

# 基于粒子群遗传禁忌的武器目标分配优化算法

余 维<sup>1,2</sup>, 牛文涛<sup>1</sup>, 孔德锋<sup>3</sup>, 田 钊<sup>1,2</sup>

(1. 郑州大学 网络空间安全学院 河南 郑州 450002; 2. 郑州市区块链与数据智能重点实验室 河南 郑州 450002; 3. 军事科学院国防工程研究院工程防护研究所 河南 洛阳 471023)

**摘要:** 针对传统的粒子群算法与遗传算法在解决武器目标分配优化时存在收敛精度不高的问题,提出了一种基于粒子群遗传禁忌的武器目标分配优化算法 WTAO-PGT。通过引入自适应选择比例调控种群多样性,并改进遗传算法的交叉、变异算子以及禁忌搜索的邻域动作,使算法具有较强跳出局部极值的能力。仿真实验结果表明,所提算法在收敛精度上较粒子群禁忌混合搜索等算法有较大提升。

**关键词:** 武器目标分配; 粒子群算法; 遗传算法; 禁忌搜索; 自适应选择比例; 邻域动作

中图分类号: E91

文献标志码: A

文章编号: 1671-6841(2023)05-0001-10

DOI: 10.13705/j.issn.1671-6841.2022209

## Weapon Target Assignment Optimization Algorithm Based on Particle Swarm Genetic Taboo

SHE Wei<sup>1,2</sup>, NIU Wentao<sup>1</sup>, KONG Defeng<sup>3</sup>, TIAN Zhao<sup>1,2</sup>

(1. School of Cyber Science and Engineering, Zhengzhou University, Zhengzhou 450002, China;

2. Zhengzhou Key Laboratory of Blockchain and Data Intelligence, Zhengzhou 450002, China;

3. Institute of Engineering Protection, Institute of Defense Engineering, Academy of Military Sciences, Luoyang 471023, China)

**Abstract:** Aiming at the problem of low convergence accuracy of traditional particle swarm optimization and genetic algorithm in solving weapon target assignment optimization, the weapon target assignment optimization algorithm WTAO-PGT was proposed, which was based on particle swarm genetic taboo. The self-adaptive selection ratio to control the population diversity was introduced, and the crossover and mutation operators of the genetic algorithm and the neighborhood action of the taboo search were improved. Therefore, the strong ability to jump out of the local extreme values was possessed by the algorithm. Compared with other algorithms such as particle taboo hybrid search, the proposed algorithm greatly improved in convergence accuracy as shown by the simulation results.

**Key words:** weapon target assignment; particle swarm algorithm; genetic algorithm; taboo search; self-adaptive selection ratio; neighborhood action

## 0 引言

武器目标分配(weapon target assignment, WTA)是战场上火力攻击决策中需要解决的一个重要问

题<sup>[1]</sup>,也是国防相关应用中的一个重要课题。如何合理地制定多种武器在面对多个作战目标时的火力分配方案,从而在满足毁伤效能阈值的同时最小化武器成本消耗,一直是各国军方关注的热点问题。现代战争中,交战双方投入的火力资源往往是多种

收稿日期:2022-07-21

基金项目:河南省重点研发与推广专项(212102310039);河南省高等学校重点科研项目(20A520035)。

第一作者:余维(1977—),男,教授,主要从事人工智能、信息安全研究,E-mail:wshc@zhu.edu.cn。

通信作者:田钊(1985—),男,副教授,主要从事人工智能研究,E-mail:tianzhao@zhu.edu.cn。

类、多维度的。随着问题维度增加,求解时间呈指数级增长。传统的方法可以解决低维度问题,而无法有效应对高维度问题,因此它们很难直接应用于 WTA<sup>[2]</sup>。

智能优化算法因其能以较小的成本获得最优解的特性,被越来越多地应用于 WTA 问题的求解。比如:遗传算法(genetic algorithm, GA)采用了基于种群的搜索策略,不同部分的群体可以并行地进行搜索;粒子群算法计算简单,能较快地完成迭代。这两种算法都不依赖于要解决的问题,因此粒子群算法与遗传算法在解决 WTA 问题时最为常见。但是传统的粒子群算法与遗传算法在解决 WTA 问题时存在收敛精度不高的问题,有必要进一步提高这些算法的优化能力,以提高解的质量。

传统的粒子群优化算法(particle swarm optimization, PSO)在后期运行缓慢,粒子群整体向最优解方向移动,导致所有粒子趋于一致,失去了可解释的多样性。在达到一定精度后,算法无法继续优化,造成所谓的早熟现象<sup>[3]</sup>,因此在解决离散约束的 WTA 问题时能力有限,存在过早收敛的问题<sup>[4]</sup>。遗传算法在很大范围内具有快速全局搜索能力。但当它达到一定范围时将进行大量的冗余迭代。因此,它获得精确解的效率很低<sup>[5]</sup>。由于 WTA 问题已被证明是 NP-Complete,因此在目标和武器数量很大的情况下,很难直接解决这类问题。文献[6]提出通过自然选择和遗传算子,可以找到更好的适配性染色体,然而,染色体编码的质量将直接影响算法的效率和搜索能力,如果不仔细设计遗传算子,可能很难进行有效搜索<sup>[7]</sup>。因此,使用 PSO 与 GA 解决 WTA 问题时收敛精度都不高。增加粒子获取的信息量可以降低其对自身和全局最优解的依赖,帮助 PSO 跳出局部极值<sup>[8]</sup>。将 GA 与 PSO 结合,不仅增加了粒子的多样性,而且通过交叉、变异和选择能加速收敛<sup>[9]</sup>。

在使用 GA 与 PSO 结合的算法解决 WTA 问题过程中,GA 在丰富种群多样性的同时,增强了算法的全局搜索能力,但受限于 GA 与 PSO 的更新策略,算法后期的局部搜索能力较弱、收敛速度较慢<sup>[5]</sup>。因此,在原算法的基础上,提高粒子的局部搜索能力可提高算法寻找全局最优解的效率<sup>[10]</sup>。禁忌搜索(taboo search, TS)中的邻域动作可对初始解进行更细致的局部搜索,在使用 PSO 更新种群后引入 TS 算法,可以很好地解决算法在搜索后期收敛速度慢的问题,并且可以提高收敛精度<sup>[3]</sup>。同时,TS 对初始解的质量要求较高,使用 GA 与 PSO 更新后的最

优解作为 TS 的初始解,可以获得更好的 WTA 决策<sup>[11]</sup>。

本文旨在提高对 WTA 问题求解的收敛精度。提高收敛精度的关键在于如何使算法不断地跳出局部极值,在算法设计时应当注重精英指导与种群多样性之间的权重。算法在搜索前期应偏重种群的多样性,提高算法的全局搜索能力,以使个体尽可能地散布在全局最优解附近;算法在搜索后期应偏重精英指导,提高算法的局部探索能力,以使个体逐步向全局最优解逼近。本文结合 PSO、GA 及 TS,提出一种基于粒子群遗传禁忌的武器目标分配优化算法(weapon target assignment optimization algorithm based on particle swarm genetic taboo, WTAO-PGT)。WTAO-PGT 主要通过两个方面改进了寻优过程:首先,为了增大算法找到全局最优解的概率,引入自适应选择比例  $p_i^{sel}$  调控种群多样性,进而指导算法在寻优前期着重全局搜索,在后期着重局部探索;其次,为了增强算法跳出局部极值的能力,在每轮迭代的过程中使用了改进的交叉、变异及禁忌搜索算子。

