

类号_____

密级_____

UDC 注1_____



南京理工大学
NANJING UNIVERSITY OF SCIENCE & TECHNOLOGY

硕士专业学位论文

空地多无人平台协同路径规划

技术研究

(题名和副题名)

饶玉婷

(作者姓名)

指导教师姓名 赵高鹏 副研究员

学位类别 工学硕士

学科名称 控制工程

研究方向 空地无人平台协同路径规划

论文提交时间 2021 年 12 月

注 1：注明《国际十进分类法 UDC》的类号。

摘 要

面向复杂场景的任务需求,由无人车和微小型旋翼无人机组成的一车多机空地无人系统能有效发挥二者各自优势,从而在协同侦察、协同防御警戒、协同指挥控制等领域有诸多应用。集群路径规划技术是一车多机空地无人系统高效完成协同任务的关键,因此本文对空地多无人平台的协同路径规划问题进行研究,旨在规划出满足以下三种任务场景的多无人平台行驶路径:(1)大范围区域覆盖侦察任务;(2)目标点紧急程度不同的侦察任务;(3)包含侦察与打击两种任务类型的协同任务。

论文主要研究内容包括:

(1) 针对旋翼无人机的续航约束导致侦察覆盖面积小、滞空时间短等问题,提出一种基于子区域划分的协同路径规划方法。将无人车作为旋翼无人机的移动充电站,根据光学传感器参数等确定侦察最小单元,并基于侦察最小单元对侦察区域进行划分,然后利用改进蚁群算法对旋翼无人机集群与无人车的路径进行协同规划。最后进行了改进前后蚁群算法对比实验、有无协同对比实验、待侦察区域不同尺寸对比实验及地面有障碍物的验证实验,实验结果表明本章方法能有效避开地面障碍物,实现大范围、长时间的侦察任务。

(2) 针对待侦察任务点紧急程度不同的情况,提出一种基于任务点优先级的协同路径规划方法。为解决旋翼无人机的续航问题,利用无人车对其充电,并对任务点进行聚类,将任务点优先级作为优化指标规划旋翼无人机路径,然后规划无人车路径。最后进行了不同算法、不同任务点数量和不同任务区域尺寸下的对比实验,实验结果表明所提方法能在不同条件下根据任务优先级规划侦察次序,实现空地无人系统的协同路径规划。

(3) 针对侦察与打击两类任务,提出了一种基于多任务类型的协同路径规划方法。根据无人车带载能力强及旋翼无人机视野广阔的优势进行任务分配后,在满足旋翼无人机续航条件下对任务点聚类,随后进行协同路径规划,根据无人车携带武器的射程范围设置打击半径,并对无人车的路径进行局部调整。最后进行了不同打击半径对比实验、不同任务点数量及不同任务区域尺寸的对比实验,验证了本章方法能根据打击半径,任务点数量和任务区域尺寸的改变规划合理路径。

关键词: 空地多无人平台, 路径规划, 蚁群算法, 聚类算法

Abstract

For the task requirements of complex scenarios, the one vehicle multi aircraft air to ground unmanned system composed of unmanned ground vehicles (UGVs) and micro rotor unmanned aerial vehicles (UAVs) can effectively give full play to their respective advantages, so it has many applications in the fields of cooperative reconnaissance, cooperative defense and warning, cooperative command and control and so on. Cluster path planning technology is the key to the efficient completion of cooperative tasks by one vehicle multi aircraft air to ground unmanned system. Therefore, this paper studies the cooperative path planning of air to ground multi unmanned platforms, in order to plan the driving path of multi unmanned platforms that meet the following three mission scenarios: (1) large area coverage reconnaissance mission; (2) reconnaissance missions with different urgency of target points; (3) reconnaissance and strike are two types of cooperative missions.

The main research contents of this paper include:

(1) Aiming at the problems of small reconnaissance coverage and short hang time caused by endurance constraints of UAVs, a cooperative path planning method based on sub region division is proposed. taking the UGV as the mobile charging station of the rotor UAVs, the reconnaissance minimum unit is determined according to the optical sensor parameters, and the reconnaissance area is divided based on the reconnaissance minimum unit, and then the path of the UAVs cluster and the UGV is planned by using the improved ant colony algorithm. Finally, the ant colony algorithm comparison experiment before and after the improvement, the cooperative comparison experiment of is there an UGV, the comparison experiment of different sizes of the area to be detected and the verification experiment with obstacles on the ground are carried out. The results show that this method can effectively avoid ground obstacles and realize large-scale and long-time reconnaissance tasks.

(2) Aiming at the different urgency of reconnaissance mission points, a cooperative path planning method based on mission point priority is proposed. In order to solve the endurance problem of UAVs, UGV is used to charge it, clustering the task points, taking the priority of task points as the optimization index to plan the path of UAVs, and then plan the path of UGV. Finally, comparative experiments under different algorithms, different number of task points and different size of task area are carried out. the experimental results show that the proposed method can plan the reconnaissance order according to the task priority under different conditions and realize the cooperative path planning of air to ground unmanned system.

(3) Aiming at reconnaissance and strike missions, a cooperative path planning method

based on multi mission type is proposed. Firstly, task allocation is carried out according to the advantages of strong carrying capacity of UGVs and wide field of vision of rotor UAVs, the mission points are clustered under the condition of satisfying the endurance of the rotor UAV, and then the cooperative path planning is carried out, finally, the attack radius is set according to the range of weapons carried by the UGV, and the path of the UGV is locally adjusted. Finally, the comparison experiments of different attack radius, different number of task points and different size of task area are carried out to verify that the algorithm can plan a reasonable path according to the change of attack radius, number of task points and size of task area.

