



# 基于高维多目标优化的多无人机协同航迹规划

蔡星娟<sup>1</sup>, 胡钊鸣<sup>1</sup>, 张志霞<sup>1</sup>, 王茜<sup>1</sup>, 崔志华<sup>1\*</sup>, 张文生<sup>2</sup>

1. 太原科技大学计算机科学与技术学院, 太原 030024

2. 中国科学院自动化研究所, 北京 100190

\* 通信作者. E-mail: cuizhijia@tyust.edu.cn

收稿日期: 2020-07-16; 修回日期: 2020-08-18; 接受日期: 2020-08-29; 网络出版日期: 2021-04-21

国家重点研发计划 (批准号: 2018YFC1604000)、国家自然科学基金项目 (批准号: 61806138, U1636220, 61961160707, 61976212) 和山西省重点研发计划项目 (批准号: 201903D421048, 201903D121119) 资助

**摘要** 随着无人机应用领域的增多, 多无人机协同航迹规划问题变得愈发重要. 然而, 现存的多无人机协同航迹规划问题大多将多个目标加权转换为单目标问题进行优化, 为减少多目标加权的主观性, 本文提出一种基于高维多目标优化的多无人机协同航迹规划模型, 此模型可以同时优化多无人机航迹距离代价、多无人机航迹威胁代价、多无人机航迹能耗代价, 以及多无人机协同性能. 同时, 为提高高维多目标优化算法在解决此模型时的性能, 提出一种基于个体评估交叉策略的 NSGA-III 算法 (NSGAIII-ICO), 可以根据算法运行代数综合评估个体优劣并指导种群交叉操作. 仿真结果证明, 此模型可以有效地提供多无人机协同航迹, 且通过与其他高维多目标优化算法的比较, 可以证明此改进算法可以有效地提高多无人机协同航迹规划的多种性能.

**关键词** 多无人机, 协同航迹规划, 高维多目标优化算法, 个体综合评估

## 1 引言

近年来, 随着无人机 (unmanned aerial vehicle, UAV) [1,2] 技术的发展, 无人机的使用范围也随之迅速拓展, 当前无人机的应用领域主要包含军用与民用. 无人机航迹规划是在规定无人机起点与终点位置的情况下, 综合考虑航迹长度、环境、数据、威胁信息、能耗等因素, 通过计算机构建适合于当前情景的无人机最优航迹. 目前, 单无人机航迹规划的研究已十分成熟, 而近年来无人机成本的降低使得多无人机 (multiple unmanned aerial vehicles, multi-UAVs) [3] 协同执行任务的使用场景变得愈加广泛, 同时关于多无人机协同航迹规划的需求变得愈加迫切. 多无人机航迹规划不仅需要考虑无人机航迹的长度、能耗等因素, 还需要对多个无人机之间的安全性进行评估, 以保证多个无人机可以安全地执行任务.

**引用格式:** 蔡星娟, 胡钊鸣, 张志霞, 等. 基于高维多目标优化的多无人机协同航迹规划. 中国科学: 信息科学, 2021, 51: 985-996, doi: 10.1360/SSI-2020-0218  
Cai X J, Hu Z M, Zhang Z X, et al. Multi-UAV coordinated path planning based on many-objective optimization (in Chinese). Sci Sin Inform, 2021, 51: 985-996, doi: 10.1360/SSI-2020-0218

无人机航迹规划问题本质上是一个具有实际背景的优化问题. 文献 [4] 中, 作者将威胁代价以及燃油代价加权组成优化目标, 通过改进的万有引力搜索算法以提升算法全局搜索的收敛能力, 从而改善最优解的质量以得到最优的无人机航迹. Qu 等 [5] 将简化的灰狼优化器和改进的共生生物搜索相结合, 提出了一种新的混合算法从而获得可行有效的路由. 文献 [6] 使用遗传算法对无人机航迹距离以及航迹威胁代价进行优化, 并对其进行光滑处理. Dasdemir 等 [7] 设计了一个通用的基于偏好的多目标进化算法, 同时优化规划路径的总距离以及雷达探测威胁. Yao 等 [8] 提出了一种基于模型预测控制和改进的灰狼优化器的混合算法来规划城市环境下多无人机目标跟踪的最优轨迹.

但目前无论在单无人机还是多无人机航迹规划背景下, 在基于单目标优化的航迹规划问题中, 研究者往往只考虑单一目标, 或将多个优化目标通过线性加权的方式整合为单一目标, 这类优化方式决策者对多个目标加权的系数设置将会直接影响优化的结果, 主观因素较大, 同时会损失大量在占比较小目标上具有优秀性能的航迹. 近年来受研究者广泛关注的基于多目标优化的航迹规划问题也仅仅考虑 2 到 3 个被优化的目标, 但无人机航迹规划问题作为一个实际优化问题, 其需要被优化的目标个数不仅仅局限于 3 个内. 针对此问题, 建立一个基于高维多目标优化的航迹规划模型以同时优化航迹的多种性能变得尤为重要.

