

doi: 10.7690/bgzdh.2024.04.002

## 基于文化基因算法求解动态武器目标分配

强裕功<sup>1</sup>, 宋贵宝<sup>1</sup>, 刘铁<sup>1</sup>, 贺洁<sup>2</sup>, 陈天柱<sup>3</sup>

(1. 海军航空大学岸防兵学院, 山东 烟台 264001; 2. 中国人民解放军 92132 部队, 山东 青岛 266000;  
3. 中国人民解放军 91913 部队, 辽宁 葫芦岛 125000)

**摘要:** 针对动态武器目标分配(dynamic weapon target assignment, DWTA)问题, 提出一种基于进化算法和局部搜索算法的文化基因算法(memetic algorithm, MA)。以最大化目标毁伤为目标, 建立考虑能力约束、策略约束、资源约束、拦截可行性约束条件下的 DWTA 模型; 引入虚拟排列进行编码以满足拦截可行性要求, 设计将排列转化为实际分配方案的构造方法, 给出算法运行过程中对随机事件的处理方法。通过与遗传算法(genetic algorithm, GA)、MA-GLS(memetic algorithm global local search)求解不同测试实例的对比仿真, 结果表明, MA 算法具有寻优速度快、优化能力强、稳定性好的优点。

**关键词:** 动态目标分配; 文化基因算法; 随机事件

**中图分类号:** TJ761.1; E273.4 **文献标志码:** A

### Dynamic Weapon Target Assignment Based on Cultural Gene Algorithm

Qiang Yugong<sup>1</sup>, Song Guibao<sup>1</sup>, Liu Tie<sup>1</sup>, He Jie<sup>2</sup>, Chen Tianzhu<sup>3</sup>

(1. College of Coast Guard, Naval Aviation University, Yantai 264001, China;

2. No. 92132 Unit of PLA, Qingdao 266000, China; 3. No. 91913 Unit of PLA, Huludao 125000, China)

**Abstract:** For the dynamic weapon target assignment (DWTA) problem, a memetic algorithm (MA) based on evolutionary algorithm and local search algorithm is proposed. In order to maximize the target damage, the DWTA model considering the constraints of capacity, strategy, resource and interception feasibility was established. A virtual permutation was introduced to encode the DWTA model to meet the requirement of interception feasibility, and the construction method of transforming the permutation into the actual allocation scheme was designed, and the method of dealing with random events in the operation process of the algorithm was given. Compared with genetic algorithm (GA) and memetic algorithm global local search (MA-GLS) in solving different test cases, the simulation results show that MA algorithm has the advantages of fast optimization speed, strong optimization ability and good stability.

**Keywords:** dynamic target assignment; memetic algorithm; random event

## 0 引言

武器目标分配(weapon target assignment, WTA)又称武器分配(weapon assignment, WA), 是指将有限的防御武器合理分配给探测到的来袭目标<sup>[1]</sup>。A.S.Manne 最早研究了 WTA 问题<sup>[2]</sup>, 之后这一问题得到了广泛的研究, WTA 问题已被证明是 NP 完全的约束组合优化问题<sup>[3]</sup>。随着武器和作战理论的发展, 复杂情况下如何有效地进行武器目标分配成为决策的难题<sup>[4]</sup>; 同时, WTA 问题已经成为智能决策支持系统的研究重点, 吸引了大量学者研究, 具有重要的军事意义<sup>[5]</sup>。

根据作战目的, WTA 问题可分为基于资产的 WTA 问题(A-WTA)和基于目标的 WTA 问题(T-WTA), 前者旨在最大化防御方剩余资产的价值, 后者旨在最大化对来袭目标的毁伤; 根据作战

过程, WTA 问题可分为静态 WTA(static WTA, SWTA)问题和 DWTA 问题<sup>[6]</sup>, 两者之间的区别在于决策过程是否考虑时间的影响。SWTA 问题不考虑时间的影响, 假设所有参数均是已知、不变的, 同时发射武器以最大化作战效能; DWTA 问题考虑时间对战场态势的影响, 分批次发射防御武器进行拦截, 通常的处理方法是将整个作战过程划分为若干作战阶段。WTA 问题的计算量随武器、目标数的增加呈指数增长, 无法应用传统的解析方法求解这一问题。智能算法具有精度高、求解速度快的优点, 被广泛应用于复杂问题的求解。陈曼等<sup>[7]</sup>将遗传算法(GA)的杂交算子和模拟退火算法思想引入离散粒子群算法求解舰载 SWTA 问题; 王永骥等<sup>[8]</sup>将柯西变异引入算法中, 提出了基于柯西变异的多种群协同进化粒子群算法; Wang J 等<sup>[9]</sup>提出了一种融合