Key word: Air ground multi unmanned platform, path planning, ant colony algorithm, clustering algorithm

目 录

1 绪论.....	1
1.1 研究背景及意义.....	1
1.2 国内外研究现状.....	2
1.2.1 空地无人平台协同技术.....	2
1.2.2 路径规划技术.....	3
1.3 论文研究内容.....	4
1.4 论文组织结构.....	5
2 面向区域覆盖侦察的空地协同路径规划技术研究	7
2.1 引言.....	7
2.2 问题描述.....	7
2.3 约束条件分析.....	8
2.4 基于子区域划分的协同路径规划方法	9
2.4.1 总体框架.....	9
2.4.2 待侦察点集的确定.....	12
2.4.3 子区域划分.....	13
2.4.4 分区可行性验证.....	14
2.4.5 最优分区的确定.....	14
2.4.6 蚁群算法求解路径规划问题.....	15
2.4.7 有障碍物时局部路径调整.....	20
2.5 仿真实验结果与分析.....	20
2.5.1 实验初始条件及参数设置.....	20
2.5.2 改进蚁群算法验证实验.....	22
2.5.3 有无协同对比实验.....	23
2.5.4 不同侦察区域尺寸对比实验.....	26
2.5.5 地面有障碍物的验证实验.....	27
2.6 小结.....	28
3 面向优先侦察的空地协同路径规划技术研究	29
3.1 引言.....	29
3.2 问题描述.....	29
3.3 约束条件分析.....	30
3.4 考虑任务优先级的协同路径规划方法	31
3.4.1 总体框架.....	31
3.4.2 改进 K 均值聚类算法.....	32
3.4.3 基于蚁群算法的集群协同路径规划.....	35

3.5 仿真实验结果与分析.....	36
3.5.1 实验初始条件及参数设置.....	37
3.5.2 不同算法对比实验.....	38
3.5.3 不同任务点数量对比实验.....	41
3.5.4 不同任务区域尺寸对比实验.....	44
3.6 小结.....	46
4 面向协同察打的空地多无人平台路径规划技术研究	48
4.1 引言.....	48
4.2 问题描述.....	48
4.3 约束条件分析.....	49
4.4 基于多任务类型的协同路径规划方法	50
4.4.1 总体框架.....	50
4.4.2 两阶段蚁群算法规划旋翼无人机集群路径	51
4.4.3 基于打击半径调整无人车路径.....	53
4.5 仿真实验结果与分析.....	54
4.5.1 实验初始条件及参数设置.....	54
4.5.2 不考虑打击半径的仿真实验.....	56
4.5.3 考虑打击半径的仿真实验.....	58
4.5.4 不同任务点数量对比实验.....	59
4.5.5 不同任务区域尺寸对比实验.....	62
4.6 小结.....	64
5 总结与展望.....	65
5.1 全文总结.....	65
5.2 研究展望.....	65
参考文献.....	67

1 绪论

1.1 研究背景及意义

智能化技术的发展有效推动了无人装备技术的不断提高与更新,扩大了无人装备的应用范围。近年来,无人装备因其能在人类难以进入的危险地区实施监视、导航、传感和应急救援等行动,有效减少人员伤亡,从而正在逐步替代有人装备成为未来战场主角。然而在复杂的战场环境中,单一种类的无人装备因工作方式、工作空间、搭载传感器等因素限制,无法完成多样复杂的任务^[1]。例如旋翼无人机可以搜索范围广泛的目标,但旋翼无人机的高度和速度限制了它对目标的精确定位,相比之下,无人车可以准确定位地面上的目标,然而,无人车移动缓慢,很容易被障碍物遮挡。其次,旋翼无人机单次续航时间通常有限,但无人车具有载荷能力强、续航时间长的特点,将旋翼无人机与无人车结合构成异构协作系统,让无人车作为旋翼无人机的着陆平台及能量补给站,可以取长补短、优势互补^[2]。因此,根据实际需求开展空地无人平台协同应用研究,是未来研究的重点方向^[3]。