优化算法可以根据被优化目标的数量分为单目标优化算法 [9,10]、多目标优化算法 [11,12], 以及高维多目标优化算法 [13,14]. 多目标优化算法和高维多目标优化算法的分界为被优化目标的个数是否超过 4 个 [15]. 随着被优化目标个数的增多, 多目标优化算法在求解问题的过程中产生的非支配解的个数会呈指数增加, 大量的非支配解的产生将严重影响算法的性能及效率 [16,17]. 同时, 多目标优化算法在解决高维多目标问题时产生的选择压不足以支持种群中的个体向着理想点移动. 算法的收敛性和多样性是影响高维多目标优化算法的重要指标, 而提升这两个指标的策略主要分为 3 类: (1) 通过改变 Pareto 支配方法增强算法的选择压以加快种群的收敛速度. GrEA [18] 使用基于网格的评估指标以增强算法的选择压. NSGA-III [19] 使用参考点策略替代 NSGA-II [20] 中的拥挤度策略以选择非支配解中的优秀个体从而提高算法的收敛性. 1by1EA [21] 在环境选择时根据个体收敛性一个一个选择子代个体, 然后通过小生境技术提升种群的多样性. RPEA [22] 根据当前种群不断生成一系列具有良好收敛性和分布性的参考点来指导进化. (2) 基于分解的方法将一个复杂的高维多目标优化问题分解为一组子问题, 再对这一组子问题进行协同优化. MOEA/D [23] 将问题分解为一系列单目标优化的子问题, 然后汇总相邻问题的信息. RVEA [24] 使用一组在空间中均匀分布的参考向量将决策空间分为多个小的子空间, 判断个体在子空间中的优劣. Gong 等 [25] 提出一种基于目标分解的高维多目标并行进化优化方法, 将问题分解为若干子问题后, 采用并行的方法求解每一个子问题, 充分利用其他子种群的信息, 以提高 Pareto 非被占优解的选择压力. (3) 基于评价指标的策略. 通过评价指标综合判断个体的优劣, 从而选择优秀个体进行基因操作. 但这类策略计算的复杂度较高, 通常此类评价指标被用来评估算法优化结果的好坏 [26].

多无人机协同航迹规划过程中不仅需要考虑单个无人机航迹属性, 还需要考虑多个无人机之间空间协同关系, 同时为了避免将多个优化目标通过加权方式结合为单一目标对航迹规划的影响, 提出一种基于高维多目标优化的多无人机协同航迹规划模型, 此模型以无人机航迹距离代价、航迹的安全代价、航迹能耗代价, 以及多无人机间的空间协同性为优化目标进行优化. 不同于现存的以单一无人机航迹作为种群中的个体, 对多架无人机航迹分别进行优化, 在算法环境选择时对多架无人机航迹进行综合判断选择, 此模型将多个无人机航迹视作一个整体作为种群中的个体, 对多架无人机航迹同时进行优化. 同时对种群中个体的收敛性和多样性进行综合评估 [14,27], 针对航迹规划问题改进算法的交配策略, 从而提升算法的收敛性能. 通过算法将得到一组 Pareto 最优的多无人协同航迹供决策者使用,

决策者可以根据实际需求选择与此任务属性相匹配的多无人机航迹.

## 2 多无人机协同航迹规划模型

### 2.1 多无人机协同航迹规划问题

假设有  $n$  ( $n > 1$ ) 架无人机从不同的初始位置出发, 到达相同的目的地进行打击任务. 在多无人机协同路径规划前, 需要考虑环境因素, 例如雷达覆盖区域、导弹攻击范围, 以及不利于无人机飞行的地带, 同时还应当考虑无人机自身性能. 为了使多无人机尽可能安全地完成的任务且不暴露其他无人机的位置, 在航迹规划时要避免无人机间距离较近. 无人机航迹规划问题本质上是一个路径规划问题. 假设无人机在执行任务过程中飞行速度保持不变, 并且执行任务的整体空间中的地形相对平坦, 无人机无法使用地形规避威胁, 此无人机航迹规划过程中的环境因素只需要考虑威胁区域.

### 2.2 多无人机协同航迹规划模型设计

多无人机协同航迹规划模型设计主要包含航迹代价模型设计以及多无人机空间协同模型设计. 航迹代价包含航迹距离代价、航迹威胁代价, 以及航迹能耗代价. 此多无人机协同航迹规划模型的目的是使得优化航迹在航迹代价尽可能小的情况下, 多无人机间的空间协同性尽可能高.

#### 2.2.1 航迹距离代价

在航迹规划过程中会将整个航迹划分为  $n$  个航迹段, 同时此次任务执行过程中包含  $m$  架无人机,  $m$  架无人机的总航迹距离代价  $f_d$  的公式如下:

$$f_d = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n d_{ij}, \quad x_{i0} \in [(k-1) \cdot L, k \cdot L], \quad (1)$$

其中,  $d_{ij}$  表示第  $i$  架无人机在第  $j$  个航迹段上的航迹长度,  $x_{i0}$  表示第  $i$  架无人机起始位置的  $x$  坐标,  $L$  表示航迹段的长度.

#### 2.2.2 航迹威胁代价

无人机执行任务的区域往往在敌人雷达的扫描范围或敌方导弹射程范围内, 同时也会包含一些不利于无人机飞行的区域. 因此航迹威胁主要包含雷达威胁、导弹威胁, 以及环境威胁. 在此次航迹规划过程中将各类威胁区域设置为圆形区域.  $m$  架无人机的总航迹威胁代价  $f_t$  如式 (2) 所示:

$$f_t = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n t'_{ij}, \quad x_{i0} \in [(k-1) \cdot L, k \cdot L], \quad (2)$$

$$t'_{ij} \begin{cases} 0, & \text{无人机 } i \text{ 于第 } j \text{ 个航迹段不穿过威胁区,} \\ t_{ij} \times N, & \text{无人机 } i \text{ 于第 } j \text{ 个航迹段穿过威胁区,} \end{cases} \quad (3)$$

其中,  $t_{ij}$  表示第  $i$  架无人机在第  $j$  个航迹段上穿过威胁区域的距离,  $N$  表示惩罚系数, 本文中取值为 1000, 以扩大穿过威胁区域与不穿过威胁区域个体在此目标上的差值, 使航迹尽量不穿过威胁区.

