的模式，通过实时解析战场态势参数，包括目标数量、空间分布及运动状态等，动态调整参与分配的武器资源规模，转而将武器集群对目标打击的全过程周期作为预测时域的本体，使所有武器完成其分配任务的时间集合自然构成滚动优化的时域边界。这种设计一定程度上解除了时域长度的主观预设约束，增强了战术决策的时效边界自适应性。非固定时域确定的思维图如图6所示。

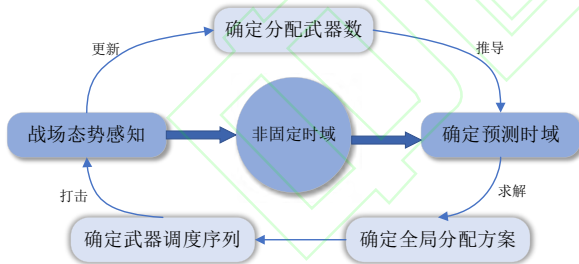


图6 非固定时域的确定示意图

Fig.6 Schematic diagram of the determination of the non-fixed time domain

4.2 基于 VLC-DPSO 算法的分配求解

1) 变长向量编码设计

针对动态重分配过程中武器系统可用资源量的时变特性，提出基于变长向量编码的适应性建模方法，以各武器系统当前实际可用武器数量为粒子维度基准，设计动态伸缩的编码结构。这种编码机制既避免了固定维度编码产生的冗余变量或维度缺失问题，又能精准表征异构武器系统的动态作战能力，从而提升算法对战场不确定性

的响应精度与资源调度方案的物理可行性。

如图7所示，考虑 M 个武器系统分别携带若干数目同类型导弹，有 N 个空中目标，考虑武器对目标的累积毁伤概率，为满足武器可用性约束，采用向量编码方式 $X = (X_i)_{1 \times \text{sum}M}$ 表示武器目标分配方案。其中 $\text{sum}M$ 表示当前时刻所有武器系统当前可用的武器数之和，当前各武器系统可用的武器数目分别用 $\{m_1, m_2, \dots, m_M\}$ 表示。图中武器系统 M 的第一个武器指向 T_k ，表示将该武器分配给目标 T_k ，则在分配向量中 $X_r = T_k$ ，其中 $r = m_1 + m_2 + \dots + m_{M-1} + 1$ ， T_k 表示目标 k 的编号。

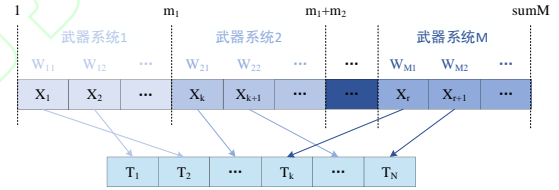


图7 可变编码示意图

Fig.7 Schematic diagram of the variable encoding

2) 基于 VLC-DPSO 算法的分配方案求解

基于图7所示的向量编码方式表示粒子，提出了基于变长向量编码的离散粒子群算法（VLC-DPSO）。如图7所示，由于粒子中的元素仅表示目标编号，寻找最优分配方案的问题本质上是一个组合优化问题，其解空间具有离散特性，而传统粒子群算法针对连续空间进行求解。

传统的粒子群（particle swarm optimization, PSO）算法在寻优过程中通常赋予目标编号以强线性相关性，即认为编号接近的目标在搜索空间中距离更近。例如，假设当前最优组合中武器打击目标3为最佳，PSO算法会倾向于选择编号靠近3的目标进行下一步寻优。然而，这种线性关系实际上是无意义的，因为目标编号仅代表序号，与目标真实的适应度值并无必然联系。真正影响

寻优过程的是目标本身的属性而非其编号的先后顺序。

通过将粒子群算法的寻优机制分为社会学习、个体学习与自身惯性学习三个部分，并通过复制最优解片段的方式对算法进行离散化改进，可以有效消除上述强线性相关性。这种离散化方法适用于多武器系统向多个目标发射单个武器的作战场景。