## 1 相关知识

### 1.1 粒子群算法

粒子群算法通过粒子的位置表示解空间中不同的解,在每次迭代过程中通过粒子的速度对位置进行更新。粒子的速度及位置的更新公式为

$$v_i^d(t+1) = w_i \cdot v_i^d(t) + c_1 \cdot r_1 \cdot (p_i^d(t) - x_i^d(t)) + c_2 \cdot r_2 \cdot (p_g^d(t) - x_i^d(t)), \quad (1)$$

$$x_i^d(t+1) = x_i^d(t) + v_i^d(t+1), \quad (2)$$

其中:  $w_i$  为自适应惯性权重系数,表示粒子在第  $t$  代的搜索步长,  $t = 1, 2, \dots, t_{\max}$ ,  $t_{\max}$  是粒子群迭代的最大代数;  $v_i^d(t)$  指粒子  $i$  在第  $t$  代的速度向量  $\mathbf{v}_i(t)$  的第  $d$  个分量,  $i = 1, 2, \dots, n_s$ ,  $n_s$  为粒子总数,  $d = 1, 2, \dots, n_d$ ,  $n_d$  为粒子总分量数;  $c_1$  和  $c_2$  分别为粒子自身学习因子和社会学习因子;  $r_1$  和  $r_2$  为两个在  $[0, 1]$  范围内变化的随机数;  $x_i^d(t)$  指粒子  $i$  在第  $t$  代的位置向量  $\mathbf{x}_i(t)$  的第  $d$  个分量;  $p_i^d(t)$  表示粒子  $i$  在第  $t$  代的历史最优位置  $\mathbf{p}_i(t)$  的第  $d$  个分量;  $p_g^d(t)$  表示粒子群体在第  $t$  代的历史最优位置  $\mathbf{p}_g(t)$  的第  $d$  个分量。

### 1.2 遗传算法

遗传算法是根据自然界“物竞天择,适者生存”现象提出的一种随机搜索算法。对于一个最优化问题,候选解可抽象表示为个体,不同个体经过交

又、变异、选择这一系列的过程,产生新一代的个体。

交叉过程中首先根据概率  $a$  选择随机的父代样本并使用交叉算子进行交叉,产生新的子代个体;然后使用变异算子对子代以概率  $b$  进行变异;最后,从子代选择出  $p_i^{sel}$  比例的优秀子代成为下一代,同时为了使种群总数  $n_{hyb}$  不变,随机产生新的个体。

### 1.3 禁忌搜索

禁忌搜索算法的基本思想为:给定一个初始解  $p_i$  和一种邻域  $U$ , 初始解通过邻域动作产生的所有解的集合称为邻域<sup>[12]</sup>。设邻域中解的数量为  $n_l$ , 可以在当前解的邻域中选择数量为  $n_h$  ( $0 < n_h \leq n_l$ ) 的若干解作为候选解。所有候选解组成的集合称为候选集合  $Q$ 。

对  $Q$  进行遍历,若当前候选解  $p_c$  优于当前全局最优解  $p_g$ , 则无视该解是否被禁忌,用  $p_c$  替换  $p_i$  与  $p_g$ 。然后将相应的对象加入禁忌表并修改禁忌表中其余对象的任期<sup>[13]</sup>。若某禁忌对象的任期为  $l$ , 则通常表示其在接下来的  $l$  轮禁忌搜索中被禁忌。每进行一轮禁忌搜索,禁忌对象的任期就会减少,若某一对象在禁忌表中的任期为 0, 则将该对象从禁忌表中移出。若不存在上述候选解,则选择  $Q$  中非禁忌的最优候选解  $p_u$  作为新的  $p_i$ , 并更新禁忌表。重复上述迭代搜索过程,直至达到停止准则为止。

## 2 武器目标分配优化问题

实际战场中,指挥部给出对目标实施打击的毁伤效能阈值 ( $MinDE$ ) 后,如何合理地分配各武器的弹药,可以在满足  $MinDE$  的同时,最小化武器消耗是一类典型的满足需求的资源分配最小消耗问题。本章建立一个武器目标分配模型,旨在研究如何保证在弹药资源价值消耗最小的情况下完成打击任务。

在对战场进行有效侦查后,确定要攻击的目标,并根据所有武器的任务和状态确定可用的武器。现共有  $e$  种武器,不同武器装载的弹药互不相同,且每种武器装载的弹药种类唯一,通过将弹药分配至战场上的  $m$  个目标完成武器目标分配,  $H$  是一种分配方案,  $H = (h_{ij})_{e \times m}$ 。采用弹药资源价值的总消耗量作为武器目标分配优化的目标,建立的数学模型为

$$\min E(H) = \sum_{r=1}^e \sum_{j=1}^m h_{rj} \cdot C_r, \quad (3)$$

$$\text{s. t. } \begin{cases} \sum_{j=1}^m W_j \cdot [1 - \prod_{r=1}^e (1 - p_{rj})^{h_{rj}}] \geq MinDE, \\ 0 \leq \sum_{j=1}^m h_{rj} \leq K_r, r = 1, 2, \dots, e, \\ 1 \leq \sum_{r=1}^e h_{rj} \leq R_j, j = 1, 2, \dots, m, \\ h_{rj} \in \mathbf{N}, \end{cases} \quad (4)$$

其中:  $E(H)$  是关于弹药资源价值的求值函数;  $\min$  表示最小化该目标;  $C_r$  是武器  $r$  的单个弹药价值, 毁伤概率矩阵为  $P(P = (p_{rj})_{e \times m})$ ,  $p_{rj}$  是武器  $r$  的单个弹药对目标  $j$  的毁伤概率;  $h_{rj}$  是武器  $r$  对目标  $j$  分配的弹药数量;  $W_j$  是目标  $j$  的威胁系数;  $K_r$  是武器  $r$  装载的弹药数量;  $R_j$  是目标  $j$  的最大命中极限。

式(3)是本文为 WTA 问题定义的目标函数,其表示最优分配方案的最小资源价值消耗量。式(4)是问题的限制条件:第一个条件表示分配方案在作战中的整体毁伤效能<sup>[14]</sup>不小于毁伤效能阈值;第二个条件表示各武器分配的弹药量不超过自身装载的弹药量;第三个条件表示各目标都应受到打击且被分配的弹药数量不超过该目标的最大命中极限;第四个条件表示弹药的分配数量是自然数。

## 3 基于粒子群遗传禁忌的武器目标分配优化算法

本文通过引入自适应选择比例  $p_i^{sel}$  调控种群多样性,结合粒子群算法、遗传算法及禁忌搜索,提出一种新的寻优框架并改进遗传算法及禁忌搜索部分的算子,增强了算法寻找全局最优解的能力。在求解 WTA 问题时, WTAO-PGT 较粒子群禁忌混合搜索等算法,收敛精度更高。