目前空地无人平台已在协同侦察感知、协同指挥控制、协同保障支援以及协同防御警戒等领域有相关应用^[4-7],如图 1.1 所示。

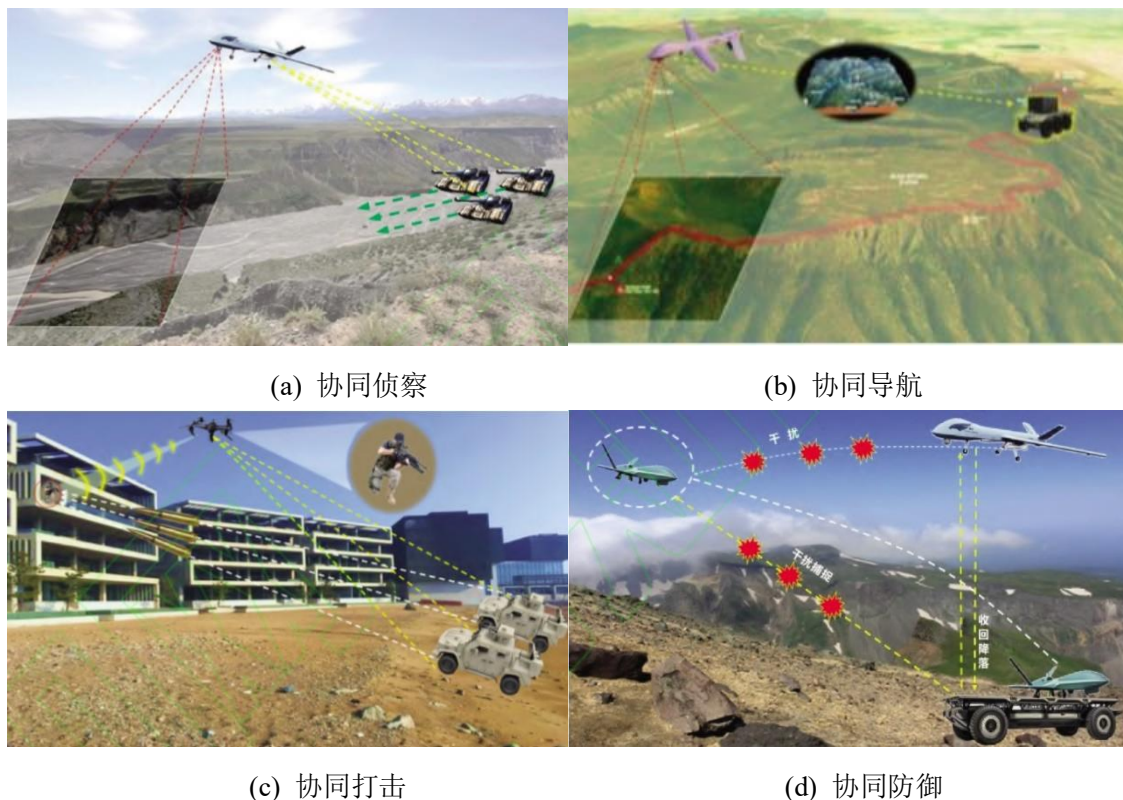


图 1.1 空地多无人平台协同应用案例

在执行任务时,旋翼无人机可利用其视野范围广阔的优势有效扩展探测区域,实现目标跟踪,并且当遇到遮挡或复杂电磁环境导致的无人车 GPS 信号失效问题时,旋翼无人机可充当信号接收的中介,将有关指令传达至无人车,而无人车可携带大量燃料等物资,为旋翼无人机延长空中作业时间提供有效保障,并在旋翼无人机被敌电磁干扰时提供支援,在战场环境中,无人车易受敌方武器威胁,此时旋翼无人机可对其进行预警,指引无人车有效躲避威胁,保护自身安全。

在上述提到的空地多无人平台协同应用中,都需要寻找出一条满足无人平台各种约束的路径,因此路径规划已成为空地无人平台协同系统的重点研究领域之一。由此,本文聚焦空地无人多平台协同路径规划问题,根据实际需求考虑如下任务场景:(1)完成大范围区域覆盖侦察任务;(2)完成目标点紧急程度不同的侦察任务;(3)完成侦察与打击两种任务点类型的协同任务;并着力求解出满足对应任务场景的空地无人平台路径。

1.2 国内外研究现状

1.2.1 空地无人平台协同技术

空地无人平台协同系统相较于单一类型无人平台,在各方面均有了较大改善,例如在地面遮挡环境下,旋翼无人机利用其态势感知能力强的优势,有效弥补了无人车受限的视野,而无人车因其载荷能力强,可以携带旋翼无人机及其所需的能量,有效解决了旋翼无人机滞空时间短的问题,因此越来越多的学者开始研究空地无人平台协同技术的应用。

文献[8]中描述了一种基于信息的无人机/无人车协作跟踪方法。当目标是静态的,并且环境相对没有遮挡时,方法是有效的,但它不适合在复杂的城市环境中跟踪规避目标。文献[9]提出了一种控制方案,引导一队无人车进入编队以有效地将目标“围住”到特定区域,而一队无人机飞越编队以检测目标。以上研究均没有考虑障碍物遮挡的情况,由此,文献[10]将场景设置在城市环境中,利用无人机与无人车跟踪城市环境中的移动目标,使用动态占用网格对目标状态进行建模,并使用二阶马尔可夫模型来表示目标运动,使用贝叶斯滤波器更新占用网格表示的目标状态,解决了障碍物引起的遮挡以及测量的不确定性等问题,从而实现观察目标的时间百分比最大化。文献[11]在典型灾难救援应用背景下研究了无人机/无人车协同系统中的环境地图构建和路径规划问题,利用无人机从空中视野中获得地面图像,进行图像预处理及障碍物识别后构建出地面地图,然后规划出有效可行的灾难救援路径。文献[12]研究了在有路网约束下的无人车与无人机协同侦察问题,使用无人车作为充电站来增加无人机在空间和时间上的操作范围,解决了无人机的续航受限问题并保证了目标点的可达性。

目前国内也开展了相关方面的研究,文献[13]利用飞行机器人拥有广阔视野的优势

来获取地面环境信息,通过对地面环境建模,指导地面机器人有效避障,实现空地机器人协同导航。文献[14]基于视觉搭建了空地机器人协作系统平台,实现协作系统的避障运动。文献[15]针对未知野外环境下的应急救援任务,对无人机高空获取的影像进行分析处理,从而得出可通行的地面路径,为地面车辆前往救援提供了有效技术支持。文献[16]利用多无人机与多无人车组成无人集群系统,通过多无人机获取地面信息,并与地面车辆进行数据交互与信息融合,有效扩展了地面车辆信息获取的精度与维度,使得无人系统能在复杂区域反及城市巷战等任务场景下实现抵近侦察,提升侦察效能。文献[17]提出用无人车群、无人机群及高空侦察机组合成空地协同系统对灾难场景实施搜救任务,通过高空侦察机获取地面受损建筑物位置信息并传递给无人机群,无人机获取信息后进行任务规划,便于获取更详细信息来指导无人车进行救援,从而规避救灾风险,提升搜救效率。

1.2.2 路径规划技术

空地多无人平台协同系统因其综合了各自优势而在众多领域有诸多应用,而这些应用都涉及到无人平台的路径规划问题。路径规划问题指涉及在一个网络中,找出一条满足一系列约束的路线,且使一个目标或多个目标最优化的一类问题^[18]。常用的路径规划算法主要有基于启发式的搜索算法、基于样本的搜索算法、势场法、智能算法等^[19,20]。