而本文构建的以累积毁伤最大化为目标的 DWTA 模型中，采用实时滚动分配方式，对各武器系统内多个武器进行分配。由于目标函数仅与分配给目标的武器数量有关，因此，向量编码中同一武器系统内部目标的编号顺序并不影响方案的优劣，不同排列可能对应相同的毁伤效能值。若直接复制最优解片段而不加调整，种群可能仅收敛至编号一致的排列方案，而非真正的全局最优分配方案。通过上述分析，在继承片段复制策略全局寻优能力的基础上，设置了一种目标编号无关的局部扰动更新机制，从而构建更贴合问题数学特性的高效求解算法。在完成粒子完成社会学习、个体学习、自身惯性学习之后，随机选取一个武器系统，打乱其目标分配次序，以此消除直接复制最优解片段带来的顺序影响，增强种群的多样性，避免早熟收敛。VLC-DPSO 算法流程图如图 8 所示。

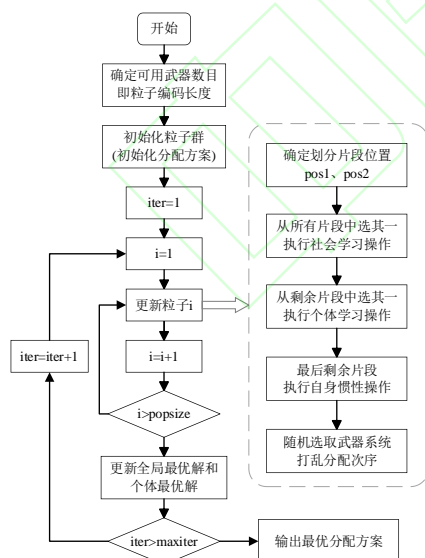


图 8 VLC-DPSO 算法流程图

Fig.8 Flow chart of the VLC-DPSO algorithm

4.3 基于遗传算法的调度序列确定

根据粒子群算法生成的全局最优分配方案，确定各武器的调度序列。在确定各武器调度的过

程中，需要满足各武器系统转火约束和渐次打击目标的时间约束，以最小化各武器系统打击结束时间为目标，用遗传算法求解调度序列。基于遗传算法的调度序列求解步骤如下：

步骤 1: 获取武器—目标分配方案；

步骤 2: 随机初始化种群，即随机生成各武器的调度序列；

步骤 3: 判断是否达到最大迭代次数，若是则输出最优调度方案，否则，计算种群中个体的适应度，即确定所有武器系统的作战最晚结束时间，个体适应度值的计算如步骤 4~步骤 7 所示；

步骤 4: 确定各武器系统打击第一个目标的最早打击时间，各武器系统上一次发射武器的时间以及其对应目标上一次被打击的开始时间；

步骤 5: 在满足各武器系统转火约束和渐次打击目标的时间约束下，确定各武器系统打击第一个目标的起始时间，持续时间和结束时间；

步骤 6: 更新各武器系统上一次发射武器的时间以及其各目标上一次被打击的开始时间，以此确定各武器系统打击下一个目标的起始时间，持续时间和结束时间；

步骤 7: 重复步骤 6，直到确定所有武器的打击时间，转步骤 8；

步骤 8: 确定最优个体，即当前最优调度序列；

步骤 9: 进行父代选择，即在当前种群中随机选择两个个体作为候选个体，将更优的个体加入父代中；

步骤 10: 进行交叉操作，确定子种群，即随机选取两个父代个体，将其作为子代个体的初值，随机选择一个武器系统，以一定概率确定是否交换两个子代个体的该武器系统的调度方案；