### 3.1 算法概述

WTAO-PGT 是通过在 GA 中引入  $p_i^{sel}$  调控种群多样性,并改进了遗传算法的交叉、变异算子及禁忌搜索的邻域动作来建立的,参数包括总群大小  $n_s$ , 最大迭代代数  $t_{max}$ , 自适应选择比例  $p_i^{sel}$ , 交配概率  $p_{hyb}$  及交配池大小  $n_{hyb}$  等。

在 WTAO-PGT 中,每一代首先以  $p_{hyb}$  的概率构建一个交配池  $B$ 。使用新的交叉、变异算子对  $B$  中的所有个体进行更新,在选择阶段,根据  $p_i^{sel}$  确定保留的优秀方案数量  $n_{sel}$ , 并补充数量为  $n_{sup}$  ( $n_{sup} = n_{hyb} - n_{sel}$ ) 的随机方案。然后基于 PSO 更新全局种群。接着基于 TS 更新全局最优解。最后更新  $p_i^{sel}$ ,

以获取下一代新的选择比例。

WTAO-PGT 的关键内容包括:基于自适应选择比例 GA 的局部种群更新;基于 PSO 的全局种群更新;基于 TS 的全局最优解更新。WTAO-PGT 的步骤如下。

Step 1: 初始化  $n_s$  个符合式(4)约束的个体(方案),最大迭代次数  $t_{\max}$ ,最大未更新代数  $t_c$ ,交配概率  $p_{\text{hyb}}$ ,交配池大小  $n_{\text{hyb}}$ ,交叉概率  $a$ ,变异概率  $b$ ,选择比例  $p_i^{\text{sel}}$ ,最大搜索轮数  $t_{\text{TS}}$  及迭代代数  $t$ 。

Step 2: 根据式(6)计算全局最优解  $p_g(0)$  与个体的历史最优  $p_i(0)$ ,  $i = 1, 2, \dots, n_s$ 。

Step 3: 根据  $p_{\text{hyb}}$  判断是否进行 GA 操作。若  $\text{rand}(0,1) > p_{\text{hyb}}$ , 则转到 Step 5。

Step 4: 基于自适应选择比例 GA 的局部种群更新。对杂交池中的个体依次进行交叉、变异及选择等操作,优化过程具体描述如下。

1) 交叉操作。遍历杂交池,相邻的两个个体作为父代样本。若  $\text{rand}(0,1) < a$ , 则样本中若干武器目标的分配量交叉互换。

2) 变异操作。遍历杂交池,如  $\text{rand}(0,1) < b$ , 则对该个体中若干武器目标的分配量进行扰动。

3) 选择操作。采用带放回的二元锦标赛算法进行选择,保留数量为  $n_{\text{sel}}$  ( $n_{\text{sel}} = p_i^{\text{sel}} \cdot n_{\text{hyb}}$ ) 的优秀个体,并补充数量为  $n_{\text{sup}}$  ( $n_{\text{sup}} = n_{\text{hyb}} - n_{\text{sel}}$ ) 的随机个体,补充的个体均需满足式(4)约束。

4) 根据式(6)更新全局最优解  $p_g(t)$  及个体的历史最优解  $p_i(t)$ 。

5) 根据式(7)更新选择比例  $p_i^{\text{sel}}$ 。

Step 5: 基于 PSO 的全局最优解更新。根据式(8)更新惯性权重,对于每个粒子(方案),使用式(1)更新速度,使用式(2)更新位置。为保证 TS 中初始解的优越性及下次迭代中 PSO 的正确性,使用式(6)更新  $p_g(t)$  与  $p_i(t)$ 。

Step 6: 基于 TS 的全局最优解更新。在  $t_{\text{TS}}$  轮搜索中,使用式(9)及式(10)对  $p_g(t)$  进行邻域搜索。若问题规模较大,则转至 Step 8。

Step 7: 若迭代代数未达到  $t_{\max}$ , 则返回 Step 3; 否则停止搜索,输出最优解  $p_g(t)$ 。

Step 8: 若连续的  $t_c$  代最优解未停止更新且迭代代数未达到  $t_{\max}$ , 则返回 Step 3; 否则停止搜索,输出最优解  $p_g(t)$ 。

## 3.2 种群初始化

**3.2.1 编码方式优化** 在研究 WTA 问题时,部分学者所用的粒子编码方式是将弹药顺序地分配给某一目标,即其粒子中的每一维代表的都是该弹药打

击的目标<sup>[15]</sup>。若某一分量的大小为 0, 则代表该弹药不进行分配。

这种粒子编码方式默认将所有弹药看作是有序的集合,针对每个具体的弹药进行分配。使用该编码方式的优点是可以很容易地分辨出各弹药与各目标间的对应关系。缺点是当弹药量较大时,粒子的编码过长且计算量会大量增加。

现代战争中弹药的分配往往是在武器分配方案的基础上进行的,同种武器装载的弹药一般都为同一类型。因此实际战场上进行火力分配时,往往不需要知道详细的单个弹药的分配情况,而是只要得到某种武器与具体目标之间弹药的数量关系。因此,本文将同种类型的所有弹药视为装载在同种武器中,将对不同弹药的分配问题转换为不同武器与不同目标间的弹药数量分配问题。这样处理不仅能满足当前实际战场的火力分配需求,使复杂问题简单化,而且当某种武器装载的弹药量增加时,粒子编码长度保持不变且计算量增加较少。本文使用的粒子编码方式为

$$\mathbf{x}_i = (h_{rj})_{e \times m}, \quad (5)$$

其中:  $\mathbf{x}_i$  对应一种分配方案,  $i = 1, 2, \dots, n_s$ ;  $h_{rj}$  是武器  $r$  对目标  $j$  分配的弹药数量。

**3.2.2 初始种群选择** 本文算法在解决问题时所指的种群合规表示方案必须满足式(4)的约束,否则被视为不合规,需要重新生成解。较高质量的初始种群有利于加快算法的收敛速度。

## 3.3 种群更新

**3.3.1 适应度函数计算** 种群中各方案的优劣通过其对应的适应度  $f_i$  进行比较。适应度函数为

$$f(\mathbf{H}) = -E(\mathbf{H}), \quad (6)$$

分配方案  $\mathbf{H}$  的资源消耗目标值取负作为其对应粒子  $\mathbf{x}_i$  的适应度。粒子的适应度  $f$  越大则表示该分配方案所消耗的资源价值越小,也越接近全局最优解。

种群迭代过程中通过更新或搜索得到的不合规的个体,其适应度  $f$  被设为负无穷,这样做的好处是,在遇到要求达到的  $\text{MinDE}$  较高、弹药及目标的数量过大等较为复杂的场景时,可以缩短算法运行的时间。

**3.3.2 基于自适应选择比例 GA 的局部种群更新** 在迭代过程中,若随机数  $\text{rand}(0,1)$  不大于交配概率  $p_{\text{hyb}}$ , 则随机选  $n_{\text{hyb}}$  数量的个体,使用遗传算子进行更新;否则不更新。

WTAO-PGT 使用多点交叉作为交叉算子,即在两个父代样本中以概率  $p_{\text{cro}}$  随机选择相同的多个交叉点位,交叉点位上的基因进行交换,对应产生两个