### 2.2.3 航迹能耗代价

无人机能耗主要包含两个方面: (1) 无人机沿航迹飞行消耗的能量; (2) 无人机于飞行过程中的链路传输损耗. 在本文中优化的航迹距离代价指对 (2) 中的航迹能耗进行优化, 此小节所介绍的航迹能耗代价指链路传输损耗. 无人机在飞行过程中将其拍摄的画面传输到基站, 在此模型中使无人机在每一个航迹点处向基站传输信息. 同时, 此仿真空间的环境威胁为雷达区域, 地形相对平坦, 因此采用空间传播模型计算链路传输损耗, 基于自由空间传播模型的航迹能耗代价  $f_e$  如式 (4) 所示:

$$f_e = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n e_{ij}, \quad x_{i0} \in [(k-1) \cdot L, k \cdot L], \quad (4)$$

$$e_{ij} = 32.44 + 20 \lg D_{ij} + 20 \lg F, \quad (5)$$

其中,  $F$  表示射频频率, 本文中  $F$  为 600 MHz; 基站位于  $[0,0,0]$  km 点位置;  $D_{ij}$  表示第  $i$  架无人机在第  $j$  个航迹点时距离基站的距离.

### 2.2.4 空间协同指标

当同时使用多个无人机执行任务时, 为了避免多无人机暴露相互位置同时避免无人机之间产生碰撞, 以增强多无人机执行任务的安全性, 保证多个无人机可以尽可能多地向基站传输不同的环境信息, 以  $n$  个航迹段内多无人机间的最小距离之和表示多无人机空间协同性  $d_{\text{safe}}$ , 计算公式如下:

$$d_{\text{safe}} = \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^{m'} \min \text{dis}_j(i, i_{\text{nei}}), \quad (6)$$

$$\text{dis}_j(i, i_{\text{nei}}) = \sqrt{(x_{i_{\text{nei}}\{j\}} - x_{i,j})^2 + (y_{i_{\text{nei}}\{j\}} - y_{i,j})^2 + (z_{i_{\text{nei}}\{j\}} - z_{i,j})^2}, \quad (7)$$

其中,  $\min \text{dis}_j(i, i_{\text{nei}})$  表示在第  $j$  个航迹段上第  $i$  架无人机与其相邻最近且没有被遍历过的无人机  $i_{\text{nei}}$  之间的欧氏距离,  $m'$  表示通过第  $j$  个航迹段无人机的数量.

## 3 基于个体评估交叉策略的 NSGA-III (NSGAIII-ICO) 算法

### 3.1 NSGA-III 算法

无人机航迹规划问题其需要被优化的目标不仅仅局限于 3 个以内, 其本质上属于具有实际背景的高维多目标优化问题. 高维多目标优化问题中的目标往往具有一定的冲突性或没有直接的关系, 需要决策者根据实际需求从算法优化得到的 Pareto 解集中侧重地选取所需要的解. Pareto 解集包含一组性能较优的解, 其中包含在各个目标上性能突出的解以及在多个目标上综合性能较优的解. 包含  $n$  ( $n > 3$ ) 个目标的高维多目标优化问题如下所示:

$$\text{minimize } F(x) = (F_1(x), F_2(x), \dots, F_n(x))^T, \quad (8)$$

其中,  $x = (x_1, x_2, \dots, x_m) \in \Omega$  被称为决策变量;  $F_1(x), F_2(x), \dots, F_n(x)$  为  $n$  个目标函数;  $\Omega$  为决策空间;  $m$  为决策变量的维度.

随着目标个数的增多, 当目标个数超过 4 个时, 常见的多目标优化算法 (例如: NSGA-II) 在优化过程中将会产生大量的非支配解, 从而导致算法的选择压不足以支撑个体向着理想点移动. 为了解决

这一问题, Deb 等<sup>[19]</sup>提出了 NSGA-III 算法. 与 NSGA-II 算法不同的是, 在此算法中采用参考点策略代替拥挤度计算策略, 以解决在高维空间中大量非支配解间拥挤度计算过于复杂的问题.

NSGA-III 算法的核心是非支配排序策略和参考点策略, 算法通过非支配排序将种群中收敛性较好的解选择出来, 而通过参考点策略从大量的非支配解中筛选出优秀的解. 参考点是在决策空间中均匀分布的一组点, 其与理想点连接构成的参考向量可以将决策空间均匀地分割, 通过计算种群中的个体与各参考向量之间的距离以保证算法较好的多样性.

### 3.2 NSGAIII-ICO 算法

在高维多目标优化算法中, 个体的收敛性和多样性是衡量个体优劣的重要指标, 本文提出一个基于个体评估的 NSGA-III 算法 (NSGAIII-ICO) 可以综合评价个体的收敛性和多样性. 在算法的前期要尽量保证算法具有较好的收敛性使得个体朝着理想点快速移动, 而在算法的后期要保证算法的多样性使得个体可以在决策空间内均匀分布, 算法优化得到的解尽可能多样. 同时在个体评估过程中加入随机数  $\text{rand}(0.8, 1)$  以防止过拟合. 在含有  $N$  个个体的种群  $P = \{p_1, p_2, \dots, p_N\}$  中个体的收敛性和多样性综合评估指标 (comprehensive evaluation indicator for convergence and diversity, CAD) 如下所示:

$$\text{CAD}(p_i, P) = \left[ 1 + \text{rand}(0.8, 1) \cdot M \cdot \left( \frac{t}{t_{\max}} \right)^\theta \cdot D(p_i, P) \right] \cdot (1 - C(p_i, P)), \quad (9)$$

其中,  $D(p_i, P)$  和  $C(p_i, P)$  分别代表个体的多样性和收敛性;  $M$  代表目标的个数;  $\theta$  为代数的平衡影响参数;  $t, t_{\max}$  分别代表算法目前运行的代数以及算法运行的最大代数.