步骤 11: 对子种群进行变异操作，以一定概率确定是否执行变异操作，随机选取一个武器系统，交换该武器系统中的两个目标的打击顺序；

步骤 12: 合并初始种群和子种群，以精英选择策略保留更优的个体，得到新种群，转步骤 3。

4.4 基于实时滚动机制的 DWTA 分层求解

基于实时滚动机制的动态武器目标分配模型通过“分配—调度”闭环优化实现对动态武器目标分配问题的分层求解。图 9 为基于实时滚动机制的 DWTA 分层求解示意图。

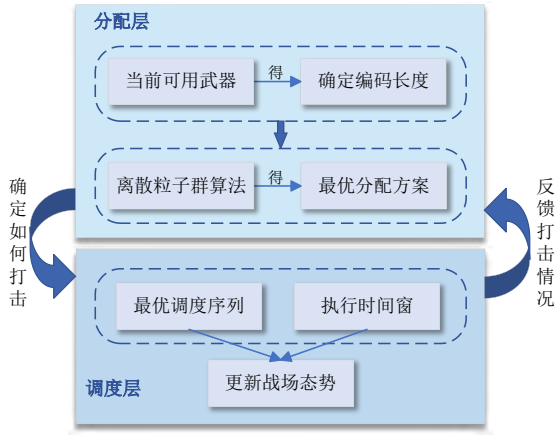


图9 基于实时滚动机制的DWTa分层求解方法

Fig.9 Hierarchical solution method for DWTa based on the real-time rolling mechanism

5 仿真实验与分析

5.1 多武器系统协同防空作战

以多类型武器系统分别携带若干数目导弹，对来袭空中目标无人机群发起反攻为背景，将作战双方看作质点，根据带有反馈校正机制的动态武器目标分配模型，每次对分配方案进行调整时，需要对此时的战场态势进行评估，实时反映目标的威胁信息。根据上述作战场景，考虑目标的速度和其与武器系统的距离，建立目标威胁评估函数如下：

1) 速度威胁评估

$$T_{v_{ij}} = 1 - e^{-av_{ij}} \quad (12)$$

2) 距离威胁评估

$$T_{r_{ij}} = \begin{cases} 1, & 0 \leq r_{ij} \leq r_1 \\ 1 - \left(\frac{r_{ij} - r_1}{r_3 - r_1} \right)^2 \times 0.2, & r_1 < r_{ij} \leq r_2 \\ \left(\frac{r_3 - r_1}{r_3 - r_2} \right)^2 \times 0.8, & r_2 < r_{ij} \leq r_3 \\ 0, & r_{ij} > r_3 \end{cases} \quad (13)$$

式中 r_1 为武器 i 的最小打击距离， r_3 为武器 i 的最大打击距离， r_2 为 r_1 和 r_3 中间的值，这里取 $r_2 = \frac{r_1 + r_3}{2}$ 。

根据基于累积毁伤概率的 WTA 模型，累积

毁伤系数 $E = f(k, q, s)$ 与武器杀伤力 q 、命中率 s 和目标硬度系数 k 有关。通过随机生成目标硬度系数，考虑武器速度对武器杀伤力和命中率的影响，建立武器杀伤力、命中率和武器速度之间的映射函数 $f(q, s) = (1 - \frac{1}{1 + v/100})$ ，得到不同类型武器对同一目标的不同累积毁伤系数 $E = k \cdot f(q, s)$ 的变化曲线如图 10 所示。

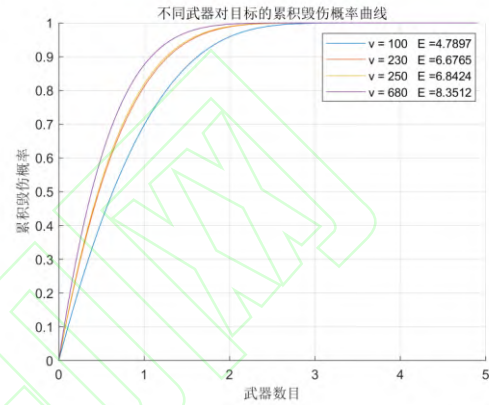


图10 累积毁伤系数变化曲线

Fig.10 Cumulative damage coefficient variation curve

如图所示，对同一硬度的目标，打击目标的武器速度越大，其对目标的累积毁伤系数越大，这说明对同一类型目标，速度越大的武器对目标的毁伤越大，符合作战实际。

5.2 实验环境与实验参数设置

实验仿真硬件环境为 Intel(R) Core(TM) i7-10700 CPU 2.90GHz, 8GB 内存的 PC 机，使用 matlab2022(a)编程环境。以上述作战环境为背景进行实验，各武器装备的参数，参照各种文献资料中已经公开的参数进行计算。表 1 为所涉及到的武器和目标的相关参数^[9]。

表 1 防空武器系统和空袭目标参数

Tab.1 Parameters of air defense weapon systems and air raid targets

名称	$v/(m \cdot s^{-1})$	r_{min}/m	r_{max}/m
武器 1	850	1,200	16,000
武器 2	680	1,200	18,000
武器 3	986	1,200	15,000
武器 4	680	1,200	20,000
目标 1	306		
目标 2	221		
目标 3	270		

