

5-15-2024

Research on Collaborative Optimization Method of Multi-UAV Task Allocation and Path Planning

Peng Xiao

School of Aeronautics, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China, 2018294150@qq.com

Feng Xie

Chengdu Aircraft Design and Research Institute, Aviation Industry Corporation of China, Chengdu 610091, China

Haihong Ni

School of Aeronautics, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China

Min Zhang

School of Aeronautics, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China

See next page for additional authors

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the [Artificial Intelligence and Robotics Commons](#), [Computer Engineering Commons](#), [Numerical Analysis and Scientific Computing Commons](#), [Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons](#), and the [Systems Science Commons](#)

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation. For more information, please contact xtfzxb@126.com.

Research on Collaborative Optimization Method of Multi-UAV Task Allocation and Path Planning

Abstract

Abstract: Aiming at the task requirements of multi-UAV to perform multi-target collaborative reconnaissance, a collaborative optimization method of multi-machine and multi-objective task allocation and path planning is proposed. Based on the partheno genetic algorithms (PGA), a cost function combined with the actual path cost is constructed through the Dubins curve. To further reduce the calculation cost, a clustering algorithm based on UAV detection distance is proposed, and the generated clustering point is used as a new waypoint of UAV. The simulation results show that considering the dangerous area and the large number of reconnaissance points, the algorithm can effectively complete the reconnaissance task allocation of the UAV and at the same time form a preliminary route. It improves the rationality and convergence speed of task assignment, and reduces the overall cost.

Keywords

multi-UAV coordination, partheno genetic algorithms(PGA), task clustering, task allocation, path planning, collaborative optimization

Authors

Peng Xiao, Feng Xie, Haihong Ni, Min Zhang, Zhili Tang, and Ni Li

Recommended Citation

Xiao Peng, Xie Feng, Ni Haihong, et al. Research on Collaborative Optimization Method of Multi- UAV Task Allocation and Path Planning[J]. Journal of System Simulation, 2024, 36(5): 1141-1151.

多机任务分配与路径规划协同优化法研究

肖鹏¹, 谢锋², 倪海鸿¹, 张敏¹, 汤志荔^{1,3}, 李霓^{1,3*}

(1. 西北工业大学 航空学院, 陕西 西安 710072; 2. 中国航空工业集团公司 成都飞机设计研究所, 四川 成都 610091;
3. 西安市飞行器智能认知与控制重点实验室, 陕西 西安 710072)

摘要: 针对多无人机执行多目标协同侦察的任务需求, 提出了多机多目标任务分配与路径规划的协同优化方法。以单亲遗传算法(partheno genetic algorithms, PGA)为基础, 基于Dubins曲线构建了与实际路径代价相结合的代价函数; 为进一步减小计算量, 提出了基于无人机探测距离的聚类算法, 将生成的聚类点作为无人机新的航路点。仿真结果表明: 在考虑禁飞区域以及侦察点繁多情况下, 该算法能够有效完成无人机的侦察任务分配并同时形成初步航路, 提高了任务分配的合理性和收敛速度, 并降低了全局代价。

关键词: 多机协同; 单亲遗传算法; 任务聚类; 任务分配; 航路规划; 协同优化

中图分类号: TP391.9 文献标志码: A 文章编号: 1004-731X(2024)05-1141-11

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.23-0012

引用格式: 肖鹏, 谢锋, 倪海鸿, 等. 多机任务分配与路径规划协同优化法研究[J]. 系统仿真学报, 2024, 36(5): 1141-1151.

Reference format: Xiao Peng, Xie Feng, Ni Haihong, et al. Research on Collaborative Optimization Method of Multi-UAV Task Allocation and Path Planning[J]. Journal of System Simulation, 2024, 36(5): 1141-1151.

Research on Collaborative Optimization Method of Multi-UAV Task Allocation and Path Planning

Xiao Peng¹, Xie Feng², Ni Haihong¹, Zhang Min¹, Tang Zhili^{1,3}, Li Ni^{1,3*}

(1. School of Aeronautics, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China; 2. Chengdu Aircraft Design and Research Institute, Aviation Industry Corporation of China, Chengdu 610091, China; 3. Xi'an Key Laboratory of Intelligent Cognition and Control of Aircraft, Xi'an 710072, China)

Abstract: Aiming at the task requirements of multi-UAV to perform multi-target collaborative reconnaissance, a collaborative optimization method of multi-machine and multi-objective task allocation and path planning is proposed. Based on the partheno genetic algorithms (PGA), a cost function combined with the actual path cost is constructed through the Dubins curve. To further reduce the calculation cost, a clustering algorithm based on UAV detection distance is proposed, and the generated clustering point is used as a new waypoint of UAV. The simulation results show that considering the dangerous area and the large number of reconnaissance points, the algorithm can effectively complete the reconnaissance task allocation of the UAV and at the same time form a preliminary route. It improves the rationality and convergence speed of task assignment, and reduces the overall cost.

Keywords: multi-UAV coordination; partheno genetic algorithms(PGA); task clustering; task allocation; path planning; collaborative optimization

收稿日期: 2023-01-04 修回日期: 2023-02-14

基金项目: 国家自然科学基金(62003272, 62003266); 特色学科基础研究(G2022WD)

