

引用格式: 马焱, 赵捍东, 张玮, 等. 基于自适应烟花算法的多无人机任务分配[J]. 电光与控制, 2018, 25(1): 37-43. MA Y, ZHAO H D, ZHANG W, et al. Task allocation for multiple UAVs based on adaptive fireworks algorithm[J]. Electronics Optics & Control, 2018, 25(1): 37-43.

基于自适应烟花算法的多无人机任务分配

马焱^{1,2}, 赵捍东¹, 张玮², 陈白禹³, 邵先锋¹, 张晓东¹, 张跃跃¹

(1. 中北大学机电工程学院, 太原 030051; 2. 海军装备研究院, 北京 100073;

3. 三一重型能源装备有限公司, 北京 102206)

摘要: 多无人机任务分配是复杂的多约束多目标非线性优化问题, 针对常用智能算法的各自缺陷, 结合烟花算法特点, 提出使用改进的自适应烟花算法处理该问题。首先建立了该问题的数学模型, 使用层次分析法结合灰色关联法求得各指标权重, 并用外罚函数法将该模型转化为无约束单目标极值问题; 然后使用自适应烟花算法求解该模型。为验证自适应烟花算法处理该问题的优越性, 分别用几种不同优化算法做仿真计算。结果表明, 自适应烟花算法能快速收敛于全局最优解, 其结果直观地表述了该复杂情景下合理任务分配方案。

关键词: 协同任务分配; 外罚函数法; 烟花算法; 多约束多目标优化

中图分类号: V249.122

文献标志码: A

doi:10.3969/j.issn.1671-637X.2018.01.009

Task Allocation for Multiple UAVs Based on Adaptive Fireworks Algorithm

MA Yan^{1,2}, ZHAO Han-dong¹, ZHANG Wei², CHEN Bai-yu³, SHAO Xian-feng¹,
ZHANG Xiao-dong¹, ZHANG Yue-yue¹

(1. The North University of China, Taiyuan 030051, China; 2. The Navy Equipment Research Institute of China, Beijing 100073, China; 3. Sanyi Heavy Energy Equipment Company Limited, Beijing 102206, China)

Abstract: The task allocation for multiple UAVs is a complex multi-constraint, multi-objective, nonlinear optimization problem. Aiming at the defect of each commonly-used intelligent algorithm, and based on the characteristics of fireworks algorithm, this paper proposes an improved adaptive fireworks algorithm to deal with the problem. The mathematical model of the problem is built firstly, then, the weight of each index is obtained by using AHP together with the gray correlation method. The model is then transformed into a problem of unconstrained, single-objective extremum value by using the external penalty function method. After that, the adaptive fireworks algorithm is used to solve the model. In order to verify the superiority of adaptive fireworks algorithm in dealing with this problem, several different optimization algorithms are used for simulation. The experimental simulation results show that, the adaptive fireworks algorithm can quickly converge to the global optimum solution, and the result intuitively describes the reasonable task allocation scheme under complex situations.

Key words: cooperative task assignment; external penalty function method; fireworks algorithm; multi-constrained multi-objective optimization

0 引言

多无人机(UAV)协同任务规划是充分发挥多UAV协同作战优势、使任务复杂性与UAV能力之间保

持良好协调性所必须解决的关键^[1], 它是一个约束众多而复杂的多参数非线性多目标优化问题。

针对该问题, 有学者使用传统经典理论做过研究, 如博弈论^[2]、动态规划^[3]等, 但是都面临着算法模型复杂、计算量大以及实时性不够理想的问题。文献[4]尝试用模糊推理的方法解决武器-目标分配问题, 但由于推理过程复杂、计算量过大, 实用性有待考察。随

收稿日期: 2017-03-21

修回日期: 2017-09-21

作者简介: 马焱(1991—), 男, 湖北黄冈人, 硕士生, 研究方向为智能控制。

着智能启发式计算技术的发展,智能优化算法已大量用于 UAV 协同攻击目标分配问题中,并提供了新的研究思路。改进萤火虫算法(MIGSO)^[5]有较快的收敛速度,但是易陷入局部最优解;模拟退火-离散粒子群混合优化算法(SA-DPSO)^[6]虽然结合了两种算法的特点,但是对于高非线性问题寻优性能仍然不高;混合遗传算法(MIGA)^[7]收敛速度仍有待提高。混合蛙跳融合蚁群算法^[8]、启发式蚁群算法^[9]、改进鱼群算法^[10]、免疫-蚁群算法^[11]、反向突变蚁群算法^[12]在优化问题的研究上已经取得了很好的成果,但是针对该多约束非线性问题,优化效果仍然不佳。