目标 4	238
目标 5	640
目标 6	550

利用 VLC-DPSO 算法求解多导弹动态目标分配问题, 其编码长度由各武器系统可用武器数目总和决定。设置 4 个武器系统, 其初始可用武器数目均为 5, 对 10 个目标进行武器分配, 以下称为 $4 \times 5 \times 10$ 小规模作战场景。同时设置 4 个武器系统, 其初始可用武器数目均为 10, 对 20 个目标进行武器分配的作战场景, 以下称为 $4 \times 10 \times 20$ 大规模作战场景。在这两种不同规模的作战场景下, 将 VLC-PSO 算法与传统 GA 和 PSO 算法对比, 以验证 VLC-PSO 算法在不同规模场景下的稳定性。

表 2 算法对比实验分组情况

Tab.2 Grouping situations of the algorithmic comparison experiments

测试分组	可用武器数	目标数
小规模	[5,5,5,5]	10
	[4,4,3,4]	10
大规模	[10,10,10,10]	20
	[8,7,7,6]	20

在进行重分配时, 由于各武器系统中的部分武器被占用, 此时可用武器相应减少, 编码缩短。为验证编码动态调整时 VLC-DPSO 算法的有效性保持, 不失一般性, 分别将 $4 \times 5 \times 10$ 小规模

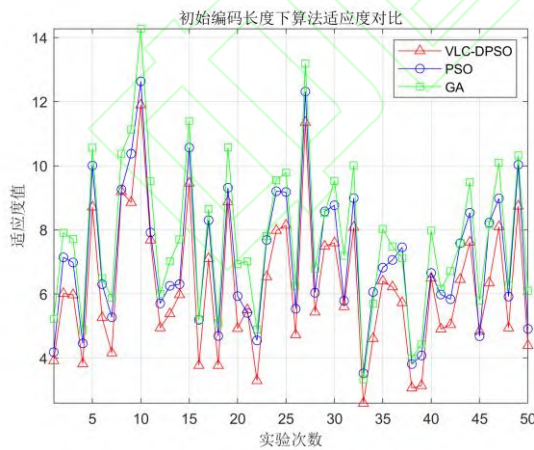
和 $4 \times 10 \times 20$ 大规模作战场景下的各武器可用武器数目进行调整, 再将 VLC-PSO 算法与传统 GA 和 PSO 算法对比。表 2 为算法对比实验的分组设置情况。

为验证所提模型对目标被提前击毁、新目标突然出现等战场突发情况的应对能力, 在 $4 \times 5 \times 10$ 小规模作战场景下, 引入 5 个新出现的空中威胁目标, 其出现时间随机分布在 10~30s 区间内, 采用 VLC-DPSO 算法求解该动态武器目标分配问题, 输出各阶段分配结果和打击情况。

5.3 实验结果与分析

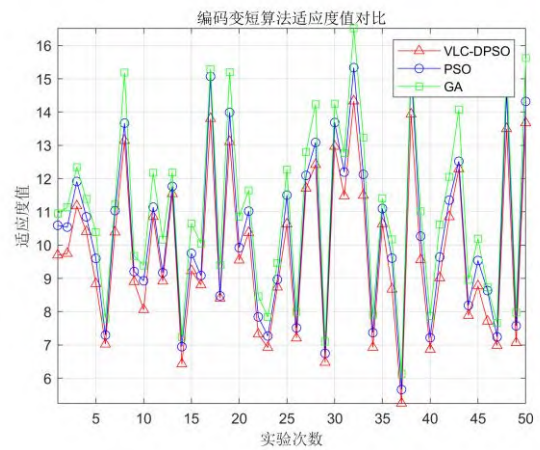
对两种规模下的不同编码长度, 分别进行了 50 次独立重复实验, 从算法的适应度对 VLC-DPSO 算法与传统 GA 和 PSO 算法的性能进行比较。