子代。由于本文采用的编码方式是根据资源对目标分配的数量对粒子进行编码,因此交叉后产生的两个子代不需要进行冲突检测,加快了算法的迭代速度。

变异算子的作用是改变群体中个体的某些基因座上的基因值,WTAO-PGT使用的变异算子为:在子代中以概率  $p_{\text{mut}}$  随机选择若干基因座的位置,这些基因座的位置不一定是连续的;将所选基因座上的所有基因打乱后,按顺序放回选择的基因座位置上;该变异算子在保证资源分配总数量不变的同时,较大幅度地改变了个体的基因组成,使该解在解空间中作了一次轻微的变动,有利于算法跳出局部最优解。

WTAO-PGT在选择操作时采取带放回的二元锦标赛。根据  $p_i^{\text{sel}}$  从交配池中保留  $n_{\text{sel}}$  个优秀方案,同时为保证种群总数不变,补充  $n_{\text{sup}}$  个随机方案。随机产生的个体增加了种群的多样性,使算法在解空间的搜索区域更大。选择过程中的  $p_i^{\text{sel}}$  为自适应选择比例,通过式(7)确定,

$$p_i^{\text{sel}} = p_{\text{ini}} + (p_{\text{fin}} - p_{\text{ini}}) e^{\left(\frac{t-t_{\text{max}}}{t_{\text{max}}}\right)^3}, \quad (7)$$

其中:  $p_{\text{ini}}$  为初始选择比例;  $p_{\text{fin}}$  为终止选择比例;  $t$  为种群的当前迭代次数;  $t_{\text{max}}$  为最大迭代次数。在  $p_{\text{ini}}$  为 0.2,  $p_{\text{fin}}$  为 0.8,  $t_{\text{max}}$  为 300 的情况下,  $p_i^{\text{sel}}$  在迭代前期较低,交配池中保留的优秀方案数  $n_{\text{sel}}$  较少,在  $n_{\text{hyb}}$  不变的情况下,随机补充的方案数  $n_{\text{sup}}$  较大,导致种群的多样性较高,加强了对全局的搜索。 $p_i^{\text{sel}}$  在迭代后期较高,算法在后期的  $n_{\text{sel}}$  较大,加强了对局部的探索能力。

**3.3.3 基于粒子群的全局种群更新** 使用 PSO 对种群中的所有个体使用式(1)、(2)进行更新,其中粒子的惯性权重  $w_t$  在迭代的过程中根据式(8)进行变化,

$$w_t = w_{\text{max}} - [(w_{\text{max}} - w_{\text{min}}) \cdot t/t_{\text{max}}], \quad (8)$$

其中:  $w_{\text{max}}$  为初始权重;  $w_{\text{min}}$  为最终权重<sup>[16]</sup>;  $t$  为种群的当前迭代次数;  $t_{\text{max}}$  为最大迭代次数。

在 WTA 问题中,粒子的速度分量表示武器对目标弹药分配数量的调整量,位置分量表示武器对目标的弹药分配数量。在第  $t$  代的分配方案  $\mathbf{x}_t$  中,对第  $r$  种武器相关分量的调整过程为:  $v_i^d(t)$  首先经过式(1)更新为  $v_i^d(t+1)$ , 然后限制其上、下限为  $[-K_r, K_r]$ 。

对  $v_i^d(t+1)$  的限制,可以减少迭代过程中对粒子位置分量的调整,从而加快算法的迭代速度。 $x_i^d(t)$  首先经过式(2)更新为  $x_i^d(t+1)$ , 然后限制其

上、下限为  $[0, K_r]$ 。对  $x_i^d(t+1)$  的限制保证了算法中对粒子适应度的正常计算。

### 3.4 最优解生成

本文在遗传算法与粒子群算法结合的基础上,增加以全局最优解作为初始解  $\mathbf{p}_i$  的禁忌搜索,在该部分使用的算子着重对分配出的弹药数量进行调整。在本文研究的 WTA 问题中,由于目标函数式(3)计算较为简单,所以将式(6)计算出的适应度值作为禁忌搜索过程中的评价价值。

PSO 在迭代后期粒子的整体速度相对稳定,对弹药数量的调整能力较弱。GA 中的交叉算子与变异算子较多针对的是弹药所分配目标的调整,没有对整体分配的弹药数量进行有效调整。因此,如果只是用 PSO 与 GA 进行最优解的搜索,会导致对粒子的局部探索能力较弱。

本文以文献[11]中提出的搜索策略为基础,对其中的邻域动作进行改进。改进后的邻域动作能更好地对本文编码规则下的解进行探索。

由于 TS 对  $\mathbf{p}_i$  的要求较高,好的初始解会有效提高收敛速度及最优解质量<sup>[11]</sup>,因此 WTAO-PGT 使用当前搜索到的全局最优解  $\mathbf{p}_g$  作为 TS 的初始解  $\mathbf{p}_i$ 。

第  $t'$  轮的禁忌搜索共分两步,分别使用两种邻域动作进行,  $t' = 1, 2, \dots, t_{\text{TS}}$ 。第一种邻域动作  $C_1$  为

$$h_{rj}(t'+1) = \begin{cases} 1, & h_{rj}(t') > 1, \\ 0, & \text{其他}, \end{cases} \quad (9)$$

其中:  $r$  是对目标  $j$  进行分配的任意一种武器,  $r \in \{1, 2, \dots, e\}$ ;  $j$  为任意目标,  $j \in \{1, 2, \dots, m\}$ ;  $h_{rj}(t')$  表示武器  $r$  对目标  $j$  分配的弹药数量。将当前解通过动作  $C_1$  产生的所有候选解作为其邻域  $U_1$ 。该步搜索可以使  $\mathbf{p}_i$  中对目标  $j$  进行分配的某种武器的弹药数量进行调整。当武器  $r$  对目标  $j$  的弹药分配数量大于 1 时,将其置为 1,可以较多地减少对目标  $j$  的弹药分配,进而减少  $E(H)$ ; 否则,将其置为 0,这样以最小的跨度减少了对该目标的弹药分配,增强了算法对于离散 WTA 问题的探索能力。

通过动作  $C_1$  得到邻域  $U_1$ , 并将  $U_1$  作为候选集合  $Q_1$ , 其中如果不存在优于  $\mathbf{p}_i$  的候选解  $\mathbf{p}_c$ , 则使用第二种邻域动作  $C_2$  继续搜索。否则,用  $\mathbf{p}_c$  替换  $\mathbf{p}_i$ , 并更新  $\mathbf{p}_g$  及禁忌表,结束本轮禁忌搜索。

WTAO-PGT 的第二种邻域动作  $C_2$  为

$$h_{rk}(t'+1) = \begin{cases} 0, & h_{rk}(t') = 1, \\ 1, & \text{其他}, \end{cases} \quad (10)$$

其中:  $r_k$  是对目标  $j$  进行分配的任意两个不同种类武器,  $r_k \in \{1, 2, \dots, e\}$ ,  $k \in \{1, 2\}$ ,  $r_1 \neq r_2$ ,  $j$  为任意