烟花算法(FWA)^[13]于2010年由谭营教授等首次提出,因其极强的运行并行性和种群多样性在众多智能算法中脱颖而出,并引起学者的广泛关注。本文针对多 UAV 任务分配问题的特点,首先建立了多 UAV 集中式协同任务分配数学模型,并使用外罚函数法^[14]将该多约束多目标非线性优化问题转化成无约束单目标非线性规划问题;然后使用改进的烟花算法^[15](自适应烟花算法)处理该规划问题;最后以具体实例数据为基础,使用该方法进行仿真验证和分析。

1 多无人机集中式协同任务分配数学模型

以部署在多个机场的多架不同型号 UAV 对多个地面目标进行攻击为背景研究多无人机协同任务分配问题^[16]。针对该问题,首先分别设计了决策变量、目标函数和约束条件的数学模型,然后使用外罚函数法将该模型转化为无约束的单目标非线性规划问题。

1.1 决策变量设计

记 UAV 数量为 N ,有 4 种型号 U1~U4,目标数为 T ,机场数目为 M 。为了减少决策变量数目,对所有 UAV 按照其所属机场和型号分为 L 个类型,即同一个类型的 UAV 指其属于同一个机场且具有相同型号。决策变量可以设计为分配给某目标的某类型 UAV 数量,即 x_{lt} 是选择攻击目标 t 的 l 类型 UAV 数量,为整数, $l=1, \dots, L; t=1, \dots, T$ 。

1.2 目标函数设计

分别定义多 UAV 系统的目标价值收益指标 f_1 、飞行距离指标 f_2 、耗弹量成本指标 f_3 、目标覆盖度指标 f_4 ,其计算方法参考文献[16]。

1) 目标价值收益 f_1 。

记 P_{lt} 为 l 类型 UAV 编队执行攻击目标 t 任务时,对相应目标的毁伤概率;受攻击目标的价值记为 V_t 。则整个多 UAV 系统目标价值收益指标 f_1 为

$$\min f_1 = 1 - \sum_{t=1}^T \sum_{l=1}^L \frac{x_{lt} \cdot P_{lt} \cdot V_t}{N_a \cdot V_{\max}} \quad (1)$$

式中: $V_{\max} = \max_t V_t$; N_a 为任务分配中实际参与攻击目标的 UAV 数目, $N_a = \sum_{l=1}^L \sum_{t=1}^T x_{lt}$, $N_a \leq \sum_{l=1}^L N_l$, $\sum_{l=1}^L N_l$ 为总数目; $\frac{1}{N_a V_{\max}}$ 为归一化因子。

2) 飞行距离 f_2 。

记 D_{lt} 为 l 类型 UAV 选择攻击目标 t 时飞行的长度, UAV 作战半径为行矢量 $\mathbf{R} = R_l, l=1, 2, \dots, L$, 则飞行距离指标 f_2 为

$$\min f_2 = \sum_{l=1}^L \sum_{t=1}^T x_{lt} \cdot \frac{\lambda_1}{R_l \cdot N_a} D_{lt} + \lambda_2 \cdot \frac{\bar{D}}{R_l \cdot N_a} \quad (2)$$

式中: λ_1, λ_2 为两个因素的权重, $\lambda_1 + \lambda_2 = 1, \lambda_1, \lambda_2 \geq 0$; $\bar{D} = \max_{l,t} x_{lt} D_{lt}$ 为最长路径的长度; $\frac{1}{R_l N_a}$ 为归一化因子。

3) 耗弹量成本 f_3 。

记 K_t 为攻击目标 t 时对应的武器型号, C_{K_t} 为 K_t 型号武器的单位造价 $C_{\max} = \max_t C_{K_t}$, 耗弹量成本指标 f_3 为

$$\min f_3 = \sum_{l=1}^L \sum_{t=1}^T \frac{C_{K_t} \cdot x_{lt}}{C_{\max} \cdot N_a} \quad (3)$$

4) 目标覆盖度 f_4 。

多 UAV 作战协同性要求对目标达到一定毁伤度的前提下攻击尽可能多的目标,实现多 UAV 协同作战对目标的覆盖度最大化,设 N_{mission} 为任务区总数目,目标覆盖度指标 f_4 为

$$\min f_4 = 1 - \frac{1}{N_{\text{mission}}} \sum_{t=1}^T \frac{\sum_{l=1}^L x_{lt}}{\max(1, \sum_{l=1}^L x_{lt})} \quad (4)$$