收稿日期: 2023-12-20; 修回日期: 2024-01-23

第一作者: 强裕功(1998—), 男, 山西人, 硕士。

自适应遗传算法和变领域搜索算法的文化基因算法 (MA) 求解 WTA 问题, 以平衡全局探索能力和局部搜索能力; Fu M 等<sup>[10]</sup>将爬山算法和局部搜索算法结合, 构造了求解 WTA 问题的混合遗传算法。上述研究在 WTA 问题的求解精度上有一定改进, 但考虑更多的是 SWTA 问题, 没有将作战过程的动态性考虑在内, 且求解速度不快, 仍有较大的改进空间。

笔者考虑拦截过程的动态性, 分析基于目标的 DWTA 问题, 建立考虑能力约束、策略约束、资源约束、拦截可行性约束的 DWTA 模型, 针对模型设计了优化算法, 通过仿真验证算法的有效性, 能够为战场决策提供支持。

## 1 DWTA 模型建立

### 1.1 目标函数

考虑多武器平台协同拦截敌方来袭目标的情形, 假设探测到  $T$  个来袭目标, 防御方可使用的武器数量为  $W$ , 在目标突防前有  $S$  个拦截阶段, 可拦截阶段数主要取决于来袭目标的距离、飞行速度、防御武器的飞行时间、决策制定和数据分析的时间消耗等因素<sup>[11]</sup>。“攻击-观察-攻击”为解决 DWTA 问题的常用策略<sup>[12]</sup>, 这种策略能够平衡防御效能与防御消耗。笔者以最大化突防目标威胁值为目标函数建立如下的优化目标:

$$J_t(X^t) = \sum_{j=1}^{T(t)} v_k \left[ 1 - \prod_{h=t}^S \prod_{i=1}^{W(t)} (1 - p_{ij}(t))^{x_{ij}(h)} \right], \quad t = \{1, 2, \dots, S\}. \quad (1)$$

式中:  $W(t)$ 、 $T(t)$  分别为阶段  $t$  剩余的武器、目标数;  $X^t = \{X_t, X_{t+1}, \dots, X_S\}$ ,  $X_t = [x_{ij}(t)]_{W \times T}$  为阶段  $t$  的分配方案;  $x_{ij}(t)=1$  为阶段  $t$  使用武器  $i$  拦截目标  $j$ , 反之  $x_{ij}(t)=0$ ;  $v_k$  为来袭目标  $k$  的威胁值;  $p_{ij}(t)$  为阶段  $t$  武器  $i$  对目标  $j$  的杀伤概率。将  $X^t$  称为相对于整个防御过程的全局决策, 将  $X_t$  称为相对于阶段  $t$  的执行决策。

### 1.2 约束条件

笔者考虑如下 4 种约束条件:

$$\sum_{j=1}^T x_{ij}(t) \leq n_i, \quad \forall t \in \{1, 2, \dots, S\}, \quad \forall i \in \{1, 2, \dots, W\}; \quad (2)$$

$$\sum_{i=1}^W x_{ij}(t) \leq m_j, \quad \forall t \in \{1, 2, \dots, S\}, \quad \forall j \in \{1, 2, \dots, T\}; \quad (3)$$

$$\sum_{i=1}^S \sum_{j=1}^T x_{ij}(t) \leq N_i, \quad \forall i \in \{1, 2, \dots, W\}; \quad (4)$$

$$x_{ij}(t) \leq f_{ij}(t), \quad \forall t \in \{1, 2, \dots, S\}, \quad \forall i \in \{1, 2, \dots, W\}, \quad \forall j \in \{1, 2, \dots, T\}, \quad \forall t \in \{1, 2, \dots, S\}. \quad (5)$$

式(2)为武器同时拦截多目标的能力, 一般单个武器只能拦截单个目标, 若某一武器可同时拦截多个目标则可将这一武器看作多个只能拦截单一目标的武器, 这一约束可看作武器的能力约束; 式(3)为用于拦截单一目标的武器数限制, 主要取决于防御方武器的性能, 根据“攻击-观察-攻击”策略可令  $m_j=1$ ,  $m_j>1$  若同样可将目标看作多个只能分配单一武器的目标, 这一约束可看作拦截策略约束; 式(4)为装备的武器资源约束; 式(5)为拦截适宜性约束,  $f_{ij}(t)=1$  为阶段  $t$  可使用武器  $i$  拦截目标  $i$ , 反之  $f_{ij}(t)=0$ , 拦截适宜性主要受目标时间窗的影响<sup>[13]</sup>, 将拦截适宜性考虑在内极大地增加了 DWTA 问题的复杂度, 同时这也是 DWTA 问题与 SWTA 问题最主要的区别。