基于启发式的路径搜索算法主要包括 Dijkstra 算法、A*算法等,文献[21]提出了双向搜索二叉树 A*算法,通过将二叉树数据结构添加到 A*算法的开放表中,并且使用双向搜索策略,解决了 A*算法搜索效率低,实时性能差并且搜索没有约束的问题,使得算法的效率极大地提高。基于样本的搜索算法中最常用的是 RRT 算法,文献[22]通过预规划路径得到随机状态点,然后用 RRT 算法对状态点进行扩展,实现无人机的三维避障路径规划。人工势场法通过障碍物的斥力场和目标位置的引力场形成虚拟人工势场,然后搜索势函数的下降方向,从而找到无碰撞的最优路径。但当多个障碍物同时出现在势场空间时,很容易陷入局部极小值,为解决该问题,文献[23]通过引入预测距离并且合理设置虚拟的目标点,文献[24]对斥力场函数进行修改,文献[25]在相对位置引力场和排斥场函数中设置目标和障碍物的速度矢量。

文献中最常用的智能算法有:遗传算法、蚁群算法、粒子群算法和人工蜂群算法等,但是这些算法存在收敛速度过慢、易陷入局部最优等问题^[26-29],因此,许多学者对单一算法进行了有关改进以及多算法的融合。文献[30]提出了一种新的基于自适应模拟退火遗传算法的路径规划方法,利用模拟退火算法来调整遗传算法中交叉与变异的概率,有效解决了遗传算法收敛速度慢的问题。文献[31]提出根据人工势场法中引力场与斥力场的概念对蚁群算法中的启发式信息进行修改,从而解决了传统蚁群算法早熟收敛、效率低的问题,得出了一条相对较优的路径,然后利用改进人工势场法进行局部路径规划。

文献[32]提出一种非支配排序遗传算法,通过使用二进制代码矩阵对遗传算法进行优化,实现无人平台在静态和动态环境下的路径规划和导航。文献[33]提出一种改进的遗传算法用于求解动态环境的路径规划,利用贝塞尔曲线对最终路径进行细化,提高了无人平台在动态环境下路径规划的多样性,仿真实验结果证明改进后的算法在路径长度上缩短了 6%-48%,路径平滑度改善了 8%-52%。文献[34]通过引入基于余弦函数的自适应概率公式和采用接近即为陷入局部极小的判定方法,解决了遗传算法最优个体丢失问题和局部极小点问题。文献[35]提出构建不等分配初始信息素,避免了蚁群算法初始搜索的盲目性,根据当前最优解和迭代次数计算状态转移概率,并引入最优解和最差解改进全局信息素更新方法,使得算法在全局最优搜索能力和收敛速度上得到了很大提高。文献[36]根据粒子群算法最优解设置蚁群算法中初始信息素的分布,有效解决了传统蚁群算法由于初始信息素相同而搜索速度慢的问题,实现了对机器人的路径规划。文献[37]针对禁忌搜索算法搜索效率低,收敛速度慢等缺点,引入 A*算法确定初始解,并简化了解的表达方式,从而提高了算法的全局寻优能力。文献[38]提出了一种新的基于强化学习的灰狼优化算法用于解决无人机的路径规划问题,文献[39]结合顺序算法与禁忌搜索算法找出合适的 UAVs 数量和最优路径去遍历所有设计好的目标点。文献[40]首先根据代价函数进行任务点分配,然后利用改进的差分进化算法进行多无人机的路径规划。文献[41]基于粒子群算法对经典的引力搜索算法进行了改进,优化了多机器人路径轨迹。

1.3 论文研究内容

本文主要考虑在多种任务场景下的空地多无人平台协同路径规划问题:针对大范围区域覆盖侦察任务,提出了一种基于子区域划分的协同路径规划方法;针对待侦察任务点存在紧急程度不同的情况,提出一种考虑任务优先级的协同路径规划方法;针对任务点类型包含侦察与打击的情况,提出基于多任务类型的协同路径规划方法;最后为验证所提方法的有效性,进行了不同算法对比实验、不同初始条件下的对比实验等。本文研究内容框图如下图 1.2 所示。

