

引用格式:李天龙,张军超.基于融合算法的空—地多目标攻击火力分配[J].电光与控制,2019,26(11):56-59. LI T L, ZHANG J C. Air-to-ground multi-target attack firepower assignment based on fusion algorithm[J]. Electronics Optics & Control, 2019, 26(11):56-59.

# 基于融合算法的空—地多目标攻击火力分配

李天龙, 张军超  
(航空工业第一飞机设计研究院, 西安 710089)

**摘要:** 空地多目标火力分配是机载空地多目标攻击系统的核心。分析了空地多目标火力分配问题的特点,提出了不同的最优评价标准,并根据其对应的目标函数建立了3种空地多目标火力分配模型。以自适应蚁群算法为基础,利用遗传算子进行交叉变异操作,结合粒子群算法的思想修改信息素更新规则,给出了融合算法求解空地多目标火力分配问题的步骤。通过仿真实验验证了融合算法的有效性。

**关键词:** 空地多目标攻击; 火力分配; 蚁群算法; 遗传算法; 粒子群算法

中图分类号: TP391 文献标志码: A doi:10.3969/j.issn.1671-637X.2019.11.012

## Air-to-Ground Multi-target Attack Firepower Assignment Based on Fusion Algorithm

LI Tian-long, ZHANG Jun-chao  
(The First Aircraft Institute, AVIC, Xi'an 710089, China)

**Abstract:** The air-to-ground multi-target firepower assignment is the core of the airborne multi-target attack system. The characteristics of air-to-ground multi-target firepower assignment problem are analyzed, and different optimal evaluation criteria are proposed. According to the corresponding objective functions, three air-to-ground multi-target firepower assignment models are established. Based on the adaptive ant colony algorithm, the genetic operator is used to carry out cross-mutation operation, and the pheromone updating rule is modified by referring to the idea of Particle Swarm Optimization (PSO) algorithm. The steps of the fusion algorithm to solve the air-to-ground multi-target firepower assignment problem are given. The effectiveness of the fusion algorithm is verified by simulation experiments.

**Key words:** air-to-ground multi-target attack; firepower assignment; ant colony algorithm; genetic algorithm; particle swarm optimization

## 0 引言

在战场环境瞬息万变的现代战争中,载机通过各种传感器获得的信息数量庞大,使飞行员处理数据时的压力很大,限制了作战的灵活性与随机应变的能力。受传感器的探测性能影响,敌方的信息干扰和欺骗行为使得战场信息具有很高的不确定性,必须在有限时间内做出最优的战术决定。机载空地多目标攻击系统<sup>[1]</sup>能够帮助进行辅助决策,相对减轻飞行员的压力,而空地多目标攻击火力分配是机载空地多目标攻击系统的核心。

收稿日期:2018-09-02 修回日期:2018-12-23

作者简介:李天龙(1993—),男,黑龙江哈尔滨人,学士,助工,研究方向为飞机航电总体设计。

## 1 多目标火力分配问题分析

机载空地多目标攻击系统包含很多模块,主要有对武器攻击的目标优先级管理、打击目标的武器具体分配计划、武器投放的时机规划以及多机协同作战的武器协同打击规划、目标的特征信息共享等。此外,还包括自动顺序攻击、自动多目标攻击、多枚导弹同时投放规划技术等。本文主要研究其中一个方面,即空地多目标攻击火力分配技术,也可以称为目标分配或者武器分配问题。武器目标分配问题<sup>[2]</sup>指的是在作战任务中,根据武器的类型、数量、打击有效范围,以及目标的类型、数量等特征,结合指挥人员的决策意图,运用实时有效的算法,明确协调各个武器在作战过程中的行为,即何时何地对哪个目标实施精确打击,从而期望达到最大的作战效能。

空地多目标攻击火力分配根据打击任务的具体情况来确定不同的最优原则, 分配方案时需要考虑目标单位的特性, 包括目标的数量、位置、大小、类型、经济价值和政治价值等; 考虑武器单位的特性, 包括武器的型号、数量和对各目标的毁伤效果等; 考虑打击环境, 包括自然环境、战场环境等; 根据打击任务的实际要求权衡火力分配的方案。