如上所述, 笔者考虑的模型为:

$$\max J_t(X^t) \text{ s.t. } (2), (3), (4), (5), \quad \forall t \in \{1, 2, \dots, S\}. \quad (6)$$

## 2 基于文化基因算法的 DWTA 问题求解

### 2.1 编码及约束处理

多约束优化问题中对约束的处理是重点, 有效处理约束能够极大地简化问题, 常见的处理方法如罚函数法<sup>[14-15]</sup>、将约束表述在可行解的生成中<sup>[16-17]</sup>等。满足式(5)是 DWTA 决策方案可行的前提, 笔者引入应用于二次分配 (quadratic assignment problem, QAP) 问题的虚拟排列方法对约束进行处理, 为此引入如下概念<sup>[11]</sup>:

定义 1: 若  $f_{ij}(t)=1$ , 表明阶段  $t$  可使用武器  $i$  拦截目标  $j$ , 此时将三元组“武器  $i$ -目标  $j$ -阶段  $t$ ”称为可分配组合 (available assignment pair, AAP)。

定义 2: 将全局决策中使用的 AAP 称为 AAP。

定义 3: 将全局决策中未使用的 AAP 称为 UAAP (unassigned AAP)。

定义 4: 将所有 AAP 的任一排列称为一个虚拟排列 (virtual permutation, VP)。例如, 假设存在 AAP1( $i_1-j_1-t_1$ )、AAP2( $i_1-j_2-t_1$ )、AAP3( $i_2-j_1-t_2$ ) 和 AAP4( $i_3-j_2-t_3$ ) 4 个 APP, 则 (AAP1, AAP2, AAP3, AAP4) 称为一个虚拟排列。

定义 5: 对任一约束  $a(X) \leq 0$ , 当  $a(X)=0$  称为该约束饱和。

DWTA 问题的分配方案取决于 AAP 的排序, 故可采用虚拟排列的方法进行个体编码, 但虚拟排

列并非实际的分配方案，需要通过构造才能转化为实际的决策，构造过程如图1所示。图中 $S^{***}$ 表示“\*\*\*”的集合。

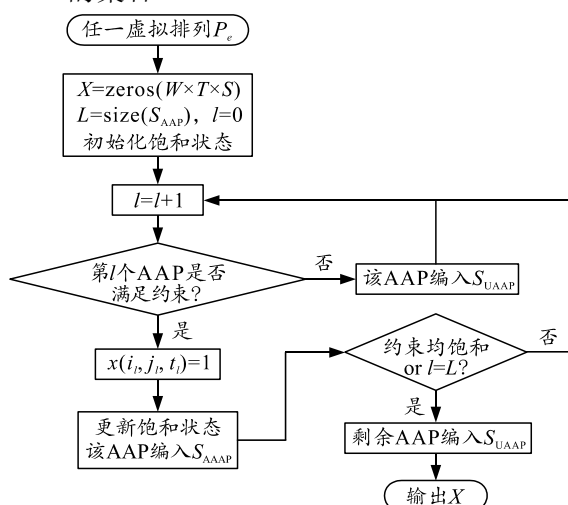


图1 构造过程流程

由于虚拟排列只考虑 AAP，故式(5)始终满足，同时上述构造过程采用检验约束是否饱和的方法确保满足式(2)–(4)，这也能使尽可能多的 AAP 编入实际分配方案中以最大化毁伤效果；因此，通过虚拟排列和构造过程所得分配方案满足所有约束，均为可行的分配方案。由上图可知，构造过程为确定性过程，任一虚拟排列只能转化为唯一的可行解，所有可行解都能通过确定的排列转化而来，但某一可行解可能对应多个排列，这可能导致进化过程中种群多样性降低、算法寻优能力下降；因此，在下文进化操作设计中给出避免生成重复解的方法。

## 2.2 算法设计

在组合优化领域中，智能优化算法得到了广泛的应用，但单一的智能算法难以很好地平衡全局探索能力和局部搜索能力，通常采用混合智能算法进行求解<sup>[11]</sup>。笔者采用将 GA 和局部搜索算法相结合的 MA 求解上述 DWTA 问题，其中，GA 进行全局探索，局部搜索算法对每代的最优解进行局部寻优。基于 GA 的 MA 主要包括初始化、交叉、变异、选择、局部优化操作和随机重启操作。

就具体虚拟排列而言，AAP 的顺序决定了 DWTA 分配方案的组成；因此，在迭代寻优算法中可以通过改变 AAP 的顺序生成新解，同时在改变 AAP 顺序时需避免生成重复解。首先分析 AAAP 与 UAAP 的特点：上述构造过程使同一分配方案中的不同 AAAP 相互间不冲突，即两者都编入分配方案时约束仍满；因此，单纯改变 AAAP 的位置并不能