由此建立的目标函数为

$$\min f(x) = w_1 f_1 + w_2 f_2 + w_3 f_3 + w_4 f_4 \quad (5)$$

式中, w_1, w_2, w_3, w_4 分别为 4 个指标所占权重。这里采用层次分析法求解各指标权重,再采用灰色关联法检验权重是否分配得当,如果灰色关联法求得的影响因素重要性和层次分析法求得的不一致,则重复层次分析法过程,直到一致为止,计算方法参考文献[17]。

1.3 约束条件设计

1) 任务兵力数量约束 c_1 。

每一种类型的 UAV 出动数目不能超过所部署的该类型 UAV 数目,即

$$\sum_{t=1}^T x_{lt} \leq N_l \quad l = 1, \dots, L \quad (6)$$

2) UAV 作战半径约束 c_2 。

在任务分配中,必须保证 UAV 飞行的距离在其作战半径范围内,即

$$x_{lt}(D_{lt} - R_l) \leq 0 \quad l = 1, \dots, L; t = 1, \dots, T \quad (7)$$

3) 对目标毁伤度的约束 c_3 。

记行矢量 $Q = \{Q_1, Q_2, \dots, Q_T\}$ 为对目标的毁伤度阈值, 则攻击目标 t 的 UAV 对目标的毁伤度应该不小于指定的毁伤度阈值, 即

$$\sum_{l=1}^L x_{lt} (1 - \prod_{l=1}^L (1 - P_{lt}) x_{lt} - Q_t) \geq 0 \quad t = 1, \dots, T. \quad (8)$$

4) 攻击目标的 UAV 数目约束 c_4 。

记行矢量 $N_A = \{N_{A1}, N_{A2}, \dots, N_{AT}\}$ 为所允许的对同一个目标攻击的 UAV 数目的阈值, 则同时攻击一个子目标的 UAV 数目应该不超过给定阈值, 即

$$\sum_{l=1}^L x_{lt} \leq N_{At} \quad t = 1, \dots, T. \quad (9)$$

1.4 外罚函数法

外罚函数法的基本思想是利用问题中的约束函数作出适当的罚函数, 由此构造出带参数的增广目标函数, 把问题转化为无约束单目标非线性规划问题^[14]。

考虑问题

$$\begin{aligned} & \min f(x) \\ & \text{s. t. } \begin{cases} g_i(x) \leq 0 & i = 1, \dots, r \\ h_j(x) \geq 0 & j = 1, \dots, s \\ k_m(x) = 0 & m = 1, \dots, t \end{cases} \end{aligned} \quad (10)$$

取一个充分大的数 $M > 0$, 构造函数

$$\begin{aligned} P(x, M) = & f(x) + M \sum_{i=1}^r \max(g_i(x), 0) - \\ & M \sum_{j=1}^s \min(h_j(x), 0) + M \sum_{m=1}^t |k_m(x)| \end{aligned} \quad (11)$$

则以增广目标函数 $P(x, M)$ 为目标函数的无约束极值问题 $\min P(x, M)$ 的最优解 x 也是原问题的最优解。

因此可将该复杂的数学模型转化成无约束的极值问题, 即

$$\begin{aligned} \min P(x_t, M) = & f(x) + M \sum_{l=1}^L \max(\sum_{i=1}^T x_{li} - N_l, 0) + M \sum_{l=1}^L \cdot \\ & \sum_{i=1}^T \max(x_{li}(D_{li} - R_l), 0) + M \sum_{i=1}^T \max(\sum_{l=1}^L x_{li} - N_{Ai}, 0) - \\ & M \sum_{i=1}^T \min(\sum_{l=1}^L x_{li} (1 - \prod_{l=1}^L (1 - P_{Rli}) x_{li}, 0)) \quad (12) \end{aligned}$$

2 自适应烟花算法

烟花算法是一种新型群体智能算法, 其具有局部搜索能力和全局搜索能力自调节机制。对于以上建立的多 UAV 集中式协同任务分配目标优化问题, 该算法具有很好的求解能力。其中, 每个烟花爆炸半径和爆炸火花数不同, 适应度值 (该问题中使用以上模型中的目标函数值度量) 差的烟花其爆炸半径较大, 使其具有更大的探索能力 (勘探性); 适应度值好的烟花的爆炸半径较小, 使其能够在该位置周围具有更大的挖掘能力 (开采性)。此外, 高斯变异火花的引入可以进一步增加种群的多样性^[13]。

增强型烟花算法在基本烟花算法的各算子存在缺陷和性能不足的基础上, 提出了相应的改进策略和方法; 而自适应烟花算法在增强型烟花算法的基础上提出了一种自适应爆炸半径机制, 其中, 烟花群体中的最优烟花和一个特定被选出的个体之间的距离被作为爆炸半径。