各种要素的不同组合构成了不同的空地多目标攻击火力分配问题。可以把空地多目标攻击火力分配问题转换为数学规划问题, 用智能算法求得最优解。不同的算法有不同的优缺点: 蚁群算法的鲁棒性很好, 具有正反馈机制, 是增强型学习系统, 易与其他算法融合, 但也易陷入局部最优, 初始参数影响大; 遗传算法不需要辅助信息, 能够群体搜索, 而且应用广泛, 但是很容易做不必要的迭代, 效率低; 粒子群算法简单, 容易实现, 代码量少, 但是数学理论分析薄弱。

本文以自适应蚁群算法为基础, 利用遗传算子进行交叉变异操作, 结合粒子群算法的思想修改信息素更新规则, 设计了融合算法求解空地多目标火力分配问题的步骤。

## 2 多目标火力分配问题模型

### 2.1 目标毁伤价值最大原则

目标毁伤价值最大原则武器分配模型<sup>[3]</sup>以毁伤目标数的数学期望为基础。假设本次作战任务载机共发射  $n$  枚武器, 其中把相同种类的武器都单独考虑, 以方便算法的搜索运算, 武器分别记作  $W_1, W_2, \dots, W_n$ , 需要被打击的地目标共  $m$  个, 目标分别记作  $T_1, T_2, \dots, T_m$ 。每一枚武器都只能攻击一个目标, 并且每个目标都可以分配多个武器。设  $V = (\nu_{ij})_{n \times m}$  为分配矩阵,  $\nu_{ij} = 1$  时第  $i$  个武器分配给了第  $j$  个目标,  $\nu_{ij} = 0$  时第  $i$  个武器未分配给第  $j$  个目标。则所有的  $n$  枚武器对目标  $T_j$  的毁伤概率  $P_j$  为

$$P_j = 1 - \prod_{i=1}^n (1 - p_{ij}\nu_{ij}) \quad (1)$$

式中,  $p_{ij}$  是第  $i$  枚武器  $W_i$  对第  $j$  个目标  $T_j$  的毁伤概率。则毁伤目标数的数学期望  $E$  为

$$E = \max \sum_{j=1}^m [1 - \prod_{i=1}^n (1 - p_{ij}\nu_{ij})] \quad (2)$$

目标的特征价值利用空地多目标攻击排序价值指标集  $C = (C_1, C_2, \dots, C_m)$  来描述, 即可将空地多目标攻击排序价值指标体系中的定性因素量化, 各个因素的量化权值构成判定多目标攻击排序的决策矩阵, 再利用层次分析法求得空地多个目标的价值指标集。建立目标毁伤综合价值最大的目标函数  $E_1$  为

$$E_1 = \max \sum_{j=1}^m C_i [1 - \prod_{i=1}^n (1 - p_{ij}\nu_{ij})] \quad (3)$$

同时, 模型还应满足

$$\begin{cases} \nu_{ij} \geq 0 \\ 0 \leq \sum_{j=1}^m \nu_{ij} \leq 1 \\ 1 \leq \sum_{i=1}^n \nu_{ij} \leq L_j \\ \sum_{j=1}^m \sum_{i=1}^n \nu_{ij} = n \end{cases} \quad (4)$$

以上约束表示: 每一枚武器都只能分配给一个目标, 对第  $j$  个目标最多可以分配  $L_j$  枚武器, 被分配的武器数量总和等于  $n$  枚, 即所有武器都会被分配。

### 2.2 武器损耗最小原则

一般来说, 武器的价格都比较昂贵, 不同类别的武器价格不同, 可能会有很大的差异。适当的分配利用各种武器, 在保证完成任务的前提下, 使消耗的代价尽可能小, 也是武器目标分配问题所追求的目标之一。以最少的武器和损耗达到理想中的作战效能, 并能够保证自身战斗力与作战可持续性。

假设载机上  $n$  枚武器的价值向量为  $F = (f_1, f_2, \dots, f_n)$ , 其最终损耗价值目标函数  $E_2$  为

$$E_2 = \min \sum_{i=1}^n (f_i \sum_{j=1}^m \nu_{ij}) \quad (5)$$

同时, 还应满足

$$\begin{cases} f_i \geq 0 \\ 0 \leq \sum_{j=1}^m \nu_{ij} \leq 1 \quad i = 1, 2, \dots, n \end{cases} \quad (6)$$