第一作者: 肖鹏(1997-), 男, 硕士, 研究方向为多无人机智能协同。E-mail: 2018294150@qq.com

通讯作者: 李霓(1986-), 女, 教授, 博士, 研究方向为飞行器智能感知与控制、群体智能优化与控制。E-mail: lini@nwpu.edu.cn

0 引言

随着现代化战争对信息对抗能力需求的日益增加, 无人机在该领域的作用显得越来越重要, 目前, 多无人机协同任务规划已成为提高作战效能的关键^[1]。针对协同任务规划问题, 国内外展开了大量研究, 通常将任务规划问题建立为定向问题模型^[2]、多旅行商问题 (multiple traveling salesman problem, MTSP) 模型^[3-4]、车辆路由模型^[5]、混合整数模型^[6]等进行求解。其求解算法包含穷举法、动态规划法^[7]、分支定界法^[8]、蚁群算法^[9]、遗传算法^[10-11]、粒子群算法、模拟退火法^[12]等。但随着任务点的增加, 算法计算量通常会呈指数式增长。为了进一步降低任务规划问题的解算难度, 文献[13]将K-means聚类算法与市场拍卖法融合, 通过在拍卖过程中加入平衡参数, 在加快计算速度的同时实现无人机群之间的任务负载均衡; 文献[14]针对处于敌方雷达覆盖范围下的群目标侦察问题, 采用基于距离的聚类算法将任务点与雷达进行聚类, 将原有的复杂规划问题分解为各聚类中心间的路径规划问题以及聚类区域内的路径扫描规划问题, 提高了计算速率; 文献[15]设计了一种基于模糊C-均值聚类算法的多无人机任务分配算法, 利用模糊C-均值聚类算法进行任务点预分配, 将多任务分配问题转化为旅行商问题, 提高了算法的时效性; 文献[16]针对任务点数量过多的问题, 在遗传算法的基础上采用k-means聚类算法将MTSP问题转化为TSP问题, 并建立聚类簇与无人机的对应关系, 实现了任务分配下最少无人机需求数量的计算。

然而, 上述研究通常将任务规划和航路规划分开考虑, 在进行任务规划时, 航路代价通常由两点之间的欧式距离表示, 若航路中存在某些不可飞区域时, 为避开不可飞区域, 由航路规划得到的路径距离将大于任务规划的结果, 导致该任务分配方案并非最优解。此外, 现有聚类算法大多是基于某种属性将任务集合进行划分, 再对划

分之后的聚类区域内的所有任务点进行路径规划, 但对于多目标覆盖侦察航路规划而言, 由于无人机自身具备一定的探测范围, 因此无人机无需飞往所有任务点, 仅需规划出侦察传感器能够探测到所有点的航路即可。针对以上问题, 本文在多目标覆盖侦察问题的背景下, 采用Dubins曲线路径将路径规划与任务分配进行耦合, 探究其是否能够提高任务分配的最优性。此外, 提出一种基于探测距离的聚类方法, 由聚类点作为航路点, 并进行仿真对比, 探究其自身优良性, 以及对任务分配最优性和迭代速度的影响。

1 问题描述

本文考虑多无人机协同侦察多种类型目标的任务分配与侦察航路规划问题, 针对无人机群执行不同的侦察任务, 在合理的规划条件下得到编队整体资源消耗最少、任务完成时间最短、满足机动性能约束及安全需求的任务序列以及航线。

假设共有 n 架无人机组成侦察探测编队, 无人机集合记为 $U = \{U_1, U_2, \dots, U_n\}$, 无人机 U_i 的属性可以表示为 $\langle U_{id,i}, U_{pos,i}, v_i, R_{C,i}, R_{T,i} \rangle$, 分别代表无人机编号、无人机起飞位置、无人机飞行速度、无人机探测半径和无人机最小转弯半径。

设任务区中共有 m 个目标待探测, 待探测目标类型可分为点目标、线目标和面目标, 记为 $M = \{M_1, M_2, \dots, M_m\}$, 任务 M_i 的属性可表示为 $\langle T_{pos,j}, T_{type,j} \rangle$, 分别代表任务的位置和任务类型。若任务类型 $T_{type,j}$ 为点目标, 则 $T_{pos,j}$ 包含点的中心坐标; 若为线目标, 则包含 2 个端点的坐标; 若为面目标, 则包含几何面的各个顶点坐标。

1.1 目标类型定义

由目标在铅垂平面投影的几何尺寸与无人机对地扫描探测半径决定目标的类型^[17]:

若目标的几何尺寸小于传感器的探测直径, 则定义此类目标为点目标。无人机在执行任务时,

只需保证探测范围能够覆盖目标点即可。

若目标的几何长度(宽度)小于传感器的探测直径, 而几何宽度(长度)大于传感器的探测直径, 则称该类目标为线目标。无人机在执行任务时, 需要沿着目标长边进行扫描。

若目标的几何长度与宽度均大于传感器的探测直径, 则称该类目标为面目标。无人机在执行任务时, 需要进行多次往返扫描。

1.2 航程计算模型

将航程计算分为飞往目标阶段和目标区域侦察扫描阶段。

飞往目标阶段为从当前目标点到下一目标点的距离, 记该段长度为 L_{ij}^1 , 下一目标若为点目标, 则目标中心坐标即为下一目标点坐标; 若为线目标, 则与当前位置同侧端点坐标即为下一目标点坐标; 若为面目标, 则与当前位置距离最近顶点坐标即为下一目标点坐标。因此, L_{ij}^1 可以表示为

$$L_{ij}^1 = \text{dist}(P_i, P_j) \quad (1)$$

式中: $\text{dist}(P_i, P_j)$ 为无人机从位置 P_i 到位置 P_j 的欧式距离。

根据任务目标的不同, 目标区域侦察扫描阶段航程 L_{ij}^2 的计算方法也不同。对于点目标, 该段航程为0; 对于线目标, 该段航程为线目标的长度; 对于面目标, 无人机的扫描路径如图1所示, L_s 和 W_s 分别为待侦察目标的长和宽。

$$L_{ij}^2 = \begin{cases} 0, \text{点目标} \\ \max(L_s, W_s), \text{线目标} \\ \left(\left\lceil \frac{W_s - R_c}{2R_c} \right\rceil + 1 \right) \times L_s + 2 \times W_s, \text{面目标} \end{cases} \quad (2)$$

因此, 无人机 i 的航程为

$$L_i = \sum L_{ij}^1 + \sum L_{ij}^2 \quad (3)$$

若在任务区中存在威胁区, 则需要对上述航程的计算方法进行修改。威胁区通常指敌方雷达、导弹等威胁, 其威胁范围在空间中通常采用半球体表示, 而本文的航路规划是定高进行的, 因此, 在该高度上, 采用半径为 R_d 的圆来表示威胁区, 如图2所示, 在进行航路规划时, 规定航线必须