在计算个体收敛性和多样性时为了减小多个目标间绝对数值的影响, 首先对种群中的每个个体在各个不同目标上进行归一化. 个体  $p_i$  在第  $k$  个目标上的归一化适应值如下所示:

$$f'_k(p_i) = \frac{f_k(p_i) - f_k \min}{f_k \max - f_k \min}. \quad (10)$$

个体的多样性指标通过转移密度 (shift-based density estimation, SDE) 进行评估, 其中个体  $p_i$  的多样性  $D(p_i, P)$  计算公式如下:

$$D(p_i, P) = \frac{\text{SDE}(p_i) - \text{SDE} \min}{\text{SDE} \max - \text{SDE} \min}, \quad (11)$$

其中,  $\text{SDE} \max$  和  $\text{SDE} \min$  分别代表种群中所有个体的最大和最小转移密度, 种群  $P$  中个体  $p_i$  的转移密度  $\text{SDE}(p_i)$  如式 (12) 所示:

$$\text{SDE}(p_i, P) = \min_{p_i \in P, j \neq i} \sqrt{\sum_{k=1}^m \text{sde}(f'_k(p_i, P), f'_k(p_j, P))^2}, \quad (12)$$

$$\text{sde}(f'_k(p_i, P), f'_k(p_j, P)) \begin{cases} f'_k(p_j, P) - f'_k(p_i, P), & \text{if } f'_k(p_j, P) > f'_k(p_i, P), \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (13)$$

根据以上公式可以看出当个体  $p_i$  距离其他个体越远时, 其转移密度将越高, 同时此个体的多样性指标也会增加.

个体的收敛性指标则受个体的适应值和理想点的影响, 个体  $p_i$  的收敛性指标  $C(p_i, P)$  计算公式如下:

$$C(p_i, P) = \frac{\text{Dis}_c(p_i, P)}{\sqrt{m}}, \quad (14)$$

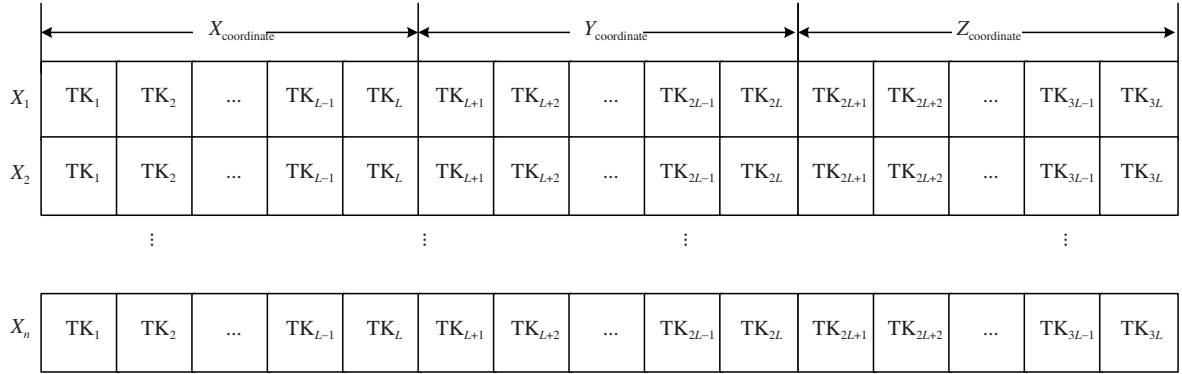


图 1 多无人机协同航迹规划个体表示

Figure 1 Individual representation of multi-UAVs coordinated path planning

其中,  $m$  表示优化目标的维度,  $\text{Dis}_c(p_i, P)$  代表个体  $p_i$  和理想点  $z'$  之间的欧氏距离, 其计算方式如下:

$$\text{Dis}_c(p_i, P) = \sqrt{\sum_{k=1}^m (f'_k(p_i, P) - z'_k)^2}. \quad (15)$$

当个体和理想点之间的距离越小时, 即个体在空间中距离理想点越近时, 其对应的收敛性指标则会越小, 个体具有较优的收敛性.

此策略移植到个体的交配阶段, 通过交配选择将优秀的个体选出作为父代, 父代中的个体  $p_i$  和  $p_j$  交配产生子代 ( $\text{CAD}(p_i) < \text{CAD}(p_j)$ ) 的公式如下所示:

$$\begin{cases} p_{i+1} = p_i + \text{rand}(0.8, 1) \cdot \frac{\text{CAD}(p_j)}{\text{CAD}(p_i) + \text{CAD}(p_j)} \cdot |p_i - p_j|, \\ p_{j+1} = p_j. \end{cases} \quad (16)$$

在算法的前期,  $(\frac{t}{t_{\max}})^\theta$  较小, 多样性指标对个体的影响较小, 收敛性指标则对个体优劣的评估影响较大, 使得算法前期种群中的个体快速收敛, 反之, 算法后期  $(\frac{t}{t_{\max}})^\theta$  代数系数越来越大, 多样性在个体评估中所占比重增大, 算法偏向于选择多样性优的个体.

## 4 基于 NSGAIII-ICO 算法的多无人机协同航迹规划模型设计

### 4.1 编码及策略设计

#### 4.1.1 个体编码

假设有  $N$  架无人机执行任务, 整个任务空间被分为  $L$  个航迹段, 每架无人机在每个航迹段中将生成一个航迹点, 各个航迹点连接组成此架无人机的航线. 种群表示为一个矩阵  $X = [X_1, X_2, \dots, X_m]^T$ , 其中  $m$  为种群大小, 种群中的个体  $X_i$  表示如图 1 所示.

个体  $X_i$  由一个  $N \times 3L$  大小的矩阵表示, 其中, 个体的第  $i$  行代表第  $i$  架无人机的运行轨迹, 第  $i$  架无人机的第  $j$  个航迹点的坐标为  $(\text{TK}_{i,j}, \text{TK}_{i,j+L}, \text{TK}_{i,j+2L})$ .