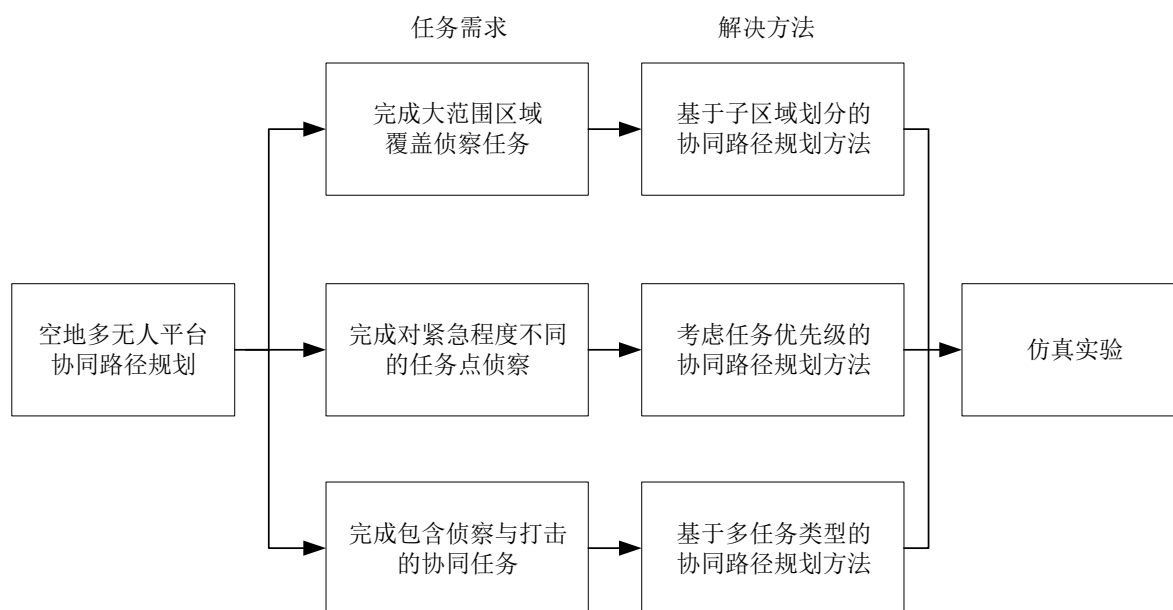


图 1.2 本文研究内容

本文研究内容如下：

(1) 针对区域覆盖侦察任务，提出基于侦察最小单元划分子区域、利用无人车对旋翼无人机集群进行充电与转移的方法，解决了旋翼无人机因电量约束导致滞空时间短的问题，随后对多种子区域划分情况进行协同路径规划，选取耗时最短的分区情况及对应的协同路径作为最优结果，最终实现对大范围区域的覆盖侦察。

(2) 针对现有路径规划问题大多没有考虑任务点之间存在重要程度不同的情况，为了实现重要任务点被优先侦察，提出根据紧急程度设置任务优先级，并将任务优先级作为优化指标进行协同路径规划的方法，使得空地多无人平台能依据任务优先级对任务点进行侦察。

(3) 针对包含侦察与打击的协同任务，提出一种面向多任务类型的协同路径规划方法。在该方法中利用旋翼无人机执行侦察任务，无人车执行打击任务，首先根据旋翼无人机最大飞行距离对待侦察任务点进行聚类，然后进行协同路径规划，最后根据携带武器的射程范围设置打击半径，调整了无人车的行驶路径。

(4) 针对上述三种任务场景下的空地多无人平台协同路径规划问题，在 Matlab 仿真环境下进行了不同初始条件（包含不同任务点数量与不同任务区域尺寸）、有无地面障碍物、不同算法对比、有无打击半径等仿真实验，验证了所提方法的有效性。

1.4 论文组织结构

第一章主要介绍了本文研究的背景意义，同时介绍了空地多无人平台协同路径规划国内外研究现状，并对论文研究内容进行概括。

第二章介绍了一种基于子区域划分的协同路径规划方法框架，详细说明了该方法中涉及的如何确定待侦察点集、子区域划分、分区可行性验证、最优分区的确定、用改进蚁群算法规划旋翼无人机与无人车路径及有障碍物时无人车路径的调整等，为验证改进后的蚁群算法在收敛速度等方面优于传统蚁群算法，进行了改进前后的对比实验，且进行了空地协同与多机协同的对比实验，验证了无人车载多旋翼无人机系统能有效扩大侦察范围，最后进行了不同侦察区域尺寸对比实验以及考虑地面障碍物实验，验证了所提方法能有效避开障碍物，规划出可行路径。

第三章介绍了考虑任务优先级的协同路径规划方法框架，包含用改进 K 均值聚类算法对任务点聚类，基于蚁群算法规划旋翼无人机集群与无人车路径，最后为验证采用蚁群算法规划出的旋翼无人机路径能以较小飞行代价优先侦察紧急任务点，进行了不同算法的对比实验，且验证了在不同任务点数量，不同任务区域尺寸时算法的有效性试验。

第四章介绍了一种面向多任务类型的协同路径规划方法总体框架，包含用蚁群算法规划旋翼无人机集群路径，基于打击半径调整无人车路径等，最后进行了有无打击半径的对比实验以及不同任务点数量、不同任务区域尺寸时的仿真实验，验证了所提方法在打击半径、任务点数量及任务区域尺寸等初始条件改变的情况下均能规划合理路径。

第五章总结与展望，对全文工作进行总结，并对进一步研究提出设想与展望。

2 面向区域覆盖侦察的空地协同路径规划技术研究

2.1 引言

旋翼无人机因其成本低、隐蔽性强、机动性强、视野范围大等优势，被广泛应用于执行监视、侦察、电力巡检、环境监测^[42-45]等任务，但旋翼无人机由于体积重量空间相对较小，因此续航能力是有限的，而无人车带载能力强、续航时间长，一般不受电量约束，因此本章提出一种无人车载旋翼无人机集群侦察的协同路径规划方法，用于完成区域覆盖侦察任务。

针对区域覆盖侦察任务，由于旋翼无人机的电量约束，本章提出侦察最小单元的概念，并基于侦察最小单元对区域进行划分，确保旋翼无人机集群能在电量耗尽前完成对子区域的侦察，然后无人车负责将旋翼无人机集群运输至下一子区域，并在转移途中对其进行充电。利用车载旋翼无人机集群系统，无人车能够对旋翼无人机进行充电、释放回收与转移，解决了旋翼无人机续航不足的问题，有效扩大了可侦察的范围，针对大范围、长时间的侦察任务，实现旋翼无人机集群与无人车协同的路径规划。