目标,  $j \in (1, 2, \dots, m)$ ;  $h_{r_1j}(t')$  及  $h_{r_2j}(t')$  分别表示武器  $r_1$  及  $r_2$  对目标  $j$  分配的弹药数量。将  $p_i$  通过  $C_2$  产生的所有候选解作为新的邻域  $U_2$ , 也就是说, 当分配数量为 1 时, 将其置为 0; 否则, 将其置为 1。该步搜索可以使  $p_i$  中对目标  $j$  进行分配的不同种类武器的弹药数量进行调整。 $C_2$  可以使对同一目标  $j$  分配的  $h_{r_1j}$  与  $h_{r_2j}$  互换, 使得在保证满足  $MinDE$  的前提下, 可以用较低资源价值的弹药置换较高资源价值的弹药。 $C_2$  使分配方案中的整数分量可以以极小的跨度进行调整, 这有益于算法在求解整数规划问题时跳出局部极值。将  $U_2$  作为新的候选集合  $Q_2$ , 其中如果存在优于  $p_i$  的候选解  $p_c$ , 则使用  $p_c$  替换  $p_i$ , 并更新  $p_g$  及禁忌表。否则, 使用  $Q_2$  中的非禁忌的最优候选解  $p_u$  替换  $p_i$ , 并更新禁忌表。随后, 结束本轮禁忌搜索。

循环上述过程, 直至搜索轮数达到设定的  $t_{TS}$  时, 结束禁忌搜索。禁忌搜索结束的同时, 第  $t$  代的全局最优解  $p_g(t)$  更新完成。此时判断是否满足停止条件, 若满足, 则  $p_g(t)$  作为全局最优解输出, 将  $p_g(t)$  进行解码, 即可得到最优的武器目标分配方案; 否则, WTAO-PGT 继续迭代优化。当问题规模较大时, 为适应战场环境, 较快地得到分配方案, 停止条件为达到迭代代数  $t_{max}$ , 或连续的  $t_c$  代没有更新最优解, 否则, 停止条件仅为迭代指定代数  $t_{max}$ 。

### 3.5 时间复杂度分析

在 WTAO-PGT 中, 基于粒子群算法的全局种群更新和基于禁忌搜索的全局最优解更新具有较高的时间复杂性, WTAO-PGT 的时间复杂度主要由这两部分决定。在每一代中, 基于粒子群算法对每个粒子的每一维进行更新, 时间复杂度为  $O(n_s \times n_d)$ , 其中:  $n_s$  是种群大小;  $n_d$  为粒子的分量总数。禁忌搜索对全局最优解的更新, 其主要的时间复杂度由邻域动作  $C_2$  进行的第二次邻域搜索决定, 使用冒泡排序对候选集合  $Q_2$  进行排序的时间复杂度为  $O(z^2)$  ( $z = n_d(h-1)/2$ )。因此, 当  $n_s > n_d(h-1)^2/2$  时, 基于粒子群算法的全局种群更新决定了 WTAO-PGT 的时间复杂度, 其为  $O(n_s \times n_d)$ 。否则, WTAO-PGT 的时间复杂度由基于禁忌搜索的全局最优解更新决定, 其为  $O(z^2)$ 。

## 4 实验及分析

### 4.1 实验设置

为了验证本文算法的性能, 设置小、中、大三种规模的 WTA 问题。在每种规模中, 以武器数量与

目标数量间的大小关系设计场景。受限于式(4)中的条件三, 实验中不涉及目标数大于武器数量的场景。不同场景使用  $eW-mT$  表示, 其中:  $e$  为武器数量;  $m$  为目标数量。在小、中、大三种规模的问题中各设置两个场景, 依次为 4W-3T、4W-4T、6W-5T、6W-6T、9W-8T、8W-8T。

为了验证本文所提算法的实用性与优越性, 分别利用粒子群优化算法、粒子群禁忌混合搜索算法以及本文算法进行火力分配仿真实验。在不损失一般性的情况下, 第  $r$  种武器攻击目标  $j$  的毁伤概率  $p_{rj}$ 、目标  $j$  的威胁值  $W_j^{val}$  及武器  $r$  的资源价值  $C_r$  随机生成, 将停止条件设置为迭代代数达到最大迭代数  $t_{max}$  或连续的  $t_c$  代最优解未更新, 不同武器的弹药装载量在  $[1, 2, 3]$  中随机, 实验中使用的部分参数为: 毁伤概率  $p_{rj} = 0.4 + 0.5 \cdot rand()$ ; 威胁值  $W_j^{val} = 0.4 + 0.5 \cdot rand()$ ; 资源价值  $C_r = 0.1 + 0.7 \cdot rand()$ ; 毁伤效能阈值  $MinDE = 0.75$ , 其中  $rand()$  表示  $[0, 1]$  间的随机浮点数, 所有目标的威胁值经归一化处理变为该目标对应的威胁系数, 进行 20 组独立实验并进行分析, 实验结果均保留 3 位有效数字, 不同场景下的实验数据如表 1 所示。

为保证实验效果的真实性,  $n_s$  与  $t_{max}$  相同, 粒子群优化算法采用本文的编码方式, 所有算法的初代种群相同, 适应度函数  $f(\mathbf{H})$  均为式(6), 粒子群优化算法中使用 PSO 进行更新的算子与本文提出的算法相同, 所有算法在运行中产生的不合规的粒子适应度值均设为负无穷。当总弹药量与目标数差距较大时, 最大命中极限  $R = 5$ , 否则,  $R = 2$ 。为了适应战场环境的快速变化, 大规模的 WTA 问题的停止条件为满足迭代代数  $t_{max}$  或连续  $t_c$  代最优解未更新, 在其他规模下, 停止条件为满足迭代代数  $t_{max}$ 。所有算法的相同参数设置为:  $n_s$  为 40;  $t_{max}$  为 200;  $t_c$  为 15; 粒子自身学习因子为 2; 社会学习因子为 2;  $w_{max}$  为 0.9;  $w_{min}$  为 0.4; 禁忌表长度为 5; 禁忌搜索设定的轮数  $t_{TS}$  为 10。WTAO-PGT 特有的参数设置为: 交配概率  $p_{hyb}$  为 0.5; 交配池大小  $n_{hyb}$  为 16; 交叉概率为 0.75; 变异概率为 0.05; 初始选择比例  $p_{ini}$  为 0.2。