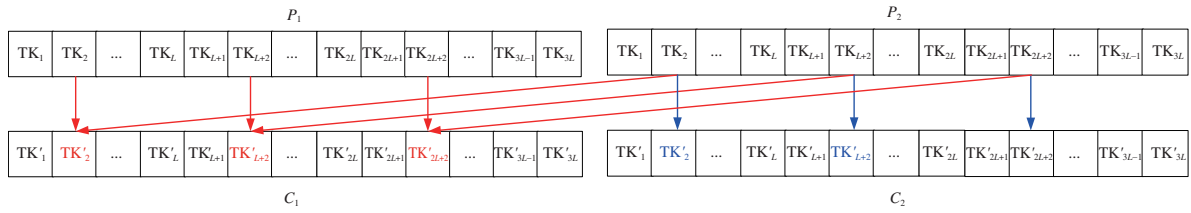


图 2 (网络版彩图) 个体交配操作  
Figure 2 (Color online) Individual mating operation

### 4.1.2 交配策略

本文采用提出的基于个体评估的交叉策略对父代的个体进行交叉. 首先从交配选择产生的父代中选取两个亲本  $P_1$  和  $P_2$ , 并从亲本个体中选取相同的行 (同一架无人机) 航迹进行交配, 比较两个亲本的个体评估值, 即  $CAD(P_1)$  和  $CAD(P_2)$ . 同一无人机航迹中的航迹节点对应的  $x$  坐标、 $y$  坐标, 以及  $z$  坐标通过式 (15) 进行交配, 产生新的子代中的各个航迹节点, 并组成对应无人机的航迹, 个体交配操作如图 2 所示.

### 4.1.3 其他策略

由于无人机的航迹威胁代价对整个无人机航迹的性能影响较大, 因此在算法前中期每  $T$  代选取  $N$  个个体重新生成, 并加入种群. 算法的环境选择策略则采用标准 NSGA-III<sup>[19]</sup> 算法的参考点策略和拥挤度计算策略, 交配选择策略采用锦标赛策略.

## 4.2 基于 NSGAIII-ICO 算法的多无人机协同航迹规划流程

根据以上各个策略, 基于 NSGAIII-ICO 算法的多无人机协同航迹规划流程如下所示:

- Step1.** 确定多无人机初始位置、环境参数、航迹段的数量, 以及算法的各个参数;
- Step2.** 初始化包含  $N$  个个体的种群  $P_t = \{p_1, p_2, \dots, p_N\}$ , 并令算法代数  $t = 0$ ;
- Step3.** 根据式 (2)~(7) 计算每个个体的航迹距离代价、航迹威胁代价、航迹能耗代价, 以及协同指标, 并计算每个个体的评估指标 CAD, 通过锦标赛策略选择优秀的个体组成父代;
- Step4.** 从父代中选择个体, 针对不同无人机航迹通过基于个体评估指标的交叉策略进行交配产生  $N$  个子代个体组成子代  $Q_t = \{q_1, q_2, \dots, q_N\}$ , 将父代与子代结合产生新种群  $P'_t = P_t \cup Q_t$ ;
- Step5.** 将新种群  $P'_t$  中的个体通过参考点策略和拥挤度策略选取其中优秀的  $N$  个个体组成新的种群  $P_{t+1}$ , 并令算法代数  $t = t + 1$ ;
- Step6.** 判断算法是否满足终止条件, 满足则将个体返回输出, 不满足则返回 **Step3**.

## 5 仿真实验

此次多无人机协同航迹规划的仿真空间为  $200 \text{ km} \times 200 \text{ km} \times 4 \text{ km}$ . 空间中有两架无人机同时执行任务, 两架无人机的初始位置分别为  $[0, 0, 0] \text{ km}$  和  $[0, 20, 0] \text{ km}$ , 任务执行位置为  $[200, 200, 4] \text{ km}$ . 执行任务的空间地形相对平坦. 空间中存在 4 处威胁区域并用球型模拟区域中的雷达威胁、导弹威胁, 以及环境威胁, 其球心坐标分别为  $[50, 160, 0] \text{ km}$ ,  $[90, 110, 0] \text{ km}$ ,  $[120, 120, 0] \text{ km}$ , 以及  $[120, 50, 0] \text{ km}$ , 由于威胁区域的半径为  $20 \text{ km}$ , 任务执行空间的高度为  $4 \text{ km}$ , 因此在此次仿真试验中此球型区域被简化为半径为  $20 \text{ km}$ 、高度为  $4 \text{ km}$  的圆柱形区域. 整个航迹被分为 40 个航迹段, 在每个航