以上约束表示: 每一枚武器只能分配给一个目标, 武器的价值指标均大于零。

### 2.3 综合目标函数

在解决空地多目标攻击火力分配问题时, 应在保证完成任务的情况下, 尽量以最小的武器消耗获得最大的攻击效能。综合考虑以上原则和要求, 最终可以得到武器目标分配问题的最优化目标函数  $W$  为

$$W = E_1 - \delta E_2 \quad (7)$$

即

$$W = \max \left\{ \sum_{j=1}^m C_i [1 - \prod_{i=1}^n (1 - p_{ij}\nu_{ij})] - \delta \sum_{i=1}^n (f_i \sum_{j=1}^m \nu_{ij}) \right\} \quad (8)$$

式中:  $\delta$  是原则偏差修正系数, 是一个经验值, 根据作战任务要求的侧重点可以适当做出更改, 为算法计算方便, 本文取 0.95。同时, 还应满足

$$\begin{cases} 0 \leq \sum_{j=1}^m v_{ij} \leq 1 \\ 1 \leq \sum_{j=1}^m v_{ij} \leq L_j \\ \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m v_{ij} = n \end{cases} \quad (9)$$

上述3种不同的模型都是最基本的空地多目标攻击火力分配模型,解决具体问题时,根据实际任务环境设置相关约束和条件,依据任务目标决定决策原则。

### 3 融合算法的实现

#### 3.1 蚁群算法的自适应

基本蚁群算法在开始的搜索阶段,一部分路径被蚂蚁走过并留下信息素,另一部分没有被经过。蚂蚁选择路径的策略是趋向于信息素浓度大的方向,这样就会使得算法从一开始就集中于当前几个局部的路径上,易陷入局部最优。为了避免这一现象,保证搜索解的多样性,设置了信息素刺激阈限<sup>[4]</sup>。当经过路径上的信息素浓度低于刺激阈限时,蚂蚁会忽略其存在,只有当信息素浓度高于刺激阈限时,蚂蚁才会根据选择概率进行状态转移。

当搜索最优解时,信息素挥发机制会使得被经过次数少的路径上的信息素浓度趋于零,这样使得算法的全局搜索能力降低,非常容易陷入局部最优的情况。适当地减小信息素挥发系数 $\rho$ 可以提高算法的全局搜索能力,但是同时会使得算法的收敛速度变慢。所以,自适应地调节信息素挥发系数 $\rho$ 的值,可以稳定算法的平衡。信息素挥发系数 $\rho$ 的初值设为1,在算法多次循环而没有变化与改进,最优解始终在局部徘徊时,令

$$\rho(t) = \begin{cases} 0.95\rho(t-1) & 0.95\rho(t-1) \geq \rho_{\min} \\ \rho_{\min} & \text{其他} \end{cases} \quad (10)$$

式中, $\rho_{\min}$ 是其最小值,防止 $\rho$ 过小而使算法的收敛速度变慢。

在状态转移概率计算公式中添加随机因子 $r$ , $r$ 是(0,1)之间的随机数。随机因子的加入会使得算法在初始的搜索阶段有较多的可选择性,蚂蚁会有较多的可选择路径,这在一定程度上增加了解的多样性,同时避免了算法陷入局部最优。此外,在进行下一步的选择策略时,综合利用状态转移概率和启发式信息概率,蚂蚁从当前的位置节点到下一位置,可以通过比例选择策略,结合状态转移概率和启发式信息概率来确定具体的可选择的路径位置。

#### 3.2 遗传算法的交叉变异

遗传算法<sup>[5]</sup>往往不能有效利用系统中的反馈信息,从而发生冗余迭代,但是遗传算法具有快速搜索全

局的能力,它的快速性和随机搜索为蚁群算法的求解迭代过程带来更多的可能性,避免算法陷入局部最优解。通过利用交叉算子和变异算子得到新方案,综合利用蚂蚁个体信息和蚁群整体信息来指导选择搜索过程,根据具体搜索到的局部最优和全局最优的结果做出相应的调整。

交叉变异的操作可以简述为:第 $k$ 只蚂蚁经历过一次遍历得到分配方案 $A_0(k)$ ,将当前方案 $A_0(k)$ 与局部最优方案交叉得到 $A'_1(k)$ , $A'_1(k)$ 与全局最优交叉得到 $A''_1(k)$ ,最后将新分配方案 $A''_1(k)$ 以一定的概率自身变异得到交叉变异操作后的分配方案 $A_1(k)$ 。计算并评估比较方案 $A_1(k)$ 和 $A_0(k)$ 的目标函数值,选择比较好的结果并以此来更新每只蚂蚁的个体极值以及全局最优结果和它们所对应的分配方案。