绕开威胁区。如果威胁区与任务目标存在相互重叠的情况, 则规划出来的航线很大概率不可飞, 因此, 为了简化模型, 假设威胁区与任务目标不存在重叠。

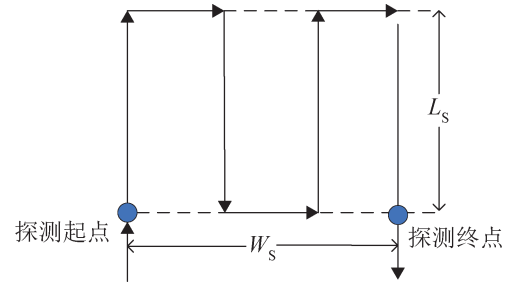


图1 面扫描示意图

Fig. 1 Schematic diagram of polygon scan

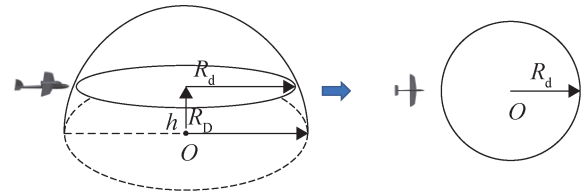


图2 威胁区域示意图

Fig. 2 Schematic diagram of threat area

1.3 约束定义

C_1 : 无人机最大航程约束。每架无人机的飞行航程不得超过其最大航程, 可以表示为

$$L_i \leq L_{\max}, i = 1, 2, \dots, n \quad (4)$$

式中: L_i 为第 i 架无人机的航程; L_{\max} 为无人机的最大航程; n 为无人机数量。

C_2 : 无人机最小转弯角约束。考虑到无人机惯性及机体性能的影响, 无人机转弯半径不可能无限小, 可以表示为

$$R_T \geq R_{T, \min} \quad (5)$$

$$R_{T, \min} = \frac{v_{\min}^2}{g \times \sqrt{n_{y, \max}^2 - 1}} \quad (6)$$

式中: $R_{T, \min}$ 为无人机最小转弯半径; v_{\min} 为无人机最小飞行速度; g 为重力加速度; $n_{y, \max}$ 为无人机最大法向过载^[18]。

C_3 : 任务分配约束。每一项任务只能被执行一次, 不能重复执行, 可以表示为

$$Y_i^j = \begin{cases} 1, & \text{无人机}i\text{执行任务}j \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (7)$$

$$\sum_{i=1}^n Y_i^j = 1 \quad (8)$$

C_4 : 探测范围约束。在实际作战中,无人机的探测范围不可能无限大,可以表示为

$$R_C \leq R_{C, \max} \quad (9)$$

式中: R_C 为无人机的探测范围; $R_{C, \max}$ 为无人机的最大探测范围。

C_5 : 任务执行时间约束。每一个目标的侦察时间都应大于最小侦察时间,可以表示为

$$t_j \geq t_{\min}, j = 1, 2, \dots, m \quad (10)$$

式中: t_j 为目标 j 的侦察时间; t_{\min} 为目标最小侦察时间。

2 协同优化模型及求解

为了使分配结果更加合理,本文从所有无人机消耗资源 f_1 最少、所有任务完成时间 f_2 最短两个方面出发建立求解模型。为简化模型,资源由无人机总航程体现,航程越短,则燃油消耗量越低,消耗资源就越少,所有任务完成时间由最后一架无人机完成任务的时间决定,最后一架无人机完成任务时间越短,总任务完成时间越短。但时间与航程并不能在同一尺度下进行评估,本文均假定无人机匀速飞行,因此,可以采用距离来代替时间,则 f_2 可以等效表示为

$$f_2 = \max \left(L_i + \sum_{j=1}^{m_i} t_j v_i \right) \quad (11)$$

根据以上分析,得到优化模型:

$$\begin{aligned} \text{find} \quad & v_{\text{ar}} = (s_1, s_2, \dots, s_n) \\ \text{min} \quad & f_1 = \sum_{i=1}^n L_i \\ \text{min} \quad & f_2 = \max \left(L_i + \sum_{j=1}^{m_i} t_j v_i \right) \end{aligned} \quad (12)$$

$$C_1 \cap C_2 \cap C_3 \cap C_4 \cap C_5$$

式中: v_{ar} 为需要求得的最优解; s 为无人机的任务序列; f_1 为完成任务的资源指标; f_2 为完成任务的

时间指标; $C_1 \sim C_5$ 为任务约束条件。 f_1 和 f_2 相互影响,某些情况下甚至相互冲突,因此,需要根据实际需求合理分配权重。

为了提升任务分配的合理性,并降低由任务点数量过多带来的计算复杂度问题,本文在现有单遗传算法(partheno genetic algorithms, PGA)的基础上进行改进,采用任务点之间的Dubins曲线距离代替原有的欧式距离,实现任务分配与航路优化的协同优化。此外,在进行迭代计算之前先对任务点进行基于探测距离的聚类操作,以减少规划过程中任务点的数量,提升迭代速度,其整体框架图如图3所示。

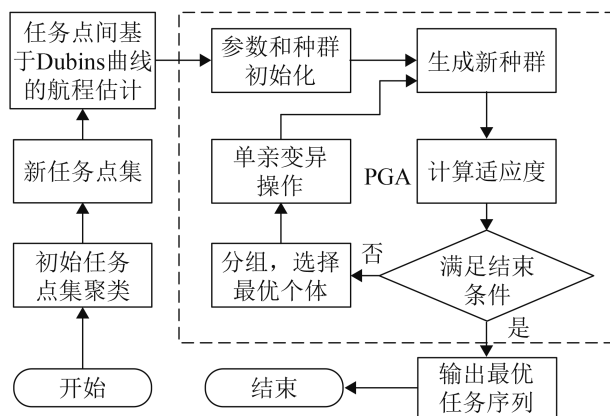


图3 多任务分配和路径规划协同优化框架

Fig. 3 Multitasking and path planning co-optimization framework

2.1 PGA 算法

与传统遗传算法相比,PGA算法采用单条染色体的多种变异操作替代传统的交叉变异操作,实验证明该算法在求解MTSP问题时提高了计算效率,并在一定程度上避免了早熟现象^[19]。