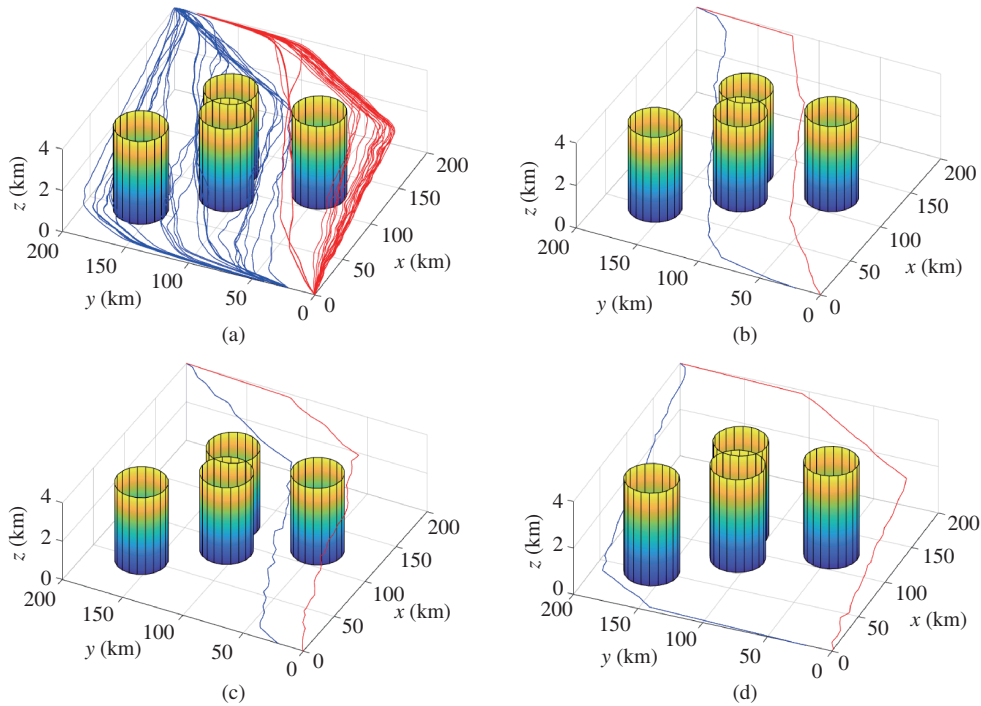


图 3 (网络版彩图) (a) 多无人机航迹协同规划结果图; (b) 多无人机航迹距离代价最优结果图; (c) 多无人机航迹能耗代价最优结果图; (d) 多无人机协同性能最优结果图

Figure 3 (Color online) (a) Coordinated path planning result; (b) track distance cost optimal result; (c) track energy cost optimal result; (d) track synergy optimal result

表 1 各目标上最优个体航迹属性  
Table 1 Optimal individual track attributes on each objective

	$f_d$ (km)	$f_e$ (db)	$d_{safe}$ (km)
The individual with the best track distance cost	601.70	10153	2284.7
The individual with the best track energy cost	666.73	9966.7	1406.8
The individual with the best track synergy performance	700.05	10187	6033.5

迹段中生成 1 个航迹节点组成航线. 相较于任务执行空间与威胁区域, 无人机在此任务过程中被视为一个点.

算法中目标个数  $M$  为 4, 种群大小  $N$  为 56, 算法运行代数  $t$  为 5000 代, 交叉概率  $P_c = 0.9$ , 变异算子中前  $2t/3$  代中每 20 代选取  $N/4$  个个体重新生成, 防止算法陷入局部最优. 航迹段个数  $L$  为 30, 同时存在两架无人机执行任务, 算法中每个个体为  $2 \times 120$  大小的矩阵.

通过基于 NSGAIII-ICO 算法的多无人机协同航迹规划方法产生的优化航迹如图 3(a) 所示. 从产生的仿真结果中选取在航迹威胁代价最优的基础上 (即不穿过威胁区域的航迹), 航迹距离代价最优、航迹能耗代价最优, 以及多无人机协同性能最优的航迹, 如图 3(b)–(d).

图 3(b)–(d) 中多无人机航迹在航迹距离代价 ( $f_d$ )、航迹能耗代价 ( $f_e$ ), 以及多无人机协同性能 ( $d_{safe}$ ) 3 个目标上的值如表 1 所示.

在目标个数、种群大小、算法运行代数设置与主实验设置相同的情况下, 对比算法中的参数按照



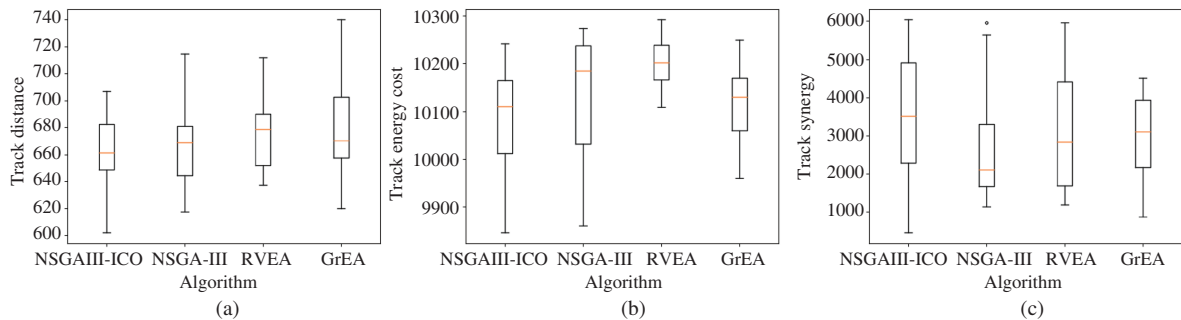


图 4 (网络版彩图) (a) 多算法航迹距离代价对比; (b) 多算法航迹能耗代价对比; (c) 多算法航迹协同性能对比  
**Figure 4** (Color online) (a) Comparison of track distance costs; (b) comparison of track energy costs; (c) comparison of track synergy performance

标准算法参数设置情况, 基于个体评估交叉策略的 NSGA-III 算法 (NSGAIII-ICO)、标准的 NSGA-III 算法<sup>[19]</sup>、RVEA 算法<sup>[24]</sup>、GrEA 算法<sup>[18]</sup> 对多无人机航迹协同优化的仿真结果在航迹距离代价、航迹能耗代价, 以及多无人机协同性能上的对比图如图 4 所示。