产生新解，单纯改变 UAAP 的位置也如此，故生成新解的唯一方法为改变排列中 AAAP 与 UAAP 的位置，使得原来的某些 AAAP 变为 UAAP、某些 UAAP 变为 AAAP。

结合上述分析，算法设计如下：

1) 初始化：通过随机排列的方法生成初始种群，每一个体均为所有 AAP 的随机排列。

2) 交叉操作：进化算法交叉操作的思想就是要保留父代“好”的基因。P.Merz 等<sup>[18]</sup>提出了交叉操作的“CX”实现方法，Z.J.Lee 等<sup>[19]</sup>提出了交叉操作的“EX”实现方法，笔者结合其思想采取如下交叉操作：随机选取 2 个父代，将 2 个父代均有的 AAAP 按照其在较优父代排列中的顺序置于子代排列的开头，其余 AAP 的顺序随机排列，在生成新解的同时保留父代的共有 AAAP，即“好”的基因。

3) 变异操作：随机选取交叉操作产生的某一子代，从其  $S_{UAAP}$  中随机选取某一 UAAP，将这一 UAAP 与  $S_{AAAP}$  中随机选取的 AAAP 交换位置，由于交换操作不能产生重复解且需能够改善解的质量，故选取的 AAAP 必须与选定的 UAAP 存在一定的“冲突”，即“武器-目标-阶段”这 3 个组成中至少存在两者是相同的，且该 UAAP 的值需大于 AAAP 的值（注：AAP 的值为对应阶段武器对目标的杀伤概率与目标威胁值的乘积<sup>[20]</sup>）。

4) 选择操作：将上述进化操作产生的个体与原种群个体混合，采用  $(\mu+\lambda)$  选择策略<sup>[11]</sup>选出新的种群， $\mu$  为种群规模， $\lambda$  为进化过程产生的子代数。 $(\mu+\lambda)$  选择策略是一种精英保留策略，能够剔除种群中较差的个体，保持种群规模始终不变。

5) 局部搜索算法：文献[20]给出了排列的邻域概念，基于此设计了贪婪局部搜索和最优局部搜索 2 种局部搜索算法，这 2 种局部搜索算法较为常用，且目前的研究已经证明了其可行性、有效性；但这 2 种搜索算法需要不断比较各排列的优劣，要比较采用虚拟排列方法表示的解的优劣必须先进行构造操作，重复进行这一操作耗时较长，这对实际战场应用是不利的。笔者参考文献[11]、文献[20]的方法设计了一种新的局部搜索算法：首先，计算最优解对应排列中所有 UAAP 的值并按照值的大小进行降序排列；然后，将值较大的前  $m$  个 UAAP  $(1 \leq m \leq \text{size}(S_{UAAP}))$  按照其在排列中的顺序将其移动到排列的开头，比较移动前后排列的函数值，若移动后排列的值更优则用移动后的排列替换原来的排列，反之保留原来的排列。显然，原排列中移动到开头的

UAAP 在移动后的排列中成为 AAAP, 这能够保证不会产生重复解; 同时, 只对值较大的 UAAP 进行操作增加了产生更优解的可能性。

6) 随机重启操作: 为防止算法早熟, 当种群最优值连续 30 代未改善时, 对函数值小于种群平均值的个体进行随机初始化操作, 即将个体对应的排列通过随机排列所有 AAP 的方法重新赋值。

### 2.3 随机事件处理方法

DWTA 问题的动态性体现在考虑作战过程中各种随机事件对分配方案的影响, 笔者考虑的影响因素及其对相应指标的影响如表 1 所示。

表 1 随机事件对目标分配的影响

影响因素	受影响指标		
	目标威胁度	杀伤概率	拦截适宜性
目标信息更新	影响	影响	影响
新目标出现	不影响	不影响	影响
目标被毁伤	影响	不影响	不影响
目标突防	不影响	影响	影响
武器被摧毁	影响	影响	影响

对随机事件的处理方法如下:

#### 1) 目标信息更新。

根据获取的目标信息, 重新计算武器对目标的杀伤概率及目标威胁度, 基于判断准则调整拦截适宜性结果, 最后重新计算各个体的函数值。DWTA 问题中目标信息是实时变化的, 不断更新可能使得算法无法寻优; 因此, 只在下述随机事件发生或拦截阶段结束时对目标信息进行更新, 使得算法有充足的时间寻优。