(1) 编码方式

采用序列编码的方法求解无人机任务序列的解,采用数字 $1, 2, \dots, m$ 表示任务区中的 m 个目标,可以保证每个目标仅被执行一次。采用断点序列表示无人机在编码序列中的任务终止点,该序列以升序排序,序列长度等于 $n-1$, n 为无人机数量。若 $m=10$, $n=3$, 则编码如图4所示。

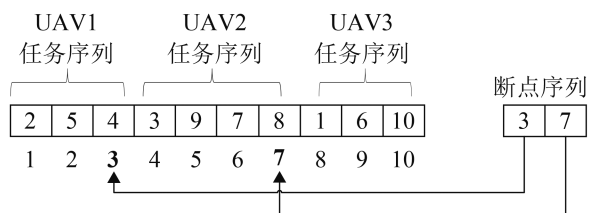


图 4 基因编码序列示意图
Fig. 4 Gene coding sequence

解码结果为 UAV1 依次完成任务 2、5、4，UAV2 依次执行任务 3、9、7、8，UAV3 依次执行任务 1、6、10。这里的编码操作仅考虑了任务序列，在算法求解中还需在每组无人机任务序列前后加上起点和终点位置。

(2) 适应度函数

适应度函数与式(12)中的目标函数相对应，可以表示为

$$V_{al} = \omega_1 f_1 + (1 - \omega_1) f_2 \tag{13}$$

式中： ω_1 和 $1 - \omega_1$ 分别为目标函数 f_1 和 f_2 的权重系数，其取值大小体现了各目标函数在适应度计算中的重要程度。

(3) 选择操作

随机将种群分为具有 10 个个体的多个小组，并在每一小组选择该组中的最优个体，将选出的最优个体放入一个临时种群中。

(4) 多变异操作

对临时种群中的每个个体都进行多变异操作，多变异操作包括交换、翻转、前向移动、后向移动。进行变异操作时，首先会在任务编码序列中随机选中两个目标点，两个目标点及其之间的序列作为变异区间。交换操作是指选中的两点在变异区间中的位置互换；翻转操作是指将变异区间内的任务顺序进行整体倒转排列；前(后)向移动是指将变异区间内的任务点序列整体向前(后)移动一格，处于区间段首(尾)的任务最后(优先)执行。

2.2 目标聚类

在实际探测工作中，每架无人机均具有一定的探测范围，其探测航路规划实际上属于覆盖式

航路规划问题。在探测点目标时，若某些点之间的距离小于探测距离，则无人机不用前往所有的点，仅需前往某一点即可覆盖所有目标，从而减小无人机的航程代价以及任务分配计算量，因此，本文采用无人机探测范围 R_c 作为聚类指标进行分析。

在针对覆盖式航路规划的聚类算法中，现有方法通常仅将任务点作为聚类点，并将聚类点作为全新的航路点进行航路规划，其执行步骤如下。

step 1: 在总任务点集中依照排列顺序选定一个任务点 i ，并计算总任务点集中其余点与该点的距离；

step 2: 遍历任务点集中的剩余点，并将其中与任务点 i 距离小于探测范围 R_c 的点加入到任务点 i 的点集中，生成一个聚类，并在任务点集中删除已经形成聚类的点；

step 3: 判断任务点集中是否存在点，若存在，则重复以上 2 个步骤，否则，结束。

可以明显看出，若两点之间的距离大于 R_c 且小于 $2R_c$ 时，传统距离聚类法无法完成两点的聚类，实际上，若以两点连线的中点作为聚类点，则可以完成上述两点的聚类。基于此，本文提出一种改进的聚类方法，其聚类点不局限于任务点，只需满足以该点为圆心，探测范围 R_c 为半径的圆能够覆盖相关联的任务点即可，其执行步骤如下。

step 1: 在总任务点集中依照排列顺序选定一个任务点 i ，寻找与该任务点距离小于 $2R_c$ 的点，设满足该条件的点共有 x 个，则得到一个 i 的初始点集 I ，该点集共有 x 个元素；

step 2: 求点集 I 中的任意一点 j 与其余各点的距离，并创建点 j 对应的点集 J ，将距离小于 $2R_c$ 的点放入点集 J 中，对 i 的初始点集 I 中的每个点均进行一次这样的操作，一共可得到 x 个点集；

step 3: 设定一个 i 的最终点集 Y ，并将 i 点放入最终点集中；

step 4: 依据贪心算法的思想，寻找 x 个点集

中出现次数最多的点，并与集合 Y 中的所有点的距离作比较，若均小于 $2R_c$ ，则放入点集 Y 中，并在 x 个点集中删除该点；

step 5: 重复 step 4，直至在 i 的初始点集中选择的点与集合 Y 中的某一点距离大于 $2R_c$ ，此时便得到一个任务点 i 的聚类，且至少存在一个半径为 R_c 的圆，使得集合 Y 中的所有点均在圆内，该圆圆心即为新的航路点；

step 6: 判断总任务点集中是否存在点，若存在，则重复以上步骤，否则，结束。

2.3 航路优化协同求解

采用 PGA 算法得到的任务分配结果已包含了无人机的航路信息，该航路按照无人机执行任务的序列，将各任务点依次进行直线连接，如图 5 所示。

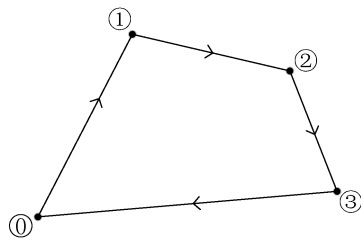


图5 基于任务序列的航路示意图

Fig. 5 Route diagram based on task sequence

无人机的任务序列为 $④ \rightarrow ① \rightarrow ② \rightarrow ③ \rightarrow ④$ 。从图中可以看到，每两段航路之间的连接并不光滑，且并未考虑威胁区域的影响，目前较为常见的处理方法为得到任务序列后再对航路进行优化处理，但这会导致由任务分配阶段得到的航路代价与实际航路代价不一致。为解决这一问题，本文在算法初始化的过程中将任务点间的欧式距离矩阵替换为基于 Dubins 曲线的路程矩阵，式(1)修改为

$$L_{ij}^1 = \text{Dubins}(P_i, P_j) \quad (14)$$

式中： $\text{Dubins}(P_i, P_j)$ 为无人机从位置 P_i 到位置 P_j 的 Dubins 曲线路径长度。这一方法避免了航路优化后的实际路程与任务分配中的路程代价之间的