#### 3.3 粒子群算法的信息素更新

粒子群算法<sup>[6]</sup>是计算智能领域内的一种基于群智能的进化计算技术。与其他算法相比,粒子群算法减少了信息的处理量,能够加快信息处理的进程,缩短迭代时间,综合利用粒子个体信息和全局信息来确定粒子下一步位置。

一般来说,基本蚁群算法的信息素增量算式为

$$\Delta\tau_{ij}(t) = \sum_{k=1}^m \Delta\tau_{ij}^k(t) \quad (11)$$

式中, $\Delta\tau_{ij}^k(t)$ 表示第 $k$ 只蚂蚁在本次循环过程中在路径 $(i,j)$ 上留下的信息素增量。

基本蚁群算法的Ant-Cycle模型中存在

$$\Delta\tau_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{Q}{W_k} & \text{蚂蚁 } k \text{ 经过路径 } (i,j) \\ 0 & \text{否则} \end{cases} \quad (12)$$

式中: $W_k$ 表示蚂蚁 $k$ 搜索到的最优解的目标函数值; $Q$ 一般为常数,具体数值设定与 $W_k$ 的大小相关,本文 $Q$ 取值为1。

为了综合个体自身信息、局部信息和全局信息来确定下一步蚂蚁该去的位置,需要综合利用全局信息和局部信息来指导个体的遍历搜索过程,对蚁群算法中信息素的更新规则进行改进<sup>[7]</sup>。在信息素的增量算式中添加两项,充分考虑局部极值和全局极值信息的影响。利用算法搜索到的当前全局最优解来调节收敛速度,避免算法陷入局部最优解。

改进蚁群算法的信息素增量算式为

$$\Delta\tau_{ij}(t) = \sum_{k=1}^m \Delta\tau_{ij}^{lk} + c_1 r_1 \sum_{k=1}^m \Delta\tau_{ij}^{lk} + c_2 r_2 \sum_{k=1}^m \Delta\tau_{ij}^g \quad (13)$$

式中: $\Delta\tau_{ij}^{lk}$ 为蚂蚁 $k$ 的局部信息素增量; $\Delta\tau_{ij}^g$ 为蚂蚁 $k$ 的全局信息素增量; $c_1$ 和 $c_2$ 为常数,调节蚂蚁的局部信息和蚁群的全局信息之间的权重关系, $c_1$ 和 $c_2$ 的最

优取值根据控制变量法经过多次仿真实验结果来确定;  $r_1$  和  $r_2$  为随机因子。根据基本蚁群算法的 Ant-Cycle 模型可以设计并定义

$$\Delta\tau_{ij}^{t_k} = \frac{Q}{W_{\text{best}}^k} \quad (14)$$

$$\Delta\tau_{ij}^e = \frac{Q}{W_{\text{best}}} \quad (15)$$

式中:  $W_{\text{best}}^k$  是蚂蚁  $k$  搜索到的最优解的目标函数值;  $W_{\text{best}}$  是整体搜索到的最优解的目标函数值。

#### 4 仿真验证

假设在一次空地多目标攻击作战任务中,准备用 12 枚武器打击 6 个目标(武器类型可以相同,为方便算法运行,武器均单独考虑)。武器的价值向量为  $F = (9, 6, 8, 7, 5, 9, 7, 4, 6, 8, 7, 9)$ , 目标的价值指标向量为  $C = (7, 9, 8, 8, 7, 8)$ , 各武器对目标的毁伤概率如表 1 所示。