2.2 问题描述

本章将利用一架无人车搭载多架旋翼无人机实现对一片大范围矩形区域的覆盖侦察，其中，区域尺寸，旋翼无人机数量，光学传感器参数等信息已知。假定无人车没有续航约束，而旋翼无人机的续航能力有限。考虑到旋翼无人机的续航约束，首先将待侦察区域合理划分为若干个子区域，对于某一子区域内的任务点，根据任务点与子区域中心连线的投影角将其分配给相应的旋翼无人机，无人车作为旋翼无人机集群的移动搭载平台，负责实现旋翼无人机集群在子区域间的转移，并在行驶过程中为其进行充电。当无人车搭载旋翼无人机集群转移至一个新的子区域时，若此时旋翼无人机的电量满足放飞条件则直接起飞执行侦察任务，否则旋翼无人机将继续充电至满足条件后起飞执行侦察任务。规定当旋翼无人机完成对整个区域的侦察后降落至无人车上，随无人车返回起始点时任务完成。为了使得任务完成时间最短，如何划分子区域，规划无人车与旋翼无人机集群的路径是本章要解决的问题。图 2.1 给出了空地无人系统协同覆盖侦察的示例图。

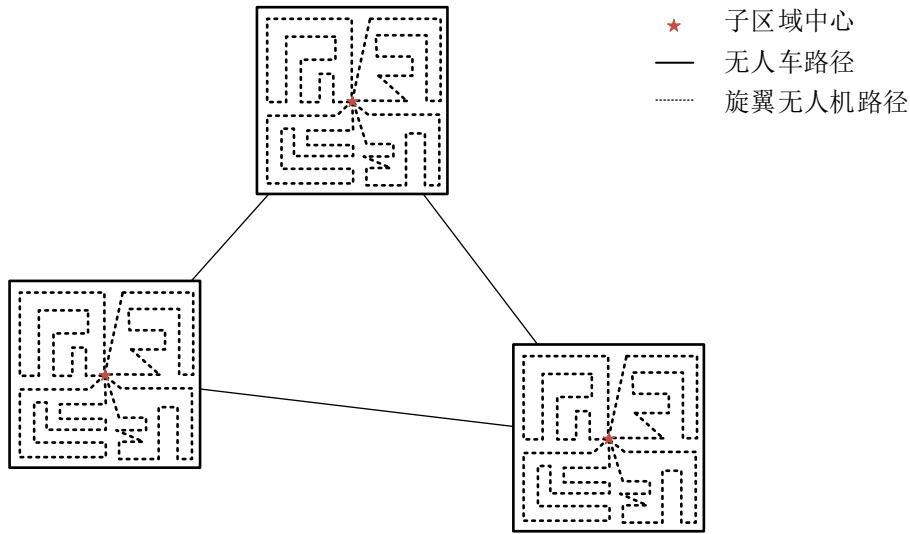


图 2.1 空地无人系统协同覆盖侦察示意图

2.3 约束条件分析

由于旋翼无人机的续航有限，需要满足如下约束条件：

$$D_{\max} = \frac{Ev_a}{\beta^-} \quad (2.1)$$

$$D \leq D_{\max} \quad (2.2)$$

其中 E 为旋翼无人机的总电量， v_a 为旋翼无人机的匀速飞行速度， β^- 为旋翼无人机的耗电速度（假设旋翼无人机匀速放电）， D_{\max} 为旋翼无人机满电量可飞行的最大距离， D 为一个子区域内旋翼无人机集群中的最长飞行距离。

式(2.2)确保了旋翼无人机集群能在电量耗尽前返回至无人车上进行充电，不至于在飞行途中电量耗尽而导致损坏。

由于在路径规划前已经根据投影角对任务点进行分配，故可分别对每一架旋翼无人机的路径规划问题进行求解，将其建模为旅行商问题，假设某子区域中心为 c_k ，该子区域内旋翼无人机 u 需要侦察的任务点数量为 N_{ku} ，若第 k 个子区域内旋翼无人机 u 从任务点 i 飞到任务点 j 时，令 x_{ij}^{ku} 的值为 1，否则为 0，每架旋翼无人机均需要满足如下约束条件：

$$\sum_{i=1}^{N_{ku}} x_{ij}^{ku} = 1, \forall j = 1, 2, \dots, N_{ku} \quad (2.3)$$

$$\sum_{j=1}^{N_{ku}} x_{ij}^{ku} = 1, \forall i = 1, 2, \dots, N_{ku} \quad (2.4)$$

$$\sum_{i=1}^{N_{ku}} x_{ic_k}^{ku} = 1, \forall i = 1, 2, \dots, N_{ku} \quad (2.5)$$

$$\sum_{j=1}^{N_{ku}} x_{c_k j}^{ku} = 1, \forall j = 1, 2, \dots, N_{ku} \quad (2.6)$$

式(2.3)与式(2.4)确保了第 k 个子区域内每个任务点只被侦察一次, 式(2.5)与式(2.6)确保了旋翼无人机从子区域中心 c_k 起飞, 最后返回至子区域中心。

无人车从初始位置(某一子区域中心)出发, 当搭载旋翼无人机集群完成所有子区域的侦察后返回初始位置时结束任务, 因此无人车的路径规划也可建模为旅行商问题, 假设最优分区对应的子区域个数为 N_a , 若无人车从子区域 i 行驶至子区域 j 时, 令 y_{ij} 的值为 1, 否则为 0, 则需要满足如下约束:

$$\sum_{i=1}^{N_a} y_{ij} = 1, \forall j = 1, 2, \dots, N_a \quad (2.7)$$

$$\sum_{j=1}^{N_a} y_{ij} = 1, \forall i = 1, 2, \dots, N_a \quad (2.8)$$

式(2.7)与式(2.8)确保了每个子区域只经过一次。

2.4 基于子区域划分的协同路径规划方法

2.4.1 总体框架

针对旋翼无人机续航能力有限而无法完成对大范围区域侦察的问题, 本章提出了一种基于子区域划分的协同路径规划算法。考虑到地面有无障碍物将其分为无障碍物下的协同路径规划和有障碍物下的协同路径规划, 无障碍物下的协同路径规划算法主要可分为待侦察任务点集的确定、子区域的划分、分区可行性验证以及最优分区的确定这四个部分组成, 有障碍物下的协同路径规划算法增加了局部路径调整这一部分。