偏差，能够实现任务分配与航路优化的协同优化。

采用 Dubins 曲线进行航路优化处理，如图 6 所示。图中的虚线段 $P_0 \rightarrow P_1 \rightarrow P_2 \rightarrow P_3 \rightarrow P_0$ 构成无人机的初始航路，设无人机在点 $P_1(X_1, Y_1)$ 处的速度方向为 $\mathbf{P}_0\mathbf{P}_1$ ，速度大小为 v ，则以点 P_1 为切点作半径为 R_v 的顺时针圆 O_1 和逆时针圆 O'_1 ， R_v 即是无人机以速度 v 飞行时的最小转弯半径。选择与点 P_2 最近的圆 O_1 ， O_1 的圆心计算式为

$$\begin{cases} x_1 = x_1 - R_v \sin \psi_1 \\ y_1 = y_1 + R_v \cos \psi_1 \end{cases} \quad (15)$$

式中： ψ_1 为无人机在点 P_1 处的航向角。

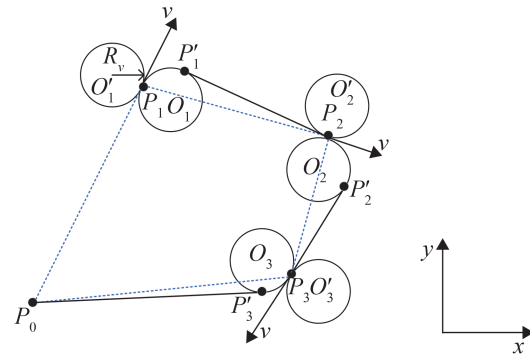


图6 航线平滑处理示意图

Fig. 6 Schematic diagram of route smoothing

作 O_1 的切线 P'_1P_2 ，采用曲线段 $P_1P'_1P_2$ 代替原有航路段 P_1P_2 则完成了 $\angle P_0P_1P_2$ 的平滑处理，点 P_2 和 P_3 处的平滑处理与此同理，每点处的速度方向为前一节点与当前节点的连线方向。因此，最终的航线应为 $P_0 \rightarrow P_1 \rightarrow P'_1 \rightarrow P_2 \rightarrow P'_2 \rightarrow P_3 \rightarrow P'_3 \rightarrow P_0$ 。

若在点 P_i 和 P_j 之间存在威胁区 O_s ，如图 7 所示，其有效威胁半径为 R_d ，也可根据 Dubins 曲线进行威胁规避。首先，作点 P_i 与圆 O_s 的切线 $P_iP_{i,1}$ ，然后，选取与切线 $P_iP_{i,1}$ 同侧圆 O'_1 作 O'_1 和 O_s 的切线 $P_{i,2}P_{i,3}$ ，切线的选择需要满足所构造的航线方向与点 P_j 处的速度 v 的方向相同，如曲线段 $P_{i,2}P_{i,3}P_j$ 。因此，图中原有航路段 $P_i \rightarrow P_j$ 替换为 $P_i \rightarrow P_{i,1} \rightarrow P_{i,2} \rightarrow P_{i,3} \rightarrow P_j$ 。

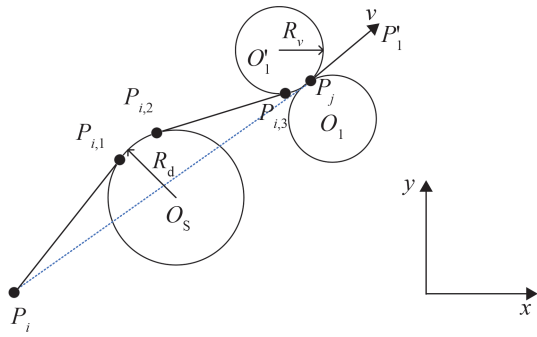


图 7 存在威胁区的 Dubins 路径示意图
Fig. 7 Schematic diagram of Dubins path where there is a threat zone

但在实际飞行中, 由于威胁半径通常远大于飞机最小转弯半径, 因此, 可以忽略飞机最小转弯半径对航程的影响, 仅考虑威胁区对航程的影响。

3 仿真验证及分析

3.1 聚类对比分析

使用 Matlab 进行仿真验证, 对传统聚类法和本文提出的改进聚类法进行仿真对比分析, 结果如图 8~11 所示。图 8 为采用传统聚类法获得的航路点, 其中, 圆代表无人机的探测半径, 航路点均是已有任务点的一部分。图 9 为采用改进聚类法获得的航路点, 其中, 部分航路点为新生成的点, 即无人机只需到达该点即可对相关任务点进行探测。图 10 为随机生成 50 个点 150 次, 并采用传统聚类法和改进聚类法进行仿真对比, 此次对比是为了探究 2 种方法的稳定性, 可以看到, 改进聚类法稳定优于传统聚类法。图 11 为任务点个数从 5~500 时 2 种方法的结果对比, 可以发现, 改进之后的聚类方法结果均优于改进之前, 且随着点的个数增加, 两者之间的差值越来越大。因此, 可以得出结论, 在根据距离对任务点进行聚类时, 本文提出的改进聚类法明显优于传统的聚类法。