#### 2) 新目标出现。

计算防御方武器对该目标的杀伤概率并判断武器对该目标的拦截适宜性, 然后在各个体对应的虚拟排列中加入新目标对应的“武器-目标-阶段”三元组。

#### 3) 目标被毁伤、目标突防。

将该目标的威胁值设为零, 删除各个体中含有该目标的“武器-目标-阶段”三元组。

#### 4) 武器被摧毁。

将该武器对各目标的杀伤概率设为 0, 删除各个体中含有该武器的“武器-目标-阶段”三元组。

综上所述, 笔者提出的求解 DWTA 问题的 MA 流程图 2 所示。

## 3 仿真分析

笔者通过比较 MA 算法与基本 GA、文献[20]的 MA-GLS 算法在处理不同规模测试实例时的性

能, 验证了该算法的可行性与高效性。

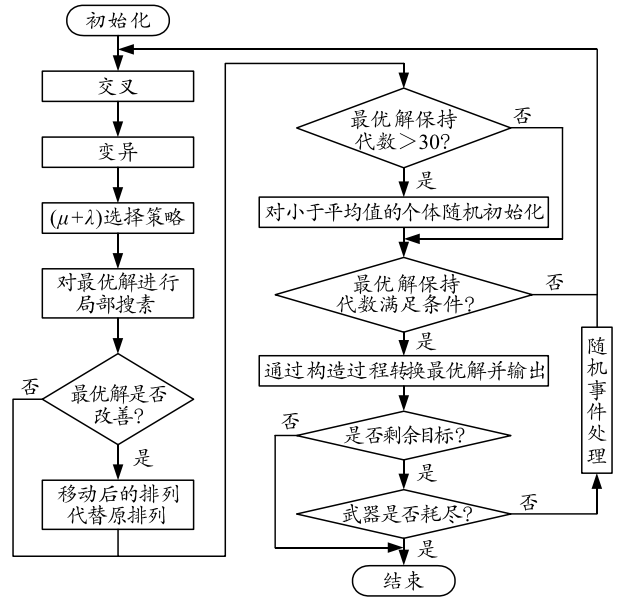


图 2 求解 DWTA 的文化基因算法流程

### 3.1 实验参数生成

为比较不同算法的性能, 首先给出不同规模 DWTA 问题参数生成方法:

#### 1) 目标威胁度 $v$ 。

各目标的威胁值为区间(10, 100)的随机数, 即  $v_k=10+90 \times \text{rand}$ , rand 表示区间(0, 1)的随机数。

#### 2) 武器对目标的杀伤概率 $P=[p_{ij}(t)]_{W \times T \times S}$ 。

$$p_{ij}(t) = p_l + (p_h - p_l) \times \text{rand};$$

$$\forall t \in \{1, 2, \dots, S\}, \forall i \in \{1, 2, \dots, W\}, \forall j \in \{1, 2, \dots, T\}.$$

式中  $p_h$ 、 $p_l$  分别为武器对目标杀伤概率的上下限。

#### 3) 拦截适宜性矩阵 $F=[f_{ij}(t)]_{W \times T \times S}$ 。

随着作战过程的进行, 防御方武器不断被消耗, 武器对目标的拦截越来越困难, 由上文可知  $f_{ij}(t)=0$  表示不可进行拦截, 故随着时间推移, 拦截适宜性矩阵中将出现越来越多“0”。基于上述考虑笔者采用如下拦截适宜性生成方法:

$$\text{ratio}(t) = f_l + (f_h - f_l) \times (t-1) / (S-1);$$

$$\forall t \in \{1, 2, \dots, S\};$$

$$f_{ij}(t) = [\text{sign}(\text{rand} - \text{ratio}(t)) + 1] / 2.$$

式中:  $\text{rato}(t)$  为  $f_{ij}(t)$  取 0 的概率;  $f_h$ 、 $f_l$  为  $\text{ratio}(t)$  取值的上下限;  $\text{sign}(\ast)$  为符号函数, 其值取决于“\*”的正负。

#### 4) 武器资源约束 $N_i$ 。

$N_i$  的取值决定了能否在整个作战过程使用该武器, 笔者考虑如下 3 种情况:

case1: 装备的武器不足, 所有武器只能使用一次, 即  $N_i = 1, \forall i = 1, 2, \dots, W$ 。

case 2: 装备的武器充足, 所有武器均可在整个防御过程使用, 即  $N_i = S, \forall i = 1, 2, \dots, W$ 。

case 3: 装备的武器有些充足、有些不足, 存在能够在整个防御过程使用的武器, 即  $N_i = [S \times \text{rand}]$ ,  $\forall i = 1, 2, \dots, W$