2.1 基本烟花算法

烟花算法的基本原则是若烟花对应的适应度函数值越小, 则该烟花爆炸产生的火花数量越多, 爆炸幅度越小; 反之, 则该烟花爆炸产生的火花数量越少, 爆炸幅度越大。烟花算法由爆炸算子、变异算子、映射规则和选择策略 4 部分组成。

2.1.1 爆炸算子

1) 爆炸强度。

在烟花算法中, 产生火花个数的算式为

$$S_i = m \frac{Y_{\max} - f(x_i) + \varepsilon}{\sum_{i=1}^N (Y_{\max} - f(x_i)) + \varepsilon} \quad (13)$$

式中: S_i 为第 i 个烟花产生的火花个数; m 为常数, 用来限制产生的火花总数; Y_{\max} 为当前种群中适应度值最差的个体的适应度值; $f(x_i)$ 为个体 x_i 的适应度值; ε 为一个极小的常数, 以避免出现分母为零的情况。

为了限制烟花爆炸产生火花的数量过多或过少, 为每个烟花设定了产生火花数量的限制公式, 即

$$\hat{s}_i = \begin{cases} \text{round}(am) & S < am \\ \text{round}(bm) & S > bm, a < b < 1 \\ \text{round}(S_i) & \text{其他} \end{cases} \quad (14)$$

式中: \hat{s}_i 为第 i 个烟花可以产生的火花数量; $\text{round}()$ 为四舍五入取整函数; a 和 b 为给定的常数。

2) 爆炸幅度。

烟花爆炸幅度范围的算式为

$$A_i = *A \frac{f(x_i) - Y_{\min} + \varepsilon}{\sum_{i=1}^N (f(x_i) - Y_{\min}) + \varepsilon} \quad (15)$$

式中: A_i 为第 i 个烟花的爆炸幅度范围, 即爆炸的火花将在这个范围内随机产生位移, 但不能超出这个范围; $*A$ 为一个常数, 表示最大的爆炸幅度; 参数 Y_{\min} 为当前种群中适应度值最好的个体的适应度值; $f(x_i)$ 和参数的意义与式 (13) 相同。

3) 位移操作 ε 。

位移操作是对烟花的每一维进行位移, 即

$$\Delta x_i^k = x_i^k + \text{rand}(0, A_i) \quad (16)$$

式中, $\text{rand}(0, A_i)$ 表示在幅度 A_i 内生成的均匀随机数。

2.1.2 变异算子

用 x_i^k 表示第 i 个个体在第 k 维上的位置, 此时高

斯变异的算式为

$$x_i^k = x_i^k \times g \quad (17)$$

式中, g 是服从均值为 1, 方差为 1 的高斯分布随机数。

2.1.3 映射规则

采用模运算的映射规则, 其算式为

$$x_i^k = x_{\min}^k + |x_i^k| \% (x_{\max}^k - x_{\min}^k) \quad (18)$$

式中: x_i^k 表示超出边界的第 i 个个体在第 k 维上的位置; x_{\max}^k 和 x_{\min}^k 分别表示第 k 维上的上下边界; $\%$ 代表模运算。

2.1.4 选择策略

在烟花算法中, 采用欧氏距离来度量任意两个个体之间的距离, 即

$$R(x_i) = \sum_{j=1}^K d(x_i, x_j) = \sum_{j=1}^K \|x_i - x_j\| \quad (19)$$

式中: $R(x_i)$ 表示个体 x_i 与其他个体的距离之和; $d(x_i, x_j)$ 表示任意两个个体 x_i 和 x_j 之间的欧氏距离; $j \in K$ 是指第 j 个位置属于集合 K , 集合 K 是爆炸算子和高斯变异产生的火花位置集合。

个体选择采用轮盘赌的方式, 每个个体被选择的概率用 $p(x_i)$ 表示, 即

$$p(x_i) = \frac{R(x_i)}{\sum_{j=1}^K R(x_j)} \quad (20)$$

由上式可以看出, 离其他个体距离更远的个体具有更多的机会成为下一代个体, 这种选择方式保证了烟花算法的种群多样性。

2.2 增强型烟花算法

增强型烟花算法是在基本烟花算法的各算子存在缺陷和性能不足的基础上, 提出的有相应改进策略和方法的改进算法^[18]。

2.2.1 最小爆炸半径检测策略

在基本烟花算法中, 通过对种群中不同的烟花设置不同的爆炸半径来保持全局搜索和局部搜索的平衡, 使得种群具有均衡的探索和挖掘能力。然而, 对于烟花种群中适应度值最低的解 X_k , 通过计算得到的爆炸半径值会非常小, 从而导致适应度值最低的烟花(当前种群中最优的烟花)在实际优化搜索过程中, 由于爆炸半径太小而没有起到挖掘作用。