表 1 毁伤概率表

Table 1 Table of damage probability

|          | $T_1$ | $T_2$ | $T_3$ | $T_4$ | $T_5$ | $T_6$ |
|----------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| $W_1$    | 0.9   | 0.8   | 0.4   | 0.3   | 0.4   | 0.2   |
| $W_2$    | 0.5   | 0.1   | 0.4   | 0.3   | 0.8   | 0.9   |
| $W_3$    | 0.4   | 0.1   | 0.8   | 0.8   | 0.9   | 0.8   |
| $W_4$    | 0.2   | 0.1   | 0.4   | 0.3   | 0.2   | 0.6   |
| $W_5$    | 0.3   | 0.2   | 0.8   | 0.9   | 0.1   | 0.2   |
| $W_6$    | 0.2   | 0.1   | 0.7   | 0.8   | 0.2   | 0.2   |
| $W_7$    | 0.8   | 0.7   | 0.2   | 0.3   | 0.2   | 0.3   |
| $W_8$    | 0.2   | 0.3   | 0.9   | 0.8   | 0.1   | 0.4   |
| $W_9$    | 0.2   | 0.2   | 0.3   | 0.1   | 0.9   | 0.2   |
| $W_{10}$ | 0.3   | 0.1   | 0.2   | 0.2   | 0.8   | 0.3   |
| $W_{11}$ | 0.8   | 0.6   | 0.5   | 0.4   | 0.5   | 0.5   |
| $W_{12}$ | 0.5   | 0.4   | 0.8   | 0.9   | 0.3   | 0.2   |

融合算法基本参数设置如下: 蚂蚁数量  $m = 50$ ; 蚁群算法常数  $Q = 1$ ; 最大迭代次数  $N_{\text{max}} = 400$ ; 加速度常数  $c_1 = 1, c_2 = 2, \rho_{\min} = 0.1$ 。利用以上给出的融合算法仿真搜索得到的结果如图 1 所示。

求得最优综合目标函数值为 588.9, 最优火力分配方案矩阵为  $A = (2, 6, 3, 6, 4, 4, 2, 3, 5, 5, 1, 4)$ , 表示分配方案为: 武器  $W_{11}$  打击目标  $T_1$ ; 武器  $W_1, W_7$  打击目标  $T_2$ ; 武器  $W_3, W_8$  打击目标  $T_3$ ; 武器  $W_5, W_6, W_{12}$  打击目标  $T_4$ ; 武器  $W_9, W_{10}$  打击目标  $T_5$ ; 武器  $W_2, W_4$  打击目标  $T_6$ 。此时达到最大的综合目标函数。

利用融合算法计算运行 30 次来研究其稳定性, 求得融合算法的最优解为 596.9, 最差解为 571.9, 平均解为 587.3, 融合算法的波动性如图 2 所示。

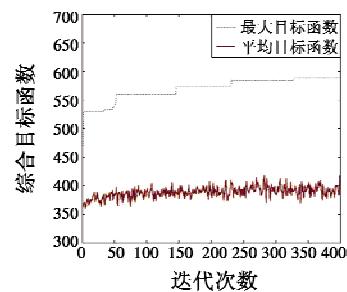


图 1 平均目标函数和最大目标函数

Fig. 1 Average objective function and maximum objective function

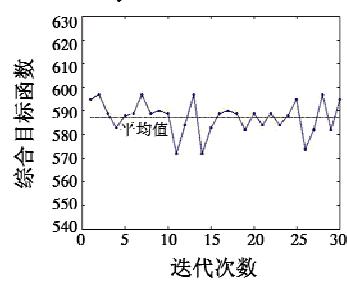


图 2 融合算法的波动性

Fig. 2 The volatility of the fusion algorithm

#### 5 结束语

空地多目标攻击火力分配是机载空地多目标攻击系统的核心。本文以最小武器价值损耗达到最大毁伤价值的原则为综合目标函数, 建立了空地多目标火力分配数学模型, 并提出了利用融合算法求解模型的方法, 为寻求空地多目标火力分配最优方案探求了一条有效的解决途径。

#### 参 考 文 献

- [1] 张红, 丁全心, 刘启明. 多目标攻击的目标分配 [J]. 电光与控制, 2001, 8(s1): 66-69.
- [2] 范洁, 刘玉树, 龚元明, 等. 基于混合蚁群算法的 WTA 问题求解 [J]. 计算机工程与应用, 2005(10): 59-61.
- [3] 黄俊. 武器 - 目标分配问题建模研究 [D]. 武汉: 华中科技大学, 2016.
- [4] 于雷, 任波, 鲁艺. 自适应蚁群算法的多机协同空战目标分配方法 [J]. 火力与指挥控制, 2008, 33(6): 49-51.
- [5] 柏继云. 蚁群优化算法及觅食行为模型研究 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2013.
- [6] 刘建华. 粒子群算法的基本理论及其改进研究 [D]. 长沙: 中南大学, 2009.
- [7] 崔莉莉. 基于蚁群算法的武器 - 目标分配问题研究 [D]. 上海: 上海交通大学, 2011.