5) 种群参数。

GA 的种群参数主要有种群规模、交叉概率及变异概率, 文献[21]指出 MA 通常采用种群交叉数(每代进行交叉操作的个体数)和变异数(每代进行交叉操作的个体数)代替交叉概率、变异概率, 笔者参考文献[21]将种群规模设为  $PS=20$ , 每代交叉数和变异数均设为 10。

3.2 实验结果及分析

假设将整个作战过程划分为 4 个阶段即  $S=4$ ,

表 3 case1 算法运行时间

算法	$W8-T10$	$W12-T12$	$W20-T15$	$W25-T30$	$W50-T40$	$W80-T70$
GA	0.59±0.06	0.68±0.12	1.59±0.13	4.61±0.65	21.51±2.29	133.01±9.06
MA-GLS	0.67±0.07	0.85±0.17	1.72±0.21	5.392 7±0.819 5	25.82±3.84	170.69±11.81
MA	<b>0.49±0.06</b>	<b>0.68±0.09</b>	<b>1.44±0.06</b>	<b>2.74±0.44</b>	<b>16.10±1.05</b>	<b>117.61±5.20</b>

表 4 case2 算法运行时间

算法	$W15-T10$	$W20-T25$	$W30-T40$
GA	0.84±0.13	2.82±0.14	8.71±0.63
MA-GLS	0.95±0.10	2.74±0.20	10.42±0.92
MA	<b>0.71±0.09</b>	<b>2.31±0.08</b>	<b>6.88±0.79</b>

表 5 case3 算法运行时间

算法	$W13-T10$	$W20-T25$	$W30-T35$
GA	0.96±0.13	<b>5.16±0.34</b>	14.18±0.14
MA-GLS	1.15±0.18	7.07±0.40	17.95±0.39
MA	<b>0.87±0.10</b>	5.35±0.19	<b>14.16±0.10</b>

由上表统计结果可知, 笔者设计的算法在不同实例中的运行时间均优于 GA 和 MA-GLS, 尤其是当问题规模较大时优势更加显著。在 case3 情况下各算法性能相差不大, 主要因为武器充足时各作战阶段的分配除目标信息不同外其余均相同, 无需考虑武器的使用阶段, 问题复杂度较低, 改进算法的优势不易体现; 同时, 不难看出随着武器、目标数的增加算法运行时间显著增加, 这与实际情况是一致的。笔者设计的算法无需考虑武器、目标数量的关系, 相比文献[17]能够极大地降低问题复杂度和计算量。

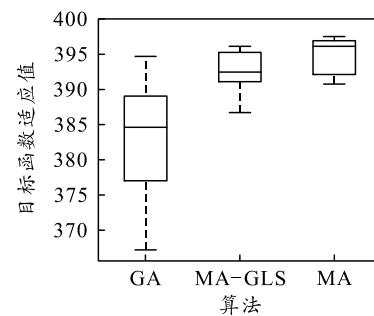
为比较不同算法 30 次运行的最优值分布情况, 图 3—5 给出了不同测试实例中各算法最优值的箱线图。

通过对表 2 所示测试实例的仿真比较算法性能。

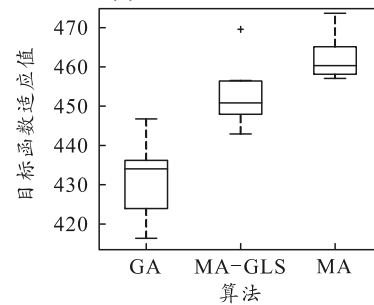
表 2 测试实例参数

case	$W$	$T$	case	$W$	$T$
1	8	10	2	15	10
	12	12		20	25
	20	15		30	40
	25	30	3	13	10
	50	40		20	25
80	70	30	35		

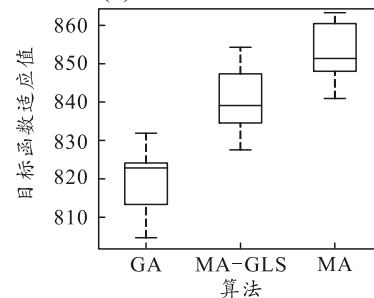
笔者采用最优值保持代数作为算法终止条件, 任何算法当最优值保持代数达到 50 代时终止, 选取运行时间、最优值作为不同算法的比较指标。基于 Matlab2018 对各算法均运行 30 次并对结果进行统计分析。表 3—5 分别为 case1、case2、case3 3 种情况下各算法的运行时间统计结果, 其中加粗黑体为运行时间最优值。