为避免这个缺陷, 在增强烟花算法中引入最小爆炸半径检测策略, 设 $A_{\min, k}$ 是在第 k 维上的爆炸半径最低的检测阈值, 即

$$A_{ik} = \begin{cases} A_{\min, k} & A_{ik} < A_{\min, k} \\ A_{ik} & \text{其他} \end{cases} \quad (21)$$

式中, A_{ik} 表示在维度 k 上烟花 i 的爆炸半径。在 $A_{\min, k}$ 的选择上, 采用非线性递减爆炸半径检测策略, 即

$$A_{\min, k}(t) = A_{\min} - \frac{A_{\min} - A_{\max}}{E_{\max}} \sqrt{(2E_{\max} - t)t} \quad (22)$$

式中: t 为当前迭代的评估次数; E_{\max} 为最大评估次数; A_{\min} 和 A_{\max} 分别为初始和最终的爆炸半径检测值。

2.2.2 新型爆炸火花产生方式

在基本烟花算法中, 烟花产生火花时, 在每个维度上产生的位移偏移是相等的, 从而大大降低了产生火花种群的多样性。针对这个缺陷, 增强烟花算法在计算烟花产生火花的过程中, 使用了在各个维度上不同位置变异方式来产生爆炸火花, 新型爆炸火花产生方式提高了爆炸火花的种群多样性。

增强型烟花算法和基本烟花算法的维度选择方式是不同的。增强型烟花算法维度的选择方式为 $z^k = \text{round}(U(0, 1))$, $k = 1, 2, \dots, D$, 其中, $U(0, 1)$ 表示在 $[0, 1]$ 区间均匀分布的随机数, 即维度选择的个数以二项分布形式分布在区间 $[0, D]$ 中。而基本烟花算法维度的选择方式为 $z = \text{round}(D \times U(0, 1))$, 每个维度上产生的位移偏移是相等的。

2.2.3 新型高斯变异算子

在基本烟花算法中, 当随机产生的 g 值接近 0 时, 高斯变异火花的位置 x_{ik} 会接近于 0, 而且后期很难跳出; 如果产生较大的 g 值将导致 x_{ik} 超出边界, 通过烟花算法的映射规则可能将 x_{ik} 映射到原点位置附近。

为了避免这个问题, 对增强型烟花算法提出了一种新型高斯变异算子, 该新型高斯火花的算式为

$$x_{ik} = X_{ik} + (X_{bk} - X_{ik}) \times g \quad (23)$$

式中: g 为一个高斯分布的随机变量, 其均值为 0、方差为 1; X_{bk} 为当前烟花种群中适应度值最优的烟花在第 k 维上的位置信息。

2.2.4 新型映射规则

在基本烟花算法中, 当一个火花在某一个维度 k 上超出边界, 可以通过式(18)的映射规则将其映射到一个新的位置。然而, 由于很多优化问题的最优值都是在原点位置, 因此这种映射规则会无意地、极大地加速算法的收敛, 但这种加速并不是算法的智能所致, 而是一个假象。基于这个问题, 增强型烟花算法提出随机映射规则, 即对超出边界的火花进行映射

$$x_{ik} = x_{\min}^k + U(0, 1) \cdot (x_{\max}^k - x_{\min}^k) \quad (24)$$

式中, $U(0, 1)$ 是在 $[0, 1]$ 区间上的均匀分布随机数。

2.2.5 精英-随机选择策略

在基本烟花算法中, 选择策略是基于距离度量的。然而, 这种选择方式需要在每一代构建种群中任意两点之间的欧氏距离矩阵, 会导致基本烟花算法时间消耗很大。因此提出使用一种精英-随机选择策略, 即首先选择出种群中适应度值最优的个体, 然后对其余

烟花的选择采用随机策略。在烟花种群产生爆炸火花和高斯变异火花之后,增强型烟花算法从烟花、爆炸火花、高斯变异火花组成的集合中首先选择适应度值最低的个体(精英)作为下一代烟花种群的烟花,其次对于其余的烟花,则从该集合中随机选择。

2.3 自适应烟花算法

自适应烟花算法在增强型烟花算法的基础上提出了一种自适应爆炸半径机制。基本烟花算法中,除了最优烟花以外的其余烟花半径都是根据它们的适应度值与最优烟花之间的差来计算的,但最优烟花的爆炸半径却始终为 0,这就意味着最优烟花对算法毫无贡献,然而它生成的火花数量却最多,最优烟花占用最多资源却毫无效用。基本烟花算法和增强型烟花算法中的其余烟花的半径可根据式(15)计算得出,因此是自适应的,然而最优烟花的半径仍然是一个很大的问题。