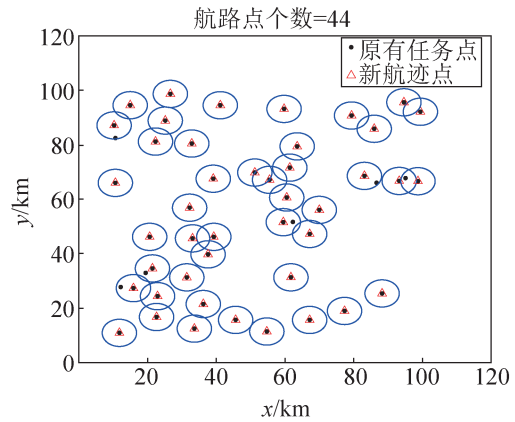


图 8 50 个任务点时传统聚类法结果
Fig. 8 Results of traditional clustering at 50 task points

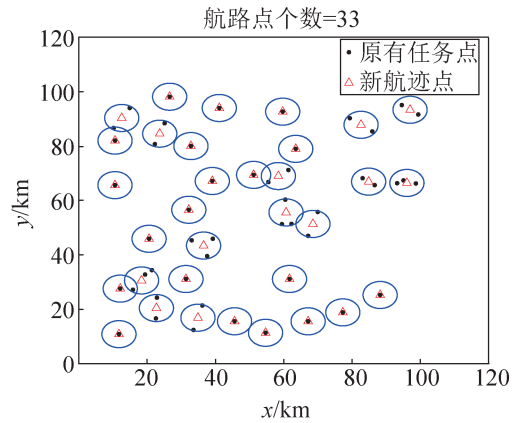


图 9 50 个任务点时改进聚类法结果
Fig. 9 Results of improved clustering at 50 task points

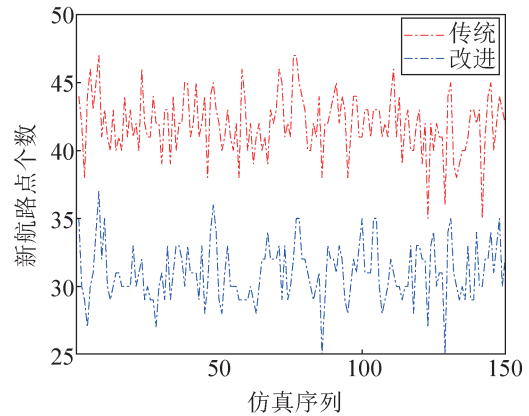


图 10 同一任务数量下结果多次对比
Fig. 10 Multiple comparisons of results for same number of tasks

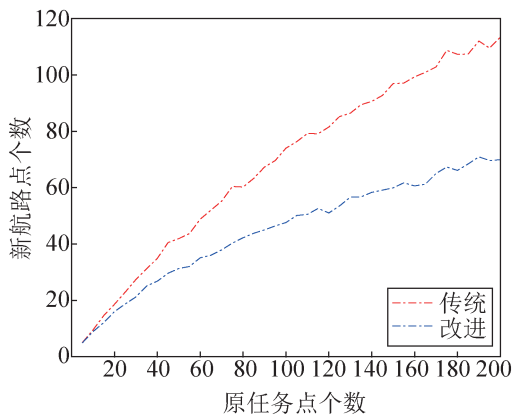


图11 不同任务数量下结果对比

Fig. 11 Comparison of results under different number of tasks

3.2 多机协同任务分配

设仿真地图为 $100\text{ km} \times 100\text{ km}$ 的任务区域，地图中包含2个敌方威胁，无人机数量为3架，点目标24个，线目标1个，面目标1个，规定每个点目标的完成时间不少于 5 s ，线目标和面目标的完成时间即为相应扫描航路的飞行时间，具体信息如表1~2所示。

表1 无人机信息

Table 1 UAV information

UAV 编号	坐标/ km	速度/ (m/s)	探测半径/ km	最小转弯 半径/km
1	(30, 0)	100	5	0.5
2	(40, 0)	100	5	0.5
3	(50, 0)	100	5	0.5

表2 威胁信息

Table 2 Threat information

威胁编号	坐标	R_d
1	(30, 65)	10
2	(65, 45)	10

由于任务目标过多，因此其坐标信息不在此处给出，构建任务区域示意图如图12所示。由于无人机最小转弯半径较小，因此，实际航路的额外代价不考虑由转弯半径引起的偏差，仅考虑由

威胁区域引起的偏差，目标函数权重 ω_1 取值0.2。

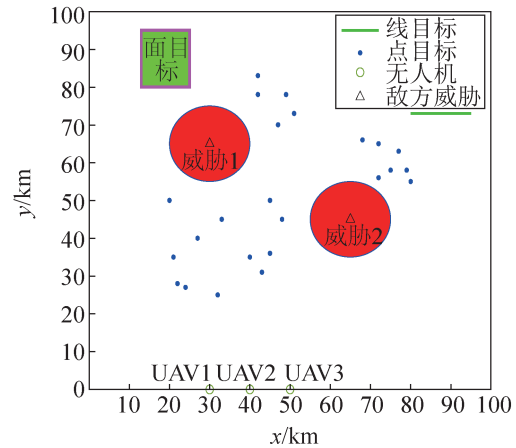


图12 任务区域示意图

Fig. 12 Schematic diagram of mission area

在仿真环境一致的前提下进行仿真验证。图13为任务分配和航路规划分开计算时的任务序列分配结果，图14为其最终路径结果，而其后的3种方法均是将任务分配与航路优化进行协同优化，因此，其任务序列航程和实际航程不存在偏差，如图15~17所示。可以看到虽然图13的代价值小于图15的代价值，但图14的实际代价值却大于图15的代价值，因此，若是将任务分配与航路优化分开考虑，则可能导致选择一个较差的结果。图18为上述4种算法此次仿真的迭代过程对比图。

为了验证算法的有效性，表3为各算法分别运行100次的平均收敛速度和结果对比，本文提出的基于Dubins曲线的任务与航路的协同优化相较于分开优化具有更低的代价值，且采用本文提出的改进聚类法对任务点进行预处理再进行协同优化得到的分配结果具有最低的全局代价，相较于任务分配与路径优化分开优化，任务代价值降低了约15.7%，同时，该算法还具有最快的收敛速度和最低的计算时间。

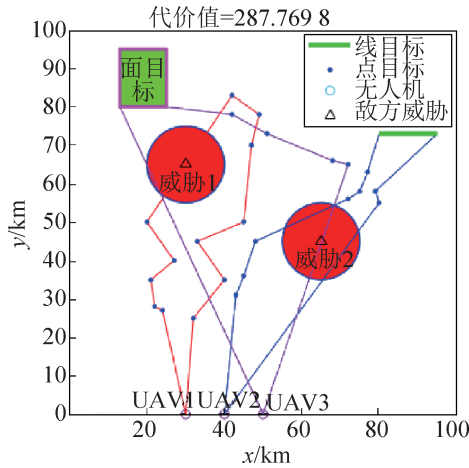


图 13 未考虑协同航路优化的任务序列路径
Fig. 13 Task sequence paths that do not consider collaborative route optimization