无障碍物下的空地多无人平台协同路径规划流程图见图 2.2, 主要步骤如下:

步骤(1): 根据环境信息和侦察传感器参数, 确定侦察最小单元的尺寸及旋翼无人机集群需要遍历的侦察点集 P 。

步骤(2): 考虑到旋翼无人机的续航问题, 对待侦察区域进行划分, 确定可能的分区情况数量 N 及每种分区情况时的子区域尺寸, 并创建矩阵 T 用于保存每种分区情况下完成任务需要耗费的时间。

步骤(3): 对第 K 种分区情况下对应的子区域, 根据旋翼无人机数量 m 对子区域中的任务点进行任务分配, 使得每架旋翼无人机执行一个子区域任务的时间相近。

步骤(4): 用蚁群算法对旋翼无人机集群在一个子区域中的飞行路径以及无人车的行驶路径进行协同规划, 旋翼无人机集群执行完一个子区域任务后降落在无人车上被运输至下一子区域, 并在运输过程中进行充电。计算出执行一次任务所需要花费的时间 t_k , 并将其保存至矩阵 T 中第 K 种分区情况对应的位置。

步骤(5): $K = K + 1$, 若 $K > N$, 即所有可能的分区情况下完成任务的时间均已被计算, 则转步骤(6), 否则转至步骤(3)计算下一种分区情况的任务耗时。

步骤(6): 计算矩阵 T 中的最小值 t_{\min} , 其表示该种分区情况时任务耗时最短, 并将其对应的旋翼无人机集群的路径 $Q_{al}, l = 1, 2, \dots, m$ (l 表示集群中旋翼无人机的编号)、无人车的行驶路径 Q_g 作为协同路径规划的结果。

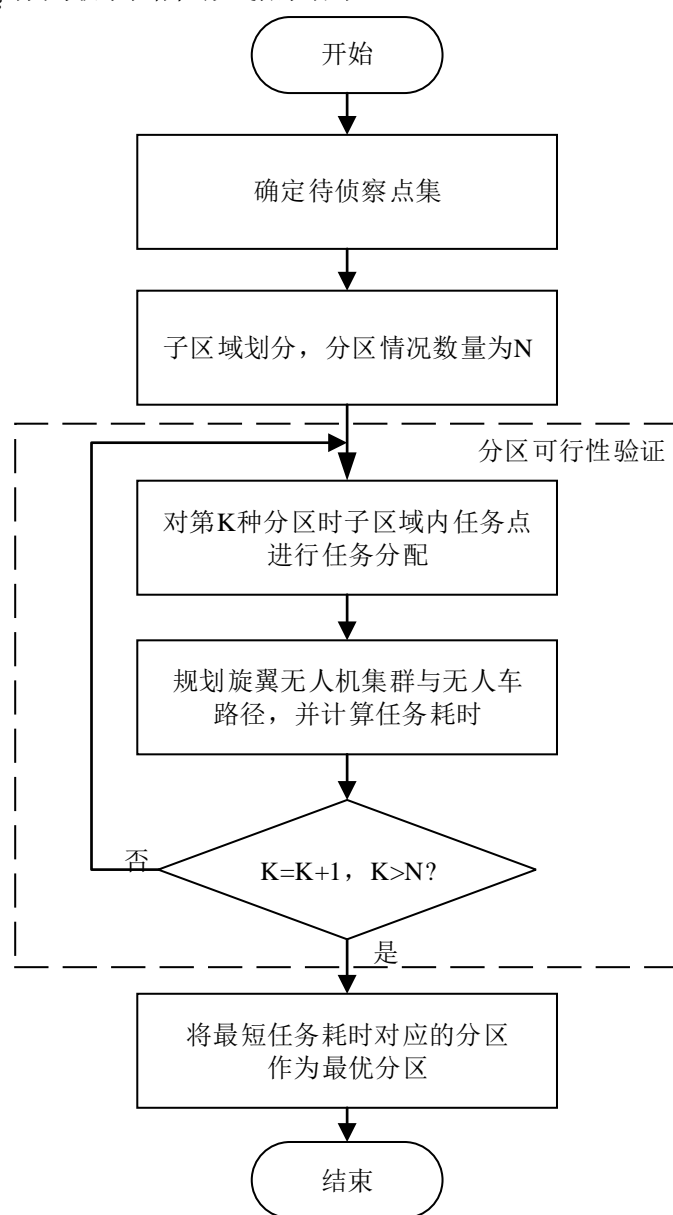


图 2.2 无障碍物下的协同路径规划流程图

有障碍物下的空地多无人平台协同路径规划流程图见图 2.3, 主要步骤如下:

步骤(1): 根据环境信息和侦察传感器参数, 确定侦察最小单元的尺寸及旋翼无人机集群需要遍历的侦察点集 P 。

步骤(2): 考虑到旋翼无人机的续航问题, 对待侦察区域进行划分, 确定可能的分区情况数量 N 及每种分区情况时的子区域尺寸, 并创建矩阵 T 用于保存每种分区情况下完成任务需要耗费的时间。

步骤(3): 对第 K 种分区情况下对应的子区域, 根据旋翼无人机数量 m 对子区域中的任务点进行任务分配, 使得每架旋翼无人机执行一个子区域任务的时间相近。

步骤(4): 用蚁群算法对旋翼无人机集群在一个子区域中的飞行路径以及无人车的行驶路径进行协同规划, 旋翼无人机集群执行完一个子区域任务后降落在无人车上被运输至下一子区域, 并在运输过程中进行充电。计算出执行一次任务所需要花费的时间 t_K , 并将其保存至矩阵 T 中第 K 种分区情况对应的位置。