因此,采用了一个最小半径检查机制,从而阻止最优烟花的半径为 0。自适应爆炸半径机制的核心思想是使用已经生成的火花去计算最优烟花的爆炸半径。通过使用这一代获得的信息去计算最优烟花在下一代的半径。

为了计算自适应半径,选择一个个体,并用它与最优个体之间的距离,作为下一代爆炸的半径。选取的这个个体满足以下两个条件:

- 1) 适应度值比这一代的烟花要差;
- 2) 到最优个体的距离,是满足 1) 的个体中最短的,即

$$\hat{s} = \operatorname{argmin}_{s_i} (d(s_i, s^*)) \quad (25)$$

且满足

$$f(s_i) > f(X) \quad (26)$$

式中: s_i 表示烟花生成的所有火花; s^* 表示所有火花和烟花中适应度值最好的; X 表示烟花; d 为某一种距离的度量。

考虑到烟花在增强型烟花算法中的爆炸方式,即每一维独立地进行爆炸,使用无穷范数($\|x\|_\infty = \max(|x_i|)$)作为距离度量。为了进一步减慢收敛速度从而提高全局搜索性能,把由式(15)、式(21)、式(22)计算得出的自适应半径乘以一个特定的系数 λ , 根据经验取 $\lambda = 1.3$ 。

考虑到每次爆炸的火花数量是有限的,为减少特别坏的运气影响,采用一种简单的平滑机制 $A(g+1) \leftarrow 0.5 \cdot (A(g) + A(g+1))$, 使用计算得出的自适应半径和这一代爆炸半径值作为下一代的爆炸半径。

3 仿真验证及分析

仿真试验中,设有 3 个机场,每个机场内分别部署

4 种型号 UAV、2 种型号武器,待攻击目标 10 个、UAV 总数为 80 个。具体数据如下:被攻击目标数据如表 1 所示,其中包括各个被攻击目标的空间坐标位置、价值和毁伤度阈值;机场兵力与武器配置数据如表 2 所示,其中包括各机场分配的 UAV 类型、数量、作战半径和武器型号及数量;各机场空间坐标位置见表 3;各类型 UAV 与武器匹配度,武器与各目标匹配度见表 4。对目标攻击的 UAV 编队最大数目矢量为 $N_A = \{8, 8, 8, 8, 8, 8, 8, 8, 8, 8\}$; A 型武器造价为 5 个单位, B 型武器造价为 3 个单位;利用层次分析法和灰色关联分析法评估 4 个指标权重 w_1, w_2, w_3, w_4 , 得到各指标分别为 0.322, 0.214, 0.1856, 0.2784; $\lambda_1 = 0.7, \lambda_2 = 0.3$; P_{rel} 由 UAV 与武器的匹配度和武器与目标匹配度数据算得,如计算 L1 型 UAV 攻击 T1 时,使用的是 B 型武器, U1 型 UAV 与 B 型武器匹配度为 0.78, B 型武器与 T1 匹配度为 0.8, 因此 L1 型 UAV 与 T1 目标的毁伤能力为 0.624。烟花数量 15, 试验次数 50, 最大迭代次数 100, 评估次数 10000, 高斯变异火花个数 20, 搜索空间范围 $[0, 1]$ 。

表 1 被攻击目标数据

Table 1 The data of the targets being attacked

目标点 ID	X/km	Y/km	高度/m	造价	毁伤度阈值
T1	264	715	80	5	0.5
T2	225	605	67	5	0.5
T3	168	538	34	2	0.5
T4	180	455	67	1	0.5
T5	120	400	60	2	0.5
T6	96	304	233	5	0.5
T7	10	451	233	5	0.5
T8	162	660	233	5	0.5
T9	110	561	45	5	0.5
T10	105	473	1830	5	0.5

表 2 机场兵力与武器配置

Table 2 Airport armed forces and weapons configuration

机场 ID	机场兵力			武器配置	
	UAV 类型	数量	作战半径/km	类型	数量
M1	L1	5	1500	B	80
	L2	6	1500		
	L3	6	1200	A	
	L4	15	1500		
M2	L5	3	1500	B	20
	L6	5	1500		
	L7	6	1200	A	
	L8	4	1500		
M3	L9	5	1500	B	30
	L10	10	1500		
	L11	5	1200	A	
	L12	10	1500		