由于优化得到的多无人机协同航迹大多在航迹威胁代价这个目标上为 0, 因此不对此目标进行箱盒图展示。基于 NSGAIII-ICO, NSGA-III, RVEA, GrEA 优化得到的航迹分别存在 9, 12, 12, 15 条航迹的威胁代价为 0。同时, 根据图 4 的 4 种算法在航迹距离代价、航迹能耗代价, 以及航迹协同性能上的箱盒图可以看出, NSGAIII-ICO 算法在处理此多无人机航迹协同优化问题时, 在航迹能耗代价和航迹协同性能两个指标上算法优化结果的中位值明显优于其余 3 种算法, 同时其优化结果中的最优值相较于其余 3 个算法也表现优异; 在航迹距离代价上, NSGAIII-ICO 优化模型产生的最优和最劣结果在 4 个算法中明显最优, 同时相较于其余 3 个算法中位值也有一定的提升。由于本文提出的 NSGAIII-ICO 算法在算法前期更注重解的收敛性, 算法后期更注重解的多样性, 箱盒图的长度可以反映优化结果的多样性, 从图中可以看出在航迹能耗代价以及航迹协同性能两个指标上, 相较于其余 3 个算法, 本文算法产生结果的多样性更优, 同时对比较算法优化产生的最优值以及中位值可以看出, 本文算法在 4 个目标上的收敛性更优。图 4(a) 中可以明显看出 NSGAIII-ICO 算法在优化航迹距离代价时收敛性优于其余 3 种对比算法。由于高维多目标优化算法优化产生的解为 Pareto 解集, 因此产生的解必定不可能在多个目标上同时表现最优, 决策者可根据实际需求选取合适的解。综上所述, 此基于高维多目标优化的多无人机协同航迹规划模型可以提供有效的航迹规划, 同时改进的 NSGAIII-ICO 算法在解决此模型时具有更好的收敛性以及多样性。

## 6 结论与讨论

本文针对多无人机协同航迹规划问题, 建立一种可以同时优化多无人机航迹距离代价、多无人机航迹威胁代价、多无人机航迹能耗代价, 以及多无人机协同性能的多无人机协同航迹规划模型。同时, 针对高维多目标算法中个体不易评价的特点, 设计基于个体收敛性和多样性综合判断的交叉算子, 使得算法前期更偏向于个体较优的收敛性, 而算法后期更偏向于个体较优的多样性, 同时加入随机参数以防止过拟合。仿真结果表明, 此多无人机协同航迹规划模型可以有效地提升多无人机航迹的多种性能, 同时证明了 NSGAIII-ICO 算法在解决此无人机航迹规划模型时的有效性。

在未来的工作中, 将针对多无人机航迹的时间协同性进行模型改进, 并针对更加复杂的任务空间仿真多无人机协同航迹规划。

## 参考文献

- 1 Yan F, Zhu X P, Zhou Z, et al. Real-time task allocation for a heterogeneous multi-UAV simultaneous attack. *Sci Sin Inform*, 2019, 49: 555–569 [严飞, 祝小平, 周洲, 等. 考虑同时攻击约束的多异构无人机实时任务分配. *中国科学: 信息科学*, 2019, 49: 555–569]
- 2 Niu Y F, Shen L C, Li J, et al. Key scientific problems in cooperation control of unmanned-manned aircraft systems. *Sci Sin Inform*, 2019, 49: 538–554 [牛轶峰, 沈林成, 李杰, 等. 无人 – 有人机协同控制关键问题. *中国科学: 信息科学*, 2019, 49: 538–554]
- 3 Qu X M, Liu T, Tan W R. Multi-source passive localization via multiple unmanned aerial vehicles. *Sci Sin Inform*, 2019, 49: 570–584 [屈小媚, 刘韬, 谈文蓉. 基于多无人机协作的多目标无源定位算法. *中国科学: 信息科学*, 2019, 49: 570–584]
- 4 Li P, Duan H B. UAV route planning based on improved gravitation search algorithm. *Sci Sin Tech*, 2012, 42: 1130–1136 [李沛, 段海滨. 基于改进万有引力搜索算法的无人机航路规划. *中国科学: 技术科学*, 2012, 42: 1130–1136]
- 5 Qu C Z, Gai W D, Zhang J, et al. A novel hybrid grey wolf optimizer algorithm for unmanned aerial vehicle (UAV) path planning. *Knowl-Based Syst*, 2020, 194: 105530
- 6 Sahingoz O K. Flyable path planning for a multi-UAV system with genetic algorithms and Bezier curves. In: *Proceedings of IEEE International Conference on Unmanned Aircraft Systems, Atlanta*, 2013. 41–48
- 7 Dasdemir E, Köksalan M, Tezcaner Ö D. A flexible reference point-based multi-objective evolutionary algorithm: an application to the UAV route planning problem. *Comput Oper Res*, 2020, 114: 104811
- 8 Yao P, Wang H L, Ji H X. Multi-UAVs tracking target in urban environment by model predictive control and improved grey wolf optimizer. *Aerospace Sci Tech*, 2016, 55: 131–143
- 9 Shehab M, Daoud M S, Almimi H M, et al. Hybridising cuckoo search algorithm for extracting the ODF maxima in spherical harmonic representation. *Int J Bio-Inspir Comput*, 2019, 14: 190–199
- 10 Sweetlin J D, Nehemiah H K, Kannan A. Computer aided diagnosis of drug sensitive pulmonary tuberculosis with cavities, consolidations and nodular manifestations on lung CT images. *Int J Bio-Inspir Comput*, 2019, 13: 45–58
- 11 Ojha M, Singh K P, Chakraborty P, et al. A review of multi-objective optimisation and decision making using evolutionary algorithms. *Int J Bio-Inspir Comput*, 2019, 14: 69–84
- 12 Wang P H, Huang J R, Cui Z H, et al. A Gaussian error correction multi-objective positioning model with NSGA-II. *Concurr Comput Pract Exper*, 2020, 32: 5464
- 13 Cui Z H, Chang Y, Zhang J J, et al. Improved NSGA-III with selection-and-elimination operator. *Swarm Evolary Comput*, 2019, 49: 23–33
- 14 Cai X J, Hu Z M, Chen J J. A many-objective optimization recommendation algorithm based on knowledge mining. *Inf Sci*, 2020, 537: 148–161
- 15 Cui Z H, Zhang J J, Wu D, et al. Hybrid many-objective particle swarm optimization algorithm for green coal production problem. *Inf Sci*, 2020, 518: 256–271
- 16 Zhang J J, Xue F, Cai X J, et al. Privacy protection based on many-objective optimization algorithm. *Concurr Comput Pract Exper*, 2019, 31: 5342
- 17 Gong D W, Sun J, Miao Z. A set-based genetic algorithm for interval many-objective optimization problems. *IEEE Trans Evol Comput*, 2018, 22: 47–60
- 18 Yang S X, Li M Q, Liu X H, et al. A grid-based evolutionary algorithm for many-objective optimization. *IEEE Trans Evol Comput*, 2013, 17: 721–736
- 19 Deb K, Jain H. An evolutionary many-objective optimization algorithm using reference-point-based nondominated sorting approach, part I: solving problems with box constraints. *IEEE Trans Evol Comput*, 2014, 18: 577–601
- 20 Cui Z H, Zhang M Q, Chang Y, et al. NSGA-II with average distance clustering. *Acta Automatica Sin*, 2019. doi: 10.16383/j.aas.c180540 [崔志华, 张茂清, 常宇, 等. 基于平均距离聚类的 NSGA-II. *自动化学报*, 2019, doi: 10.16383/j.aas.c180540]
- 21 Liu Y P, Gong D W, Sun J, et al. A many-objective evolutionary algorithm using a one-by-one selection strategy. *IEEE Trans Cybern*, 2017, 47: 2689–2702
- 22 Liu Y P, Gong D W, Sun X Y, et al. Many-objective evolutionary optimization based on reference points. *Appl Soft Comput*, 2017, 50: 344–355
- 23 Zhang Q F, Li H. MOEA/D: a multiobjective evolutionary algorithm based on decomposition. *IEEE Trans Evol*