使用 python3.7 编写各算法及实验程序, 在 Corei 72.6 GHz、内存 8 GB 的计算机, PyCharm2020.3 环境下进行仿真实验。

### 4.2 收敛过程对比

在不同场景的 20 组独立实验中, 随机选某一组实验中三种算法的收敛曲线进行对比, 曲线的横轴表示种群迭代的代数, 纵轴表示对应代数的种群最

表 1 不同场景下的实验数值

Table 1 Experimental values in different scenarios

场景	毁伤概率矩阵 $P$	目标威胁系数 $W$	武器资源 价值 $C$	武器装 弹量 $K$
4W-3T	$\begin{bmatrix} 0.674 & 0.859 & 0.816 \\ 0.447 & 0.709 & 0.637 \\ 0.731 & 0.659 & 0.880 \\ 0.586 & 0.847 & 0.606 \end{bmatrix}$	$[0.319 \quad 0.362 \quad 0.320]$	$\begin{bmatrix} 0.756 \\ 0.119 \\ 0.237 \\ 0.361 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 2 \\ 3 \\ 1 \\ 2 \end{bmatrix}$
4W-4T	$\begin{bmatrix} 0.893 & 0.404 & 0.543 & 0.426 \\ 0.543 & 0.861 & 0.514 & 0.748 \\ 0.764 & 0.648 & 0.550 & 0.582 \\ 0.526 & 0.721 & 0.867 & 0.435 \end{bmatrix}$	$[0.292 \quad 0.334 \quad 0.196 \quad 0.177]$	$\begin{bmatrix} 0.247 \\ 0.201 \\ 0.178 \\ 0.345 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 2 \\ 2 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix}$
6W-5T	$\begin{bmatrix} 0.521 & 0.893 & 0.515 & 0.784 & 0.504 \\ 0.805 & 0.590 & 0.891 & 0.830 & 0.899 \\ 0.492 & 0.612 & 0.561 & 0.575 & 0.565 \\ 0.539 & 0.427 & 0.857 & 0.702 & 0.414 \\ 0.753 & 0.598 & 0.816 & 0.882 & 0.421 \\ 0.526 & 0.635 & 0.544 & 0.563 & 0.594 \end{bmatrix}$	$[0.163 \quad 0.159 \quad 0.270 \quad 0.214 \quad 0.194]$	$\begin{bmatrix} 0.586 \\ 0.107 \\ 0.576 \\ 0.403 \\ 0.335 \\ 0.656 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 1 \\ 2 \\ 3 \\ 1 \\ 1 \\ 2 \end{bmatrix}$
6W-6T	$\begin{bmatrix} 0.447 & 0.730 & 0.476 & 0.668 & 0.672 & 0.700 \\ 0.570 & 0.440 & 0.631 & 0.411 & 0.431 & 0.422 \\ 0.874 & 0.631 & 0.751 & 0.735 & 0.526 & 0.650 \\ 0.541 & 0.798 & 0.607 & 0.862 & 0.760 & 0.450 \\ 0.442 & 0.889 & 0.473 & 0.653 & 0.764 & 0.640 \\ 0.473 & 0.836 & 0.500 & 0.668 & 0.425 & 0.515 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 0.159 & 0.203 & 0.143 \\ 0.217 & 0.118 & 0.160 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 0.738 \\ 0.323 \\ 0.750 \\ 0.440 \\ 0.130 \\ 0.600 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 3 \\ 2 \\ 3 \\ 3 \\ 2 \\ 3 \end{bmatrix}$
9W-8T	$\begin{bmatrix} 0.420 & 0.559 & 0.861 & 0.436 & 0.766 & 0.865 & 0.663 & 0.435 \\ 0.865 & 0.541 & 0.400 & 0.720 & 0.805 & 0.781 & 0.458 & 0.696 \\ 0.858 & 0.589 & 0.663 & 0.894 & 0.608 & 0.746 & 0.538 & 0.864 \\ 0.516 & 0.682 & 0.593 & 0.712 & 0.638 & 0.812 & 0.452 & 0.712 \\ 0.467 & 0.831 & 0.785 & 0.526 & 0.676 & 0.887 & 0.676 & 0.497 \\ 0.546 & 0.488 & 0.607 & 0.585 & 0.806 & 0.838 & 0.405 & 0.592 \\ 0.664 & 0.873 & 0.610 & 0.785 & 0.422 & 0.423 & 0.704 & 0.402 \\ 0.555 & 0.429 & 0.578 & 0.423 & 0.620 & 0.803 & 0.726 & 0.624 \\ 0.802 & 0.691 & 0.634 & 0.780 & 0.400 & 0.570 & 0.474 & 0.849 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 0.0979 & 0.140 & 0.158 & 0.141 \\ 0.107 & 0.0757 & 0.129 & 0.150 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 0.346 \\ 0.715 \\ 0.466 \\ 0.789 \\ 0.412 \\ 0.675 \\ 0.724 \\ 0.101 \\ 0.471 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 2 \\ 2 \\ 1 \\ 1 \\ 3 \\ 3 \\ 3 \\ 1 \\ 3 \end{bmatrix}$
8W-8T	$\begin{bmatrix} 0.886 & 0.828 & 0.869 & 0.455 & 0.559 & 0.856 & 0.857 & 0.566 \\ 0.850 & 0.431 & 0.474 & 0.529 & 0.463 & 0.527 & 0.809 & 0.709 \\ 0.793 & 0.693 & 0.760 & 0.611 & 0.685 & 0.701 & 0.457 & 0.813 \\ 0.597 & 0.568 & 0.685 & 0.546 & 0.849 & 0.455 & 0.863 & 0.604 \\ 0.718 & 0.741 & 0.415 & 0.898 & 0.717 & 0.678 & 0.778 & 0.533 \\ 0.694 & 0.740 & 0.663 & 0.617 & 0.564 & 0.832 & 0.500 & 0.620 \\ 0.471 & 0.801 & 0.616 & 0.766 & 0.890 & 0.666 & 0.452 & 0.766 \\ 0.532 & 0.580 & 0.526 & 0.529 & 0.850 & 0.632 & 0.545 & 0.568 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 0.150 & 0.125 & 0.105 & 0.137 \\ 0.115 & 0.155 & 0.0934 & 0.120 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 0.742 \\ 0.464 \\ 0.253 \\ 0.591 \\ 0.537 \\ 0.277 \\ 0.287 \\ 0.413 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 2 \\ 3 \\ 3 \\ 1 \\ 2 \\ 3 \\ 3 \\ 1 \end{bmatrix}$

优适应度,如图 1 所示。其中,在大规模场景 9W-8T 及 8W-8T 中,各算法的终止代数不确定,算法的终止条件为持续 200 次迭代或连续 15 次迭代过程中种群的最优适应度未更新,这满足了实际战场中对快速决策的需求。

如图 1 所示,本文算法可以有效提高求解 WTA 问题的收敛精度,得到更优的武器目标分配方案。对于小规模 WTA 问题,如 4W-3T 与 4W-4T,三种算法的收敛精度差距不大,WTAO-PGT 可以在更少的迭代次数中获得最优解。对于中等规模与大规模

的 WTA 问题,WTAO-PGT 的收敛精度更高,能得到更优的分配方案。

### 4.3 收敛结果分析

所有场景下各算法收敛结果的均值与方差分别如表 2、表 3 所示。不同算法在不同场景下的收敛适应度、收敛代数及运行时间自左至右地在表 2、表 3 中展示。其中,最优的结果以粗体显示。