经仿真,得到符合该试验条件的多无人机任务分配方案,其结果如表 5 所示,该表即为决策变量结果,其中所有试验结果均为 50 次试验结果的平均值。表中数据表示各类型 UAV 攻击相应目标的数量,由该决策变量可以得到如图 1 所示的各机场 UAV 攻击目标的任务分配图和如表 6 所示的各机场 UAV 攻击对应目标时所分配的 UAV 型号。使用自适应烟花算法解算该多无人机协同任务分配问题的进化曲线如图 2 所示。

表 3 机场相关信息

Table 3 Airport information

机场 ID	X/km	Y/km	高度/m
M1	368	319	150.876
M2	264	44	264.871
M3	296	242	34.75

表 4 UAV 与武器,目标与武器匹配度

Table 4 Matching degree between UAVs and weapons, targets and weapons

	型号	武器类型	
		A	B
UAV	U1	0.67	0.78
	U2	0.67	0.78
	U3	0.92	0.94
	U4	0.92	0.96
目标	T1	0.92	0.80
	T2	0.92	0.80
	T3	0.80	0.80
	T4	0.80	0.80
	T5	0.80	0.80
	T6	0.94	0.92
	T7	0.94	0.92
	T8	0.94	0.92
	T9	0.60	0.97
	T10	0.60	0.60

表 5 任务分配方案结果

Table 5 Task allocation result

UAV 类型	目 标									
	T1	T2	T3	T4	T5	T6	T7	T8	T9	T10
L1	1	0	0	0	1	0	0	1	0	0
L2	0	1	0	1	0	0	1	0	1	1
L3	0	1	0	1	0	0	0	1	1	0
L4	0	1	0	1	1	1	0	1	0	0
L5	0	1	1	1	0	0	0	0	0	0
L6	1	1	1	1	0	0	1	0	1	0
L7	0	1	0	0	1	0	0	0	1	0
L8	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0
L9	1	1	0	0	1	0	1	0	0	0
L10	1	0	1	0	0	1	1	1	0	1
L11	0	0	0	1	1	1	1	0	1	0
L12	0	0	0	1	0	0	0	1	1	0

由表 5 可以看出,分配各类型 UAV 攻击目标时,每个机场分配攻击各个目标的每个型号 UAV 数量不多于 1 个;为对各目标充分毁伤且减小代价,总共安排

48 个 UAV 对目标进行攻击。由图 1 可知,机场 M1 不安排 UAV 攻击目标 T3,机场 M2 不安排 UAV 攻击目标 T6,T8,T10,机场 M3 对每个目标都进行攻击。由表 6 可知,攻击目标 T4,T2 和 T9 时安排的 UAV 较多,攻击目标 T10 时安排的 UAV 最少。

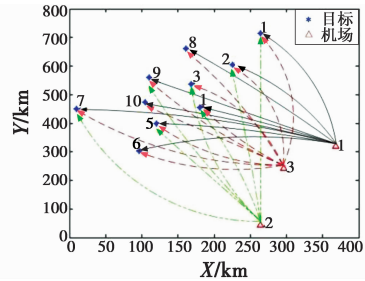


图 1 各机场 UAV 攻击目标的任务分配图

Fig. 1 Task assignment of UAVs for attacking targets at different airports

表 6 各机场 UAV 攻击目标时的型号分配

Table 6 Model assignment of UAVs when attacking targets at different airports

目标	机 场		
	M1	M2	M3
T1	U1	U2	U1/U2
T2	U2/U3/U4	U1/U2/U3	U1
T3	不攻击	U1/U2	U2
T4	U2/U3/U4	U1/U2/U4	U3/U4
T5	U1/U4	U3	U1/U3
T6	U4	不攻击	U2/U3
T7	U2	U2	U1/U2/U3
T8	U1/U3/U4	不攻击	U2/U4
T9	U2/U3	U2/U3	U3/U4
T10	U2	不攻击	U2

为了检验该自适应烟花算法的收敛性,并证明其有效性,本文对基本烟花算法(FWA)、自适应烟花算法(AFWA)、改进萤火虫算法(MIGSO)、模拟退火-离散粒子群混合优化算法(SA-DPSO)、混合遗传算法(MIGA)分别进行了 50 次仿真试验,每次迭代运算 100 代终止。