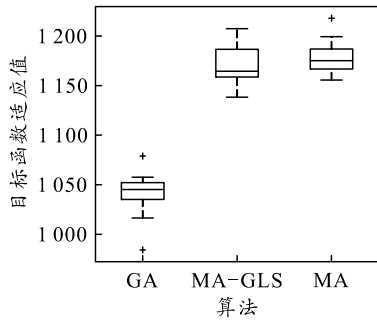
(a) case1:  $W8-T10$



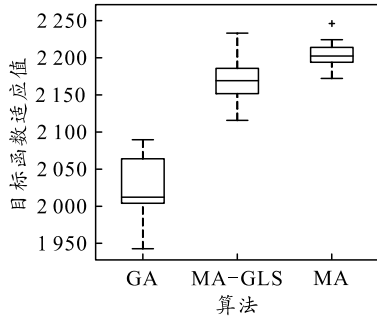
(b) case1:  $W12-T12$



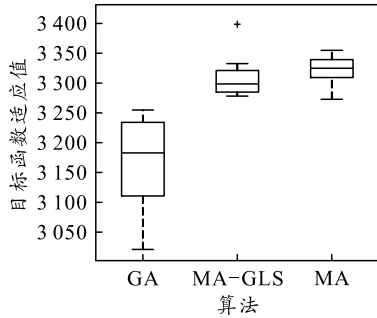
(c) case1:  $W20-T15$



(d) case1:W25-T30

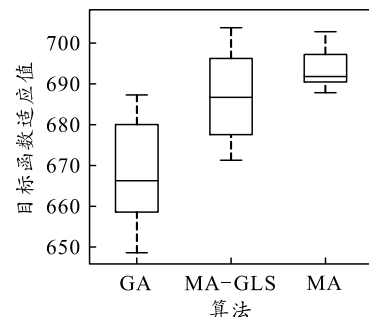


(e) case1:W50-T40

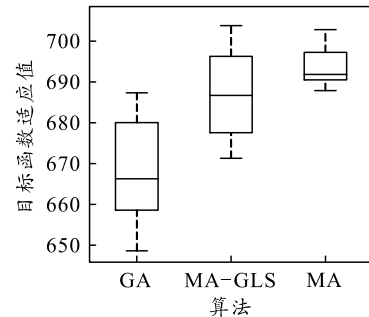


(f) case1:W80-T70

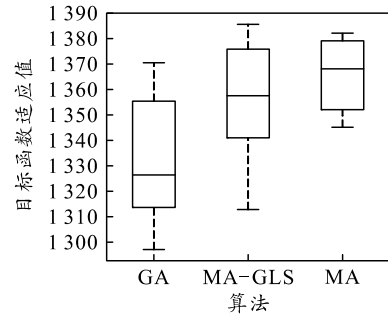
图 3 case1-算法最优值统计



(a) case2:W15-T10

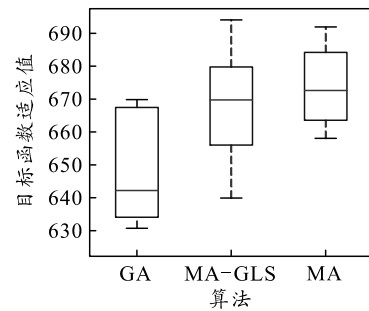


(b) case2:W20-T25

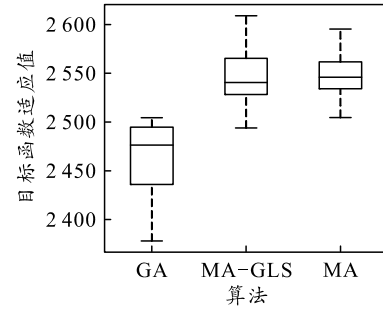


(c) case3:W30-T40

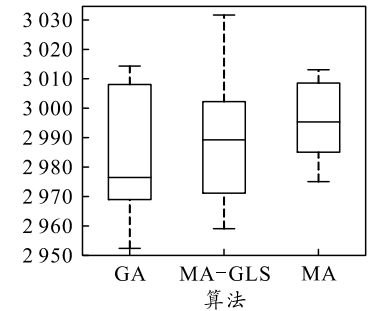
图 4 case2-算法最优值统计



(a) case3:W13-T10



(b) case3:W20-T25



(c) case3:W30-T35

图 5 case3-算法最优值统计

由上图可看出, GA、MA、MA-GLS 所求的最优值分布较为集中, 各算法均能很好地求解 DWTA 问题; 但 MA 在多数测试案例中的上下四分位数、中位数数据更加集中, 表明 MA 的稳定性优于 GA 和 MA-GLS, 同时 MA 对各测试实例的求解结果中位数均不劣于 GA 和 MA-GLS。

综合以上结果可知, 笔者提出的 MA 算法能很好地处理 DWTA 问题, 求解速度、寻优性能、稳定

性均优于 GA 和 MA-GLS。

## 4 结论

笔者针对动态武器目标分配问题，构建考虑能力约束、策略约束、资源约束、拦截可行性约束的 DWTA 模型，针对模型特点设计基于进化算法和局部搜索算法的文化基因算法，得出以下主要结论：