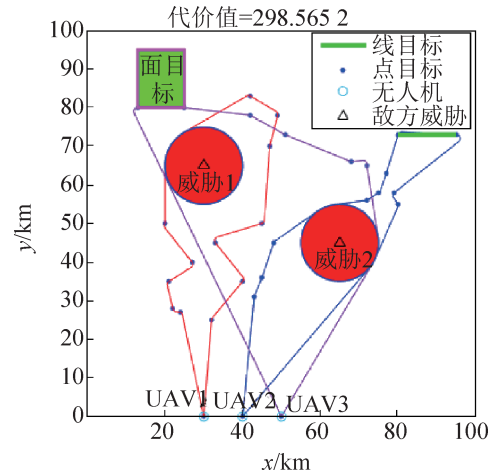


图 14 未考虑协同航路优化的最终路径
Fig. 14 The final paths that do not consider collaborative route optimization

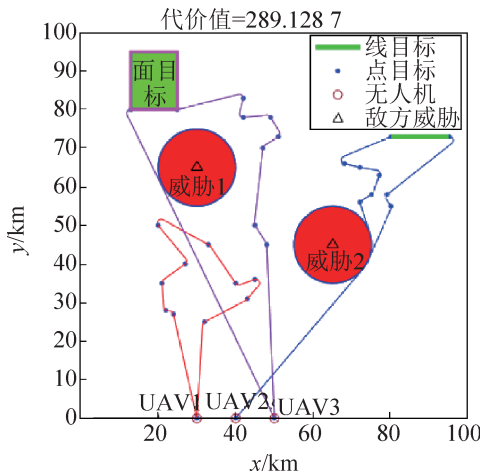


图 15 考虑协同航路优化的结果
Fig. 15 Results of collaborative route optimization

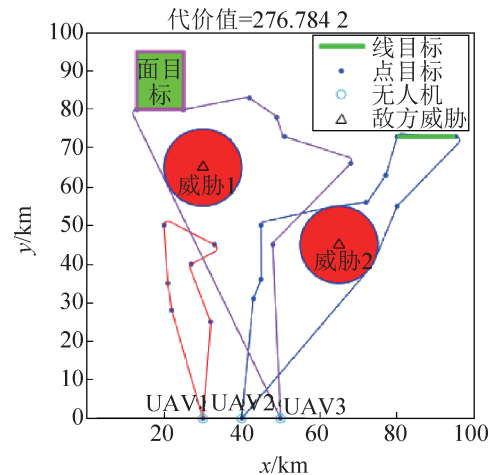


图 16 采用传统聚类预处理的协同航路优化结果
Fig. 16 Collaborative route optimization results with traditional cluster preprocessing

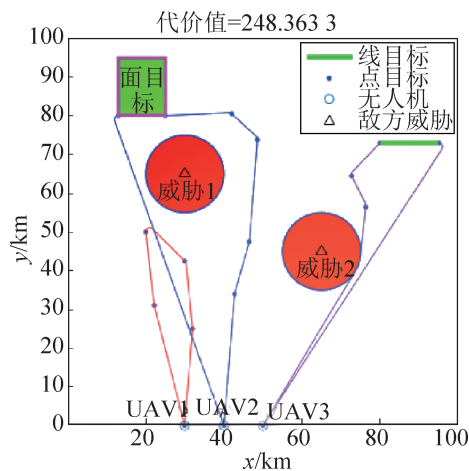


图 17 采用改进聚类预处理的协同航路优化结果
Fig. 17 Collaborative route optimization results with improved cluster preprocessing

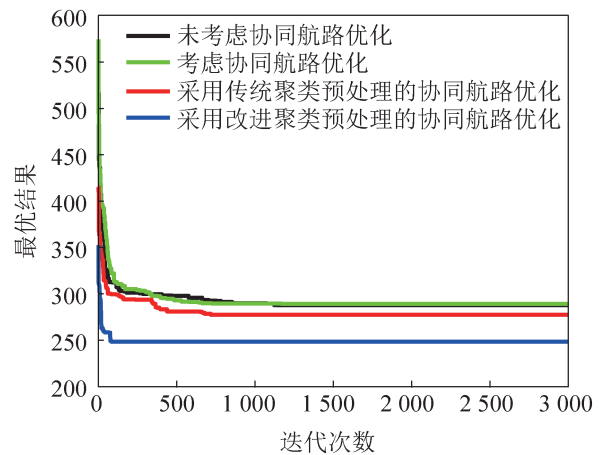


图 18 迭代过程对比
Fig. 18 Iterative process comparison

表3 各算法收敛速度及结果对比
Table 3 Comparison of convergence speed and results of each algorithm

规划算法	平均收敛步数	平均实际代价值	规划结果与实际结果的偏差/%	与原有算法相比任务代价值降低/%
未考虑协同优化	1 858	298.1	3.7	0
考虑协同优化	1 876	288.7	0	3.2
基于传统聚类法预处理的协同优化	1 240	275.7	0	7.5
基于改进聚类法预处理的协同优化	404	251.2	0	15.7

4 结论

面向威胁区域复杂及侦察任务点繁多的任务场景需求，针对多机任务分配与路径规划相互之间耦合不紧密的问题，本文将PGA算法与Dubins曲线相结合，实现任务分配与路径优化的协同优化，并提出了一种基于聚类预处理的航路点生成算法。仿真结果表明，针对多无人机多目标协同侦察任务分配问题，本文的方法具有更低的全局代价和更快的收敛速度。

后续研究将在PGA算法的基础上进一步考虑动态环境中的在线规划问题以及任务类型多样性的问题，使算法具有更广的应用场景。

参考文献:

- [1] 李文, 陈建. 有人机/无人机混合编队协同作战研究综述与展望[J]. 航天控制, 2017, 35(3): 90-96.
Li Wen, Chen Jian. Review and Prospect of Cooperative Combat of Manned/Unmanned Aerial Vehicle Hybrid Formation[J]. Aerospace Control, 2017, 35(3): 90-96.
- [2] Ricardo Gama, Hugo L Fernandes. A Reinforcement Learning Approach to the Orienteering Problem with Time Windows[J]. Computers & Operations Research, 2021, 133: 105357.
- [3] Luo Zhihao, Mark Poon, Zhang Zhenzhen, et al. The Multi-visit Traveling Salesman Problem with Multi-drones[J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2021, 128: 103172.
- [4] Temesgen Seyoum Alemayehu, Jai Hoon Kim. Efficient Nearest Neighbor Heuristic TSP Algorithms for Reducing Data Acquisition Latency of UAV Relay WSN [J]. Wireless Personal Communications, 2017, 95(3): 3271-3285.
- [5] 金仙力, 李金刚. 基于遗传算法的多目标路径优化算法的研究[J]. 计算机技术与发展, 2018, 28(2): 54-58.
Jin Xianli, Li Jingang. Research on Multi-target Path Optimization Algorithm Based on Genetic Algorithm[J]. Computer Technology and Development, 2018, 28(2): 54-58.
- [6] 梁国伟, 王社伟, 赵雪森. 多无人机协同任务分配方法[J]. 火力与指挥控制, 2014, 39(11): 13-17.
Liang Guowei, Wang Shewei, Zhao Xuesen. Method Research on Cooperative Task Allocation for Multiple UCAVs[J]. Fire Control & Command Control, 2014, 39(11): 13-17.
- [7] 郝会成, 姜维, 李一军, 等. 基于Multi-Agent敏捷卫星动态任务规划问题[J]. 国防科技大学学报, 2013, 35(1): 53-59.
Hao Huicheng, Jiang Wei, Li Yijun, et al. Research on Agile Satellite Dynamic Mission Planning Based on Multi-agent[J]. Journal of National University of Defense Technology, 2013, 35(1): 53-59.
- [8] Rasmussen S J, Tal Shima. Tree Search Algorithm for Assigning Cooperating UAVs to Multiple Tasks[J]. International Journal of Robust and Nonlinear Control, 2008, 18(2): 135-153.
- [9] Chen Lizhi, Liu Weili, Zhong Jinghui. An Efficient Multi-objective Ant Colony Optimization for Task Allocation of Heterogeneous Unmanned Aerial Vehicles[J]. Journal of Computational Science, 2022, 58: 101545.
- [10] 刘超. 基于改进遗传算法的多无人机航路规划方法[J]. 火力与指挥控制, 2019, 44(1): 18-22.
Liu Chao. Method of Path Planning for Multi-UAV Based on Improved Genetic Algorithm[J]. Fire Control & Command Control, 2019, 44(1): 18-22.
- [11] Liu Haoting, Ge Jianyue, Wang Yuan, et al. Multi-UAV Optimal Mission Assignment and Path Planning for Disaster Rescue Using Adaptive Genetic Algorithm and Improved Artificial Bee Colony Method[J]. Actuators, 2021, 11(1): 4.
- [12] 王然然, 魏文领, 杨铭超, 等. 考虑协同航路规划的多无人机任务分配[J]. 航空学报, 2020, 41(增2): 21-32.
Wang Ranran, Wei Wenling, Yang Mingchao, et al. Task Allocation of Multiple UAVs Considering Cooperative Route Planning[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2020, 41(S2): 21-32.

- [13] 潘登, 高东, 郑建华. 均衡聚类市场拍卖机制的异构无人机集群任务规划方法[J]. 国防科技大学学报, 2022, 44(6): 151-162.
Pan Deng, Gao Dong, Zheng Jianhua. Task Planning of Heterogeneous UAV Swarm Based on Balanced Clustering Market Auction Mechanism[J]. Journal of National University of Defense Technology, 2022, 44(6): 151-162.
- [14] 朱创创, 梁晓龙, 何吕龙, 等. 群目标侦察航迹规划方法[J]. 火力与指挥控制, 2018, 43(1): 47-51.
Zhu Chuangchuang, Liang Xiaolong, He Lulong, et al. Group Target Reconnaissance Flight Planning Method[J]. Fire Control & Command Control, 2018, 43(1): 47-51.
- [15] 龙国庆, 祝小平, 董世友. 基于聚类算法的多无人机系统任务分配[J]. 火力与指挥控制, 2011, 36(12): 54-59.
Long Guoqing, Zhu Xiaoping, Dong Shiyu. A Study on the Task Allocation Problem for Multi-UAV System Based on Clustering Algorithm[J]. Fire Control & Command Control, 2011, 36(12): 54-59.
- [16] Ma Yunhong, Zhang Heng, Zhang Yaozhong, et al. Coordinated Optimization Algorithm Combining GA with Cluster for Multi-UAVs to Multi-tasks Task Assignment and Path Planning[C]//2019 IEEE 15th International Conference on Control and Automation (ICCA). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2019: 1026-1031.
- [17] 张富震, 朱耀琴. 复杂环境中多无人机协同侦察的任务分配方法[J]. 系统仿真学报, 2022, 34(10): 2293-2302.
Zhang Fuzhen, Zhu Yaoqin. Task Allocation Method for Multi-UAV Cooperative Reconnaissance in Complex Environment[J]. Journal of System Simulation, 2022, 34(10): 2293-2302.
- [18] 李文广, 胡永江, 孙世宇, 等. 基于最小转弯半径的无人机转弯航迹规划算法[J]. 计算机工程与设计, 2019, 40(10): 2849-2854.
Li Wenguang, Hu Yongjiang, Sun Shiyu, et al. UAV Turning Path Planning Algorithm Based on Minimum Turning Radius[J]. Computer Engineering and Design, 2019, 40(10): 2849-2854.
- [19] Zhou Honglu, Song Mingli, Witold Pedrycz. A Comparative Study of Improved GA and PSO in Solving Multiple Traveling Salesmen Problem[J]. Applied Soft Computing, 2018, 64: 564-580.