图 11 和图 12 为不同战场规模下达到迭代终止条件时, 各算法运行 50 次分别得到的最优适应度值。如图 11 所示, 在小规模作战场景中, 初始编码长度和编码缩短后, VLC-DPSO 算法的最优适应度均优于 GA 和 PSO 算法。如图 12 所示, 在大规模作战场景中, 初始编码长度和编码缩短后, VLC-DPSO 算法的最优适应度均优于 GA 和 PSO 算法。且与小规模作战场景相比, VLC-DPSO 算法的优越性更显著。表 3 为两种规模下的算法对比实验结果统计表。



(a)初始编码长度下固定迭代次数

(a)Experimental results of fixed iteration times under initial encoding length

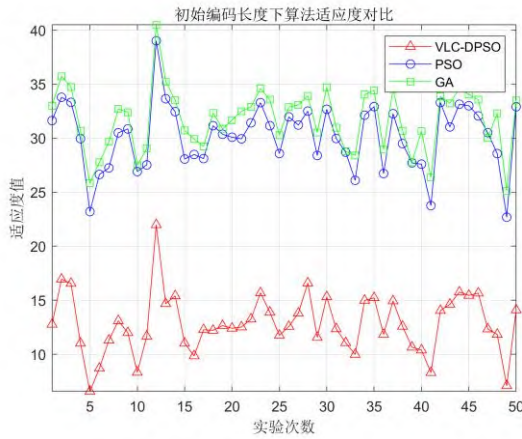


(b)编码变短后固定迭代次数实验结果

(b)Experimental results after shortening the code and fixing the number of iterations

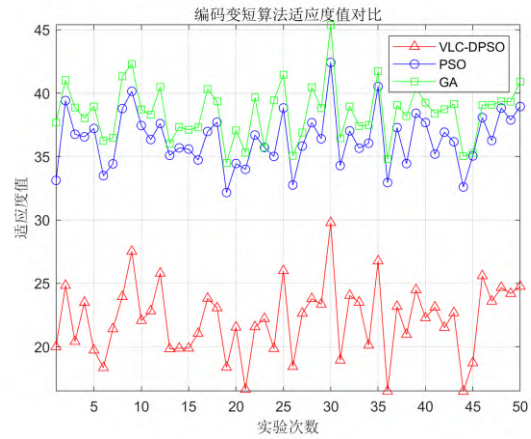
图 11 小规模作战场景下算法对比实验结果

Fig.11 Experimental results of the algorithmic comparison in the small-scale combat scenario



(a)初始编码长度下固定迭代次数实验结果

(a)Experimental results of fixed iteration times under initial encoding length



(b)编码变短后固定迭代次数实验结果

(b)Experimental results after shortening the code and fixing the number of iterations

图 12 大规模作战场景下算法对比实验结果

Fig.12 Experimental results of the algorithmic comparison in the large-scale combat scenario

表 3 不同作战场景下算法平均适应度值详情

Tab.3 Details of the average fitness values of the algorithms in different combat scenarios

算法	4×5×10 小规模作战场景		4×10×20 大规模作战场景	
	[5,5,5,5]	[4,4,3,4]	[10,10,10,10]	[8,7,7,6]
GA	7.756	11.054	31.761	38.476
PSO	7.100	10.370	30.179	36.388
VLC-DPSO	6.221	9.795	12.834	22.164

如表 3 所示，在小规模作战场景中，在初始编码长度下，VLC-DPSO 算法相较于 GA 和 PSO 算法，算法适应度值平均降低了 16.09%，在编码缩短后，算法适应度值平均降低了 8.47%。在大规模作战场景中，在初始编码长度下，VLC-DPSO 算法相较于 GA 和 PSO 算法，算法适应度值平均降低了 58.52%，在编码缩短后，算法适应度值平

均降低了 40.74%。实验结果表明，所提 VLC-DPSO 算法在小规模 and 大规模作战场景下均表现出优越的寻优能力，并且在编码动态调整时仍能保持较高的优化水平，且在大规模作战场景下，VLC-DPSO 的优化优势更加显著，相较于 GA 和 PSO，适应度值降低幅度更大，进一步证明了其在复杂任务环境下的适用性和优越性。

表 4 VLC-DPSO 算法分配结果详情

Tab.4 Details of the allocation results of the VLC-DPSO algorithm

分配次数	可用武器数	分配方案
1	[5,5,5,5]	[2,9,2,9,9,10,7,8,10,8,5,3,5,6,6,7,1,4,4,1]
2	[3,3,3,3]	[9,9,9,11,4,4,5,3,3,11,11,7]
3	[3,2,3,3]	[15,15,15,13,13,14,14,14,12,12,12]