1) DWTA 问题需考虑武器对目标的拦截适宜性，同时还要对作战过程中的随机事件进行处理，求解较为复杂。

2) 笔者提出的 MA 算法能够高效、稳定地解算不同条件、不同规模的 DWTA 问题，算法性能明显优于 GA 和 MA-GLS。

3) 通过仿真验证了模型及算法的有效性，表明本文中方法能为作战过程实时决策提供参考和依据。

## 参考文献：

- [1] ZHANG K, ZHOU D, 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): 1511-1517.
- [2] MANNE A S. A target-assignment problem[J]. *Operations Research*, 1958, 6(3): 346-351.
- [3] LLOYD S P, WITSENHAUSEN H S. Weapons allocation is NP-complete[C]//in: *Proceedings of IEEE Summer Computer Simulation Conference*. Reno, NV, 1986: 1054-1058.
- [4] YANG Z, ZHOU D, KONG W, et al. Nondominated Maneuver Strategy Set with Tactical Requirements for a Fighter Against Missiles in a Dogfight[J]. *IEEE Access* 2020, 8: 117298-117312.
- [5] CHANG T, KONG D, 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: S1568494618303375.
- [6] 袁梅. 基于蚁群算法的 WTA 问题[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2009.
- [7] 陈曼, 周凤星. 改进粒子群算法的舰载武器目标分配[J]. *火力与指挥控制*, 2018, 43(11): 5-11.
- [8] 王永骥, 苏婷婷, 刘磊. 基于柯西变异的多策略协同进化粒子群算法[J]. *系统仿真学报*, 2018, 30(8): 9-15.
- [9] WANG J, LUO P, ZHOU J. A memetic algorithm for constrained weapon target assignment problems[C]//2017 2nd IEEE International Conference on Computational Intelligence and Applications (ICCIA). IEEE, 2017.
- [10] FU M, LI M, SUN N. Study on the weapon target assignment problem using hybrid genetic algorithm[C]//2018 IEEE 3rd Advanced Information Technology, Electronic and Automation Control Conference (IAEAC). IEEE, 2018.
- [11] XIN B, CHEN J, ZHANG J, et al. Efficient Decision Makings for Dynamic Weapon-Target Assignment by Virtual Permutation and Tabu Search Heuristics[C]//IEEE Transactions on Systems, Man & Cybernetics: Part C. Applications & Reviews, 2010: 649-662.
- [12] 吴文海, 郭晓峰, 周思羽, 等. 改进差分进化算法求解武器目标分配问题[J]. *系统工程与电子技术*, 2021, 43(4): 10-16.
- [13] PENG G, FANG Y, CHEN S, et al. A Hybrid Multiobjective Discrete Particle Swarm Optimization Algorithm for Cooperative Air Combat DWTA[J]. *Journal of Optimization*, 2017, 2017: 1-12.
- [14] ZHAI H, WANG W, LI Q, et al. Weapon-Target Assignment Based on Improved PSO Algorithm[C]//2021 33rd Chinese Control and Decision Conference (CCDC). IEEE, 2021: 6320-6325.
- [15] 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.
- [16] CHENG Y Z, ZHANG P C, CAO B Q. Weapon Target Assignment Problem Solving Based on Hungarian Algorithm[J]. *Applied Mechanics & Materials*, 2015, 713-715: 2041-2044.
- [17] 张进, 郭浩, 陈统. 基于可适应匈牙利算法的武器-目标分配问题[J]. *兵工学报*, 2021, 42(6): 6-13.
- [18] MERZ P, FREISLEBEN B. Fitness landscape analysis and memetic algorithms for quadratic assignment problem[J]. *IEEE Trans. Evol. Comput*, 2000, 4: 337-352.
- [19] LEE Z J, SU S F, LEE C Y. Efficiently solving general weapon-target assignment problem by genetic algorithms with greedy eugenics[J]. *IEEE Transactions on Systems Man & Cybernetics Part B Cybernetics A Publication of the IEEE Systems Man & Cybernetics Society*, 2003, 33(1): 113-121.
- [20] CHEN J, XIN B, PENG Z H, et al. Evolutionary decision-makings for the dynamic weapon-target assignment problem[J]. *Science in China Series F: Information Sciences*, 2009, 52(11): 2006-2018.
- [21] KRASNOGOR N, SMITH J. A tutorial for competent memetic algorithms: model, taxonomy, and design issues[J]. *IEEE Trans Evol Comput*, 2005, 9(5): 474-488.