由表 2 及表 3 可以看出,本文算法在所有场景下的收敛适应度均为最优,粒子群禁忌混合搜索算法次之。WTAO-PGT 在解决大规模 WTA 问题时,

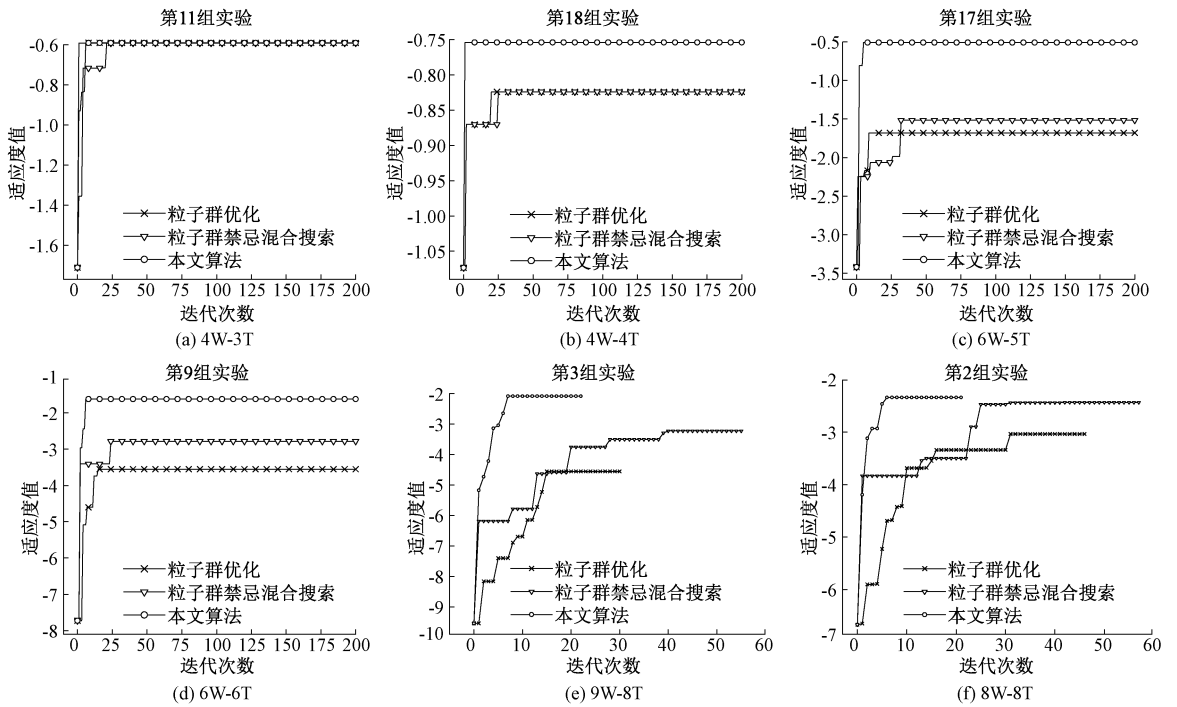


图1 收敛曲线对比

Figure 1 Comparison of convergence curves

表2 收敛结果的均值统计

Table 2 Mean statistics of convergence results

场景	粒子群优化算法			粒子群禁忌混合搜索算法			本文算法		
	收敛适应度	收敛代数	运行时间/s	收敛适应度	收敛代数	运行时间/s	收敛适应度	收敛代数	运行时间/s
4W-3T	-0.666	10.500	<b>0.300</b>	-0.654	20.600	1.120	<b>-0.593</b>	<b>1.000</b>	1.480
4W-4T	-0.849	10.200	<b>0.384</b>	-0.827	15.400	0.505	<b>-0.758</b>	<b>1.000</b>	2.570
6W-5T	-1.770	15.900	<b>0.613</b>	-1.60	67.000	1.860	<b>-0.540</b>	<b>2.750</b>	4.000
6W-6T	-3.120	<b>18.000</b>	<b>0.716</b>	-2.57	93.700	7.680	<b>-1.550</b>	93.500	6.140
9W-8T	-4.340	23.900	<b>0.234</b>	-3.80	20.500	2.560	<b>-2.110</b>	<b>19.500</b>	188.000
8W-8T	-2.920	23.400	<b>0.205</b>	-2.84	32.600	2.730	<b>-2.550</b>	<b>19.000</b>	116.000

表3 收敛结果的方差统计

Table 3 Variance statistics of convergence results

场景	粒子群优化算法			粒子群禁忌混合搜索算法			本文算法		
	收敛适应度	收敛代数	运行时间/s	收敛适应度	收敛代数	运行时间/s	收敛适应度	收敛代数	运行时间/s
4W-3T	0.111	21.300	<b>0.039</b>	0.105	30.800	0.151	<b>0.000</b>	<b>0.000</b>	0.148
4W-4T	0.045	7.360	<b>0.060</b>	0.000	7.650	0.081	<b>0.000</b>	<b>0.000</b>	0.332
6W-5T	0.263	12.500	<b>0.082</b>	0.174	48.900	0.237	<b>1.110</b>	<b>1.410</b>	0.459
6W-6T	0.429	<b>9.260</b>	<b>0.104</b>	0.273	48.900	0.983	<b>0.069</b>	63.800	0.970
9W-8T	0.454	7.950	<b>0.062</b>	0.446	12.100	1.010	<b>0.120</b>	<b>9.170</b>	76.100
8W-8T	0.355	8.750	<b>0.048</b>	0.561	23.600	1.350	<b>0.242</b>	<b>9.290</b>	38.600

较另外两种算法,收敛效果最稳定。在收敛精度方面,与粒子群禁忌混合搜索相比,本文算法至少提升9.10%。实验结果表明,WTAO-PGT相较于粒子群禁忌混合搜索算法与粒子群优化算法,提高了收敛精度。

由表2及表3中的收敛代数可以看出,算法寻优所需要的迭代次数,在大部分场景下(不包括6W-6T),本文算法能最快地进行收敛且较为稳定,另外两种算法在收敛速度及稳定性方面均次之。6W-6T场景中武器总弹药量与目标总数的差距最大(由表

1可知,弹药量是目标数的2.67倍),弹药量过大将造成资源的冗余,对算法的整数规划能力要求提高,这是造成本文算法在该场景下寻优代数较多的原因。在所有场景下,WTAO-PGT的收敛代数均值与方差均优于粒子群禁忌混合搜索算法,在中等规模与小规模WTA问题中,当弹药冗余较小时,该优势将增大至10倍以上。实验结果表明,WTAO-PGT相较粒子群禁忌混合搜索算法及粒子群优化算法,减少了收敛所需的代数。

由表2及表3中的运行时间可以看出,粒子群优化所需时间最短,因为其操作简单,本文算法与粒子群禁忌混合搜索均次之。在中等规模及小規模WTA问题(不包括4W-4T)中,WTAO-PGT相较粒子群禁忌混合搜索算法,运行时间相差较小。在4W-4T场景下,弹药总量为6(由表1可知),与目标数量差距较小,此时目标命中极限为2,由式(4)中的第三个条件可知,符合要求的分配方案较少,算法在后期可利用的有效信息减少,导致WTAO-PGT后期运行缓慢。结合收敛代数的对比可以发现,在解决中等及小規模WTA问题时,本文算法在收敛速度方面较粒子群禁忌混合搜索算法有所提升。