设置执行时间窗为 15 秒，引入 5 个新出现的目标，4×5×10 小规模作战场景下 VLC-DPSO 算法各阶段的分配情况如表 4 所示，并将各阶段的分配调度情况可视化输出，如图 13 所示。

图 13 为初始分配调度情况与 15s 时的分配

调度情况示意图。图中不同颜色的矩形表示不同武器系统打击目标的情况，从上至下依次分别为武器系统 1~4，矩形中的数字表示当前武器打击的目标编号。

如图 13(a)所示，在 t=15s 的时候判断初始分

配方案的执行情况,得到目标 6 和目标 10 已被击毁,在图中用红色框线标出,且在 $t=13s$ 时收集到新目标 11 的相关信息.根据收集到的目标打击情况和新目标出现的信息,在 $t=15s$ 时对可用武

器进行重分配,生成第二次的分配调度方案如图 13(b)所示。

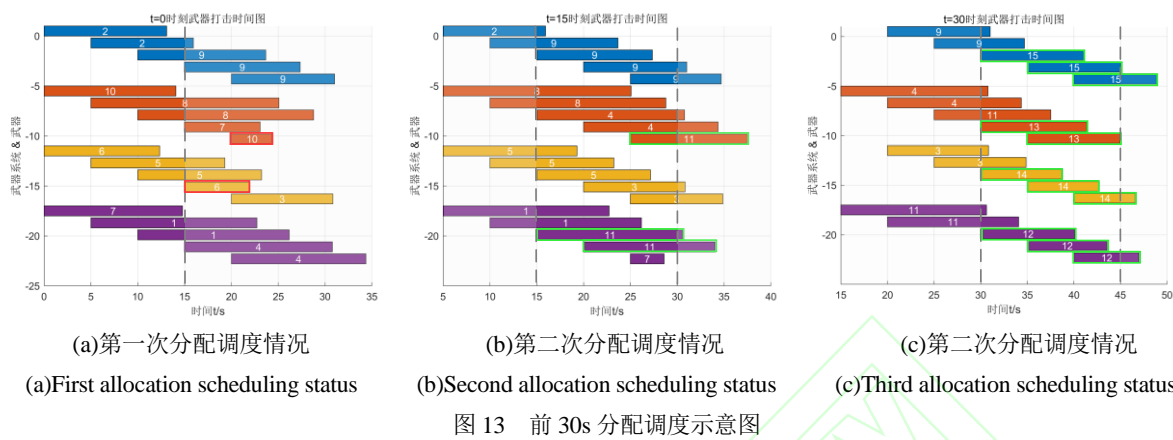


Fig.13 Schematic diagram of the allocation and scheduling in the first 30 seconds

图 13(b)中,第 2 个武器系统(红)和第 3 个武器系统(黄)分别取消了原有对目标 10 和目标 6 的武器分配.这说明所提动态武器目标分配方法可以有效应对新目标被提前击毁这一战场突发情况,通过对分配方案的调整,可以避免过度毁伤的情况出现,提高作战能效比.此外,为新目标 11 分配了武器,在图中用绿色框线标出,说明所提方法可以有效应对新目标出现这一战场突发情况,能根据战场态势实时调整分配方案,具有良好的动态适应性。

在 $t=30s$ 时判断第二次分配方案的执行情况,得到目标 1、2、5、7、8、9 已被击毁,且在 $t=25s$ 时收集到新目标 12 和新目标 13 的相关信息,在 $t=29s$ 时收集到新目标 14 和新目标 12 的相关信息.在 $t=30s$ 时对可用武器进行重分配,生成第三次的分配调度方案如图 13(c)所示。

图 13(c)中,对新目标的打击情况用绿色框线标出,在 $t=45s$ 时判断第三次分配方案的执行情况,得到所有目标均已被击毁.统计各执行时域的打击结果与新目标出现情况如表 5 所示。