- Comput, 2007, 11: 712–731
- 24 Cheng R, Jin Y C, Olhofer M, et al. A reference vector guided evolutionary algorithm for many-objective optimization. *IEEE Trans Evol Comput*, 2016, 20: 773–791
- 25 Gong D W, Liu Y P, Sun X Y, et al. Parallel many-objective evolutionary optimization using objectives decomposition. *Acta Automatica Sin*, 2015, 41: 1438–1451 [巩敦卫, 刘益萍, 孙晓燕, 等. 基于目标分解的高维多目标并行进化优化方法. *自动化学报*, 2015, 41: 1438–1451]
- 26 Zitzler E, Thiele L. Multiobjective evolutionary algorithms: a comparative case study and the strength Pareto approach. *IEEE Trans Evol Comput*, 1999, 3: 257–271
- 27 Lin Q Z, Liu S B, Zhu Q L, et al. Particle swarm optimization with a balanceable fitness estimation for many-objective optimization problems. *IEEE Trans Evol Comput*, 2018, 22: 32–46

## Multi-UAV coordinated path planning based on many-objective optimization

Xingjuan CAI<sup>1</sup>, Zhaoming HU<sup>1</sup>, Zhixia ZHANG<sup>1</sup>, Qian WANG<sup>1</sup>, Zhihua CUI<sup>1\*</sup> & Wensheng ZHANG<sup>2</sup>

1. *School of Computer Science and Technology, Taiyuan University of Science and Technology, Taiyuan 030024, China;*

2. *Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China*

\* Corresponding author. E-mail: cuizhихua@tyust.edu.cn

**Abstract** With the increase in the application areas of unmanned aerial vehicles (UAVs), the problem of coordinated path planning for multi-UAVs becomes more and more significant. However, most of the existing methods optimize this problem by converting multi-objective weighting into a single-objective problem. To reduce the subjectivity of multi-objective weighting, a coordinated path planning model based on many-objective optimization is proposed to optimize the multi-UAVs' track distance cost, track threat cost, track energy cost, and coordination performance. In the many-objective evolutionary algorithm (MaOEA), the convergence and diversity of the individuals are both important indicators to evaluate the performance of individuals. To solve the problem that individuals in the algorithm are not easy to evaluate, an NSGA-III algorithm based on the individual evaluation mating strategy (NSGAIII-ICO) is proposed, which can comprehensively evaluate the performance of individuals according to the generation of the algorithm and guide the mating operation. Simulation results show that this model can effectively provide coordinated tracks for multi-UAVs, and by comparing it with other MaOEAs, it can be proved that this proposed algorithm can effectively improve the performance of coordinated path planning for multi-UAVs.

**Keywords** multi-UAVs, coordinated path planning, many-objective evolutionary algorithm, individual comprehensive assessment



**Xingjuan CAI** was born in 1980. She received her Ph.D. degree in control science and engineering from Tongji University, China, in 2017. She is an associate professor at the School of Computer Science and Technology, Taiyuan University of Science and Technology, Taiyuan, China. Her research interest includes bio-inspired computation and application.



**Zhaoming HU** was born in 1996. He received his B.E. degree from Taiyuan University of Science and Technology, Taiyuan, China, in 2018. He is pursuing a master's degree in Taiyuan University of Science and Technology, Taiyuan, China. His research interest includes bio-inspired computation and application.



**Zhihua CUI** was born in 1976. He received his Ph.D. degree in control theory and engineering from Xi'an Jiaotong University, Xi'an, China, in 2008. He is a professor of computer science and technology, and the director of the Complex System and Computational Intelligence Laboratory at Taiyuan University of Science and Technology, Taiyuan, China. His research interests include computational intelligence, stochastic algorithms, and combinatorial optimization.



**Wensheng ZHANG** was born in 1966. He received his Ph.D. degree in pattern recognition and intelligent systems from the Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences (CAS), in 2000. He joined the Institute of Software, CAS, in 2001. He is a professor of machine learning and data mining and the director of the Research and Development Department, Institute of Automation, CAS. His research interests include computer vision, pattern recognition, artificial intelligence, and computer-human interaction.