比较 5 种算法,所得各优化算法最优分配的适应值变化情况如图 2 所示。

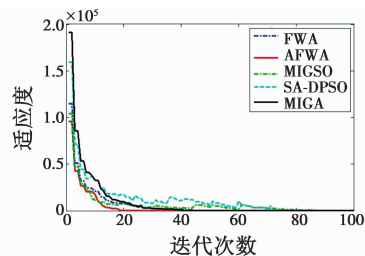


图 2 各优化算法解算进化曲线比较

Fig. 2 Evolutionary curves of each optimization algorithm

由图 2 知,MIGSO 算法收敛速度较快,但是出现了

收敛振荡,易陷入局部最优解;MIGA 算法能够得到全局最优解,但是收敛速度不佳,迭代 40 次后才能找到最优解;SA-DPSO 算法寻优效果最差,不仅收敛速度慢,而且出现寻优振荡,陷入局部最优解;相比较而言,FWA 算法虽然能找到全局最优解,但是收敛速度不及 AFWA。在解决该复杂问题时,AFWA 收敛速度很快,大约计算 20 代便可找到全局最优解,而且在 Matlab 环境下完成该算法的 50 次仿真试验平均用时仅需 3.8 s。

4 总结

本文研究了多无人机集中式协同任务分配问题,针对该多约束多目标非线性优化问题,提出了使用外罚函数法对模型进行处理,将其转化为无约束单目标非线性规划问题,并使用层次分析法结合灰色关联法求得各指标的权重。针对目前常见智能算法各自存在的缺陷,结合烟花算法特点,提出了使用改进的自适应烟花算法对该优化问题进行计算。为验证提出的自适应烟花算法处理该问题的优越性,分别使用几种不同的优化算法进行仿真计算,仿真试验结果表明,自适应烟花算法求解的收敛速度快,运算时间短,所得结果能直观地表述该复杂情景下的合理任务分配方案,为进一步的武力控制提供了理论依据。

参考文献

- [1] 叶媛媛. 多 UCAV 协同任务规划方法研究[D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2005.
- [2] 唐传林, 杜海文, 吴文超, 等. 基于博弈论的多 UCAV 对地攻击目标分配[J]. 电光与控制, 2011, 18(10): 28-31.
- [3] 杨尚君, 王社伟, 陶军, 等. 动态环境下的多 UCAV 协同任务分配研究[J]. 电光与控制, 2012, 19(7): 32-36.
- [4] SAHIN M A, LEBLEBICIOGLU K. Approximating the optimal mapping for weapon target assignment by fuzzy reasoning[J]. Information Sciences, 2014(255): 30-44.
- [5] 王永泉, 罗建军. 基于多群体改进萤火虫算法的 UCAV 协同多目标分配[J]. 西北工业大学学报, 2014, 32(3): 451-456.
- [6] 李俨, 董玉娜. 基于 SA-DPSO 混合优化算法的协同空战火力分配[J]. 航空学报, 2010, 31(3): 626-631.
- [7] 叶媛媛, 闵春平, 沈林成. 多 UCAV 任务分配的混合遗传算法与约束处理[J]. 控制与决策, 2006, 21(7): 781-786.
- [8] 孔凡光, 何建华, 唐奎. 协同多目标攻击的混合蛙跳融合蚁群算法研究[J]. 计算机工程与应用, 2013, 49(20): 240-243.
- [9] 罗德林, 段海滨, 吴顺详, 等. 基于启发式蚁群算法的协同多目标攻击空战决策研究[J]. 航空学报, 2006, 27(6): 1166-1170.
- [10] 杨尚君, 孙永维, 庞宇. 基于改进鱼群算法的多无人机任务分配研究[J]. 计算机仿真, 2015, 32(1): 69-72, 102.
- [11] LEE Z J, LEE C Y, SU S F. An immunity-based ant colony optimization algorithm for solving weapon-target assignment problem[J]. Applied Soft Computing, 2002, 2(1): 39-47.
- [12] ZHANG L M, ZHAN G Y, LIU W B. The design of target assignment model based on the reverse mutation ant colony algorithm[J]. Procedia Engineering, 2012, 29(4): 1554-1558.
- [13] 谭营. 烟花算法引论[M]. 北京: 科学出版社, 2015.
- [14] 司守奎, 孙玺菁. 数学建模算法与应用[M]. 北京: 国防工业出版社, 2011.
- [15] LI J Z, ZHENG S Q, TAN Y. Adaptive fireworks algorithm[C]//IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC), 2014: 3214-3221.
- [16] 沈林成, 牛轶峰, 朱华勇. 多无人机自主协同控制理论与方法[M]. 北京: 国防工业出版社, 2013.
- [17] 王网琴, 姚敏, 赵敏. 多无人机协同攻击目标决策[J]. 指挥控制与仿真, 2014, 36(2): 9-13.
- [18] ZHENG S Q, JANECEK A, TAN Y. Enhanced fireworks algorithm[C]//IEEE Congress on Evolutionary Computation, 2013: 2069-2077.