表 5 VLC-DPSO 算法打击结果详情

Tab.5 Details of the strike results of the VLC-DPSO algorithm

分配次数	分配方案	分配方案	已击毁	新出现	目标全
	生成时间	执行时间	目标编号	目标编号	部击毁
1	0	[0,15]	6,10	11	否
2	15	[15,30]	1,2,5,7,8,9	12,13,14,15	否
3	30	[30,45]	3,4,11,12,13,14,15		是

6 结论

通过建立基于累积毁伤的动态武器目标分配模型,在获取全局最优分配方案的基础上,建立以最小化作战结束时间为目标的调度模型.采用实时滚动机制实现对战场变化的动态响应,设计了 VLC-DPSO 算法对 DWTA 问题进行求解,通过与传统 GA 和 PSO 算法对比,得出的主要结论如下:

1) 考虑作战过程中的目标完整度,以武器

对目标的累积毁伤概率为目标进行分配,使得分配方案能够更精准地评估武器对目标的实际毁伤效果,提高了分配决策的科学性和合理性;

2) 针对每次重分配时武器的可用武器数目将动态变化这一特点,设计了 VLC-DPSO 算法,该算法可根据战场实际伸缩调整粒子编码长度,在小规模和大规模作战场景下算法适应度值平均降低了 73.31%,且在编码动态调整时仍然能保持算法的优越性;

3) 通过引入实时滚动分配机制,模型能够根据战场实时信息动态调整分配方案,确保在目标提前击毁或新目标出现时,能够迅速对战场态

势做出响应, 及时调整分配方案以避免资源浪费和作战效能下降。

4) 所提方法能够有效解决动态武器目标分配问题, 在多对多的复杂战场环境下实现更加精准的武器调度和高效的资源分配。该方法能够在战场环境快速变化的情况下保持高效决策能力, 提高作战效能, 为指挥控制系统提供一种智能、实用且具有较强适应性的决策支持工具。

参考文献 (References)

- [1] ZHANG K, ZHOU D Y, YANG Z, et al. A novel heterogeneous sensor-weapon-target cooperative assignment for ground-to-air defense by efficient evolutionary approaches[J]. IEEE Access, 2020, 8: 227373-227398.
- [2] LI J R, WU G H, WANG L. A comprehensive survey of weapon target assignment problem: Model, algorithm, and application[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2024, 137: 109212.
- [3] 李洋, 刘耿, 胡晓惠, 等. 基于 SDP 的动态武器目标分配决策算法研究[J]. 航空兵器, 2023, 30(5): 50-56.
- LI Y, LIU G, HU X H, et al. SDP-based dynamic weapon target assignment algorithm[J]. Aero Weaponry, 2023, 30(5): 50-56. (in Chinese)
- [4] 刘攀, 徐胜利, 张迪, 等. 基于粒子群优化的多导弹动态武器目标分配算法[J]. 南京航空航天大学学报, 2023, 55(1): 108-115.
- LIU P, XU S L, ZHANG D, et al. Multi-missile dynamic weapon target assignment algorithm based on particle swarm optimization[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2023, 55(1): 108-115. (in Chinese)
- [5] 田伟, 王志梅, 段威. 基于随机时间影响网络的联合火力打击动态武器目标分配问题研究[J]. 指挥控制与仿真, 2020, 42(6): 32-40.
- TIAN W, WANG Z M, DUAN W. Research on dynamic weapon target assignment problem in joint fire strike based on stochastic time influence network[J]. Command Control & Simulation, 2020, 42(6): 32-40. (in Chinese)
- [6] 李梦杰, 常雪凝, 石建迈, 等. 武器目标分配问题研究进展: 模型、算法与应用[J]. 系统工程与电子技术, 2023, 45(4): 1049-1071.
- LI M J, CHANG X N, SHI J M, et al. Developments of weapon target assignment: models, algorithms, and applications[J]. Systems Engineering and Electronics, 2023, 45(4): 1049-1071. (in Chinese)
- [7] LAI C M, WU T H. Simplified swarm optimization with initialization scheme for dynamic weapon - target assignment problem[J]. Applied Soft Computing, 2019, 82: 105542.
- [8] KONG L R, WANG J Z, ZHAO P. Solving the dynamic weapon target assignment problem by an improved multiobjective particle swarm optimization algorithm[J]. Applied Sciences, 2021, 11(19): 9254.
- [9] SILAV A, KARASAKAL E, KARASAKAL O. Bi-objective dynamic weapon-target assignment problem with stability measure[J]. Annals of Operations Research, 2022, 311: 1229-1247.
- [10] MEI Z J, OUYANG Y, ZHONG Z, et al. Multi-platform cooperative target assignment method base on receding horizon control heuristic[C]//Proceedings of the 41st Chinese Control Conference (CCC), 2022.
- [11] ZHU X W, FAN C L, LIU S L, et al. Bi-level fuzzy expectation-based dynamic anti-missile weapon target allocation in rolling horizons[J]. Electronics, 2022, 11(19): 3035.
- [12] LLOYD S P, WITSENHAUSEN H S. Weapons allocation is NP-complete[C]//Proceedings of IEEE summer simulation computer conference, 1986: 1054-1058.
- [13] 刘富樯, 周伦, 刘中阳, 等. 基于三支决策和遗传算法的动态武器目标分配[J]. 兵工学报, 2025, 46(3): 1-9.
- LIU F Q, ZHOU L, LIU Z Y, et al. Dynamic weapon-target assignment based on three-way decision and genetic algorithm[J]. Acta Armamentarii, 2025, 46(3): 1-9. (in Chinese)
- [14] ZHANG K, ZHOU D Y, YANG Z, et al. Efficient decision approaches for asset-based dynamic weapon target assignment by a receding horizon and marginal return heuristic[J]. Electronics, 2020, 9(9): 1511.
- [15] WANG Q Q, TIAN H T, XIAO Z L, et al. Multi-stage dynamic target assignment method based on improved discrete PSO algorithm[C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Unmanned Systems (ICUS), 2024.
- [16] 唐俊林, 张栋, 王孟阳, 等. 改进链式多种群遗传算法的防空火力任务分配[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2022, 54(6): 19-27.
- TANG J L, ZHANG D, WANG M Y, et al. Air defense firepower task assignment based on improved chainlike multi-population genetic algorithm[J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2022, 54(6): 19-27. (in Chinese)
- [17] LI X Y, ZHOU D Y, YANG Z, et al. A novel genetic algorithm for the synthetical sensor-weapon-target assignment problem[J]. Applied Sciences, 2019, 9(18): 3803.
- [18] XU S H, MU X D, CHAI D, et al. Multi-objective