实验过程中,以场景8W-8T为例,武器目标分配的最优解是 $[[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0], [0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0], [1, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 1], [0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0], [0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0], [0, 1, 1, 0, 0, 1, 0, 0], [0, 0, 0, 1, 1, 0, 0, 0], [0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]]$ ,对其进行解码得到对应的最佳分配方案为:第1、第2、第4、第5及第8个武器不对目标进行打击,第3个武器对第1、第7及第8个目标各分配1发弹药,第6个武器对第2、第3及第6个目标各分配1发弹药,第7个武器对第4及第5个目标分配1发弹药。在该方案下,各武器分配的弹药量为 $[0, 0, 3, 0, 0, 3, 2, 0]$ ,不超过其所持有的最大弹药量 $[2, 3, 3, 1, 2, 3, 3, 1]$ 。所有目标受打击弹药数均为1,满足每个目标均受到打击且不超过命中极限为5的约束。该最优分配方案可造成的毁伤效能为0.757,满足本问题中最低毁伤效能阈值 $MinDE$ 为0.75的限制。结合式(4)及上文的分析可知,本文算法所求出的最佳武器目标分配方案满足该问题下的所有约束条件,能较好地解决火力目标分配问题,算法的框架及算子的改进对于求解整数规划问题有一定的帮助。

结合上述所有实验效果可以看出,在解决WTA问题时,WTAO-PGT相较粒子群优化算法与粒子群禁忌混合搜索算法,能较稳定且快速地完成高质量

分配方案的寻优;在解决中小规模WTA问题时,相较粒子群禁忌混合搜索算法,能较快地完成收敛。说明WTAO-PGT能有效平衡全局搜索与局部探索,具有较高的寻优精度。

## 5 结语

本文提出了一种基于粒子群遗传禁忌的火力分配优化算法来解决火力资源没有达到饱和<sup>[17]</sup>情况下的WTA问题。通过自适应选择比例,改进交叉、变异算子与TS中的邻域动作,本文算法相较PSO与粒子群禁忌混合搜索算法,收敛精度得到了提高。在收敛精度方面,本文算法较粒子群禁忌混合搜索算法,提高了约9个百分点。继续研究本文算法框架及改进的算子对于整数规划问题求解的影响,降低算法的计算复杂度及避免陷入局部极值是本文算法未来优化的方向。

## 参考文献:

- [1] CHANG T Q, KONG D P, HAO N, et al. Solving the dynamic weapon target assignment problem by an improved artificial bee colony algorithm with heuristic factor initialization[J]. Applied soft computing, 2018, 70: 845-863.
- [2] CAI H P, LIU J X, CHEN Y W, et al. Survey of the research on dynamic weapon-target assignment problem[J]. Journal of systems engineering and electronics, 2006, 17(3): 559-565.
- [3] WANG Z Y, DU J G. Allocation of ship maintenance cost based on a hybrid search algorithm of tabu search and annealing particle swarm optimization[C]//International Conference on System Science, Engineering Design and Manufacturing Informatization. Piscataway: IEEE Press, 2011: 337-340.
- [4] ZHOU Y L, LI X B, ZHU Y F, et al. A discrete particle swarm optimization algorithm applied in constrained static weapon-target assignment problem[C]//World Congress on Intelligent Control and Automation. Piscataway: IEEE Press, 2016: 3118-3123.
- [5] ZHANG J Y. ACCA algorithm of solving weapon-target assignment problem[J]. Open journal of applied sciences, 2012, 2(4): 74-77.
- [6] ZHAO Y, CHEN Y F, ZHEN Z Y, et al. Multi-weapon multi-target assignment based on hybrid genetic algorithm in uncertain environment[J]. International journal of advanced robotic systems, 2020, 17(2): 172988142090592.
- [7] LI X Y, ZHOU D Y, YANG Z, et al. A novel genetic al-

- gorithm for the synthetical sensor-weapon-target assignment problem [J]. Applied sciences, 2019, 9(18): 3803.
- [8] YANG L M, ZHAI Z Z, LI Y H, et al. A multi-information particle swarm optimization algorithm for weapon target assignment of multiple kill vehicle[C]//International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics. Piscataway: IEEE Press, 2018: 1160-1165.
- [9] YE F, SHAO S J, TIAN Y. Weapon target assignment based on improved artificial fish swarm algorithm [C]//USNC-URSI Radio Science Meeting. Piscataway: IEEE Press, 2019: 15-16.
- [10] TENG P, LV H G, JUN H, et al. Improved particle swarm optimization algorithm and its application in coordinated air combat missile-target assignment [C]//World Congress on Intelligent Control and Automation. Piscataway: IEEE Press, 2008: 2833-2837.
- [11] 刘志超, 石章松, 姜涛, 等. 基于最小资源损耗的火力分配研究[J]. 火力与指挥控制, 2018, 43(6): 167-170.
- LIU Z C, SHI Z S, JIANG T, et al. Research on method of weapon-target assignment based on the minimal resource loss[J]. Fire control & command control, 2018, 43(6): 167-170.
- [12] 彭正超, 胡晓兵, 周韶武, 等. 基于改进粒子群-禁忌搜索算法的FMS布局优化[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2021(6): 159-163.
- PENG Z C, HU X B, ZHOU S W, et al. FMS layout optimization based on AMPSO-TS algorithm[J]. Modular machine tool & automatic manufacturing technique, 2021(6): 159-163.
- [13] 陈煜婷, 张惠珍. 双层级医疗设施选址问题及禁忌搜索算法[J]. 运筹与管理, 2021, 30(9): 56-63.
- CHEN Y T, ZHANG H Z. Two-level medical facility location problem and tabu search algorithm[J]. Operations research and management science, 2021, 30(9): 56-63.
- [14] 夏维, 刘新学, 范阳涛, 等. 基于改进型多目标粒子群优化算法的武器-目标分配[J]. 兵工学报, 2016, 37(11): 2085-2093.
- XIA W, LIU X X, FAN Y T, et al. Weapon-target assignment with an improved multi-objective particle swarm optimization algorithm[J]. Acta armamentarii, 2016, 37(11): 2085-2093.
- [15] 褚凯轩, 常天庆, 孔德鹏, 等. 蜂群算法求解坦克阵地部署与火力分配模型[J/OL]. 系统工程与电子技术, 2021: 1-14. (2021-08-30). <https://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2422.tn.20210827.1850.028.html>.
- CHU K X, CHANG T Q, KONG D P, et al. The bee colony algorithm solves the model of tank troop deployment and firepower allocation[J/OL]. Systems engineering and electronics, 2021: 1-14. (2021-08-30). <https://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2422.tn.20210827.1850.028.html>.
- [16] 刘艳红, 陈田田, 张方方. 基于改进粒子群算法的移动机器人路径规划[J]. 郑州大学学报(理学版), 2020, 52(1): 114-119.
- LIU Y H, CHEN T T, ZHANG F F. Mobile robot path planning based on improved particle swarm optimization [J]. Journal of Zhengzhou university (natural science edition), 2020, 52(1): 114-119.
- [17] 王慕鸿, 周智超, 张蓉, 等. 两栖攻击舰对空自防御作战火力分配模型[J]. 火力与指挥控制, 2020, 45(12): 127-131.
- WANG M H, ZHOU Z C, ZHANG R, et al. Fire assignment model of amphibious assault ship to air self-defense [J]. Fire control & command control, 2020, 45(12): 127-131.