quantum-behaved particle swarm optimization algorithm with double-potential well and share-learning[J]. *Optik*, 2016, 127(12): 4921-4927.

[19] 徐浩, 邢清华, 王伟. 基于模糊多目标规划的防空反导火力分配[J]. *系统工程与电子技术*, 2018, 40(3): 563-570.

XU H, XING Q H, WANG W. WTA for air and missile defense based on fuzzy multi-objective programming[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2018, 40(3): 563-570. (in Chinese)

[20] 褚凯轩, 常天庆, 张雷. 基于改进人工蜂群算法的地面作战武器-目标分配[J]. *兵工学报*, 2023, 44(7): 2171-2183.

CHU K X, CHANG T Q, ZHANG L. A ground combat weapon target assignment model based on shooting effectiveness and improved artificial bee colony algorithm[J]. *Acta Armamentarii*, 2023, 44(7): 2171-2183. (in Chinese)

[21] 周思羽, 林星瑞, 宋立廷, 等. 基于非线性权重的离散粒子群空战目标分配算法设计[J]. *飞行力学*, 2024, 42(2): 75-81.

ZHOU S Y, LIN X R, SONG L T, et al. Non-linear weight-based discrete particle swarm air combat target assignment algorithm design[J]. *Flight Dynamics*, 2024, 42(2): 75-81. (in Chinese)

[22] LEE D, SHIN M K, CHOI H L. Weapon target assignment problem with interference constraints[C]//*Proceedings of the AIAA Scitech 2020 Forum*, 2020.

[23] 苗李达, 姜青山. 基于毁伤积累的武装直升机对地火力分配[J]. *火力与指挥控制*, 2018, 43(5): 167-171.

MIAO L D, JIANG Q S. Armed helicopter-to-ground attack firepower distribution based on damage accumulation[J]. *Fire Control & Command Control*, 2018, 43(5): 167-171. (in Chinese)