步骤(5): $K = K + 1$, 若 $K > N$, 即所有可能的分区情况下完成任务的时间均已被计算, 则转步骤(6), 否则转至步骤(3)计算下一种分区情况的任务耗时。

步骤(6): 计算矩阵 T 中的最小值 t_{\min} , 其表示该种分区情况时任务耗时最短, 并记录其对应的旋翼无人机集群访问任务点的序列集合 $Q_{al}, l = 1, 2, \dots, m$ (l 表示集群中旋翼无人机的编号) 以及无人车的停靠位置序列集合 Q_g 。

步骤(7): 判断无人车在每个子区域中的停靠点处是否有障碍物, 若有, 执行步骤(8), 否则执行步骤(10)。

步骤(8): 当无人车在某个子区域中的停靠点处有障碍物时, 用该点八邻域侦察最小单元内且无障碍的节点代替, 从而得到修改后无人车在每个子区域中的停靠位置集合 Q_g 。

步骤(9): 对于步骤(8)中的子区域, 需要将旋翼无人机在该子区域中飞行路径的起点和终点修改为无人车新的停靠点。

步骤(10): 由于地面存在障碍物, 因此还需要用蚁群算法对无人车在子区域间的转移进行局部路径规划, 使得无人车能够有效避开障碍物。从而得到无人车与旋翼无人机的行驶路径。

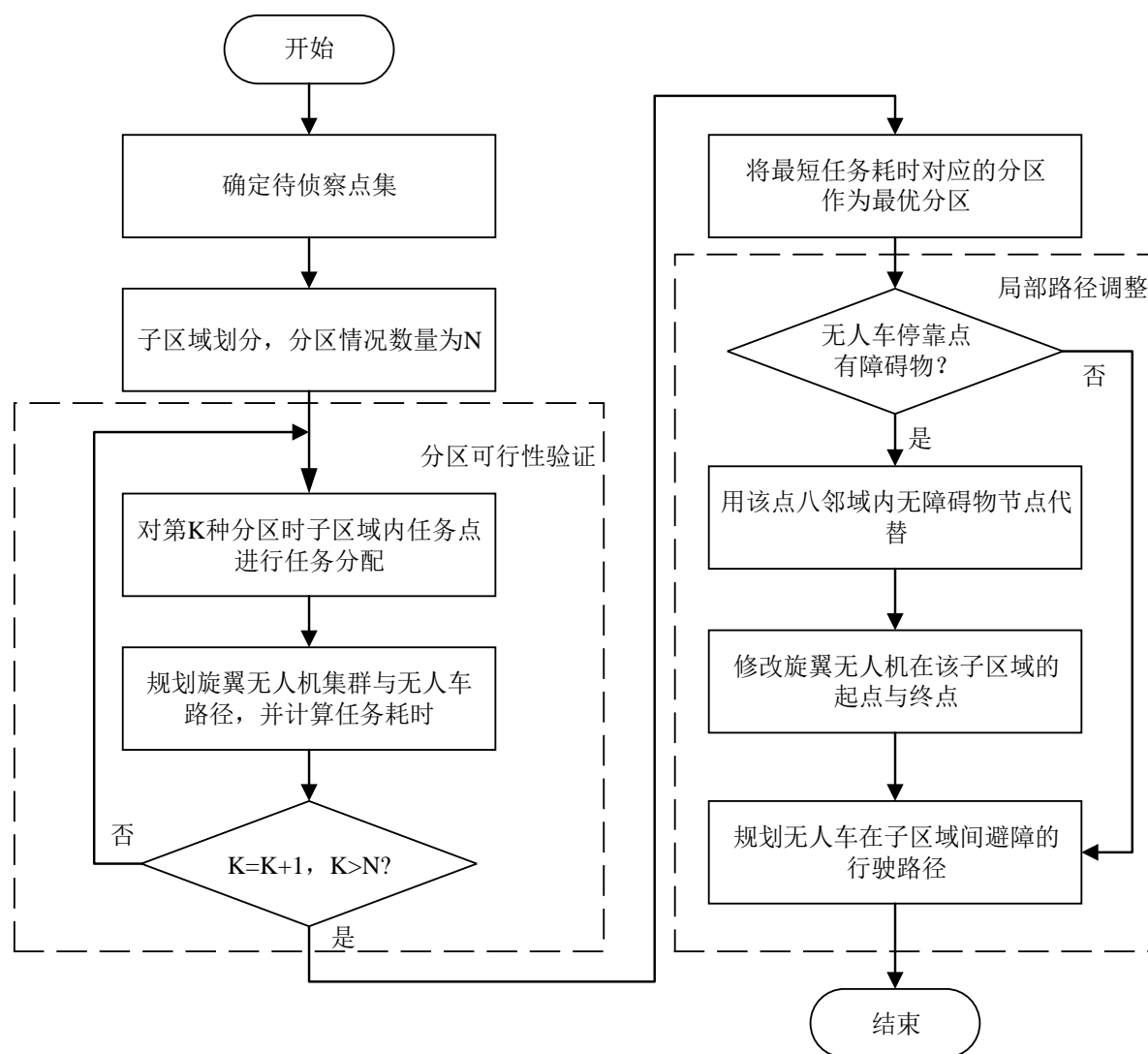


图 2.3 有障碍物下的协同路径规划流程图

下面将详细介绍算法中每一部分的原理与步骤。

2.4.2 待侦察点集的确定

在确定待侦察区域点集时, 本文定义旋翼无人机搭载的光学传感器覆盖的正方形地面区域为旋翼无人机的侦察最小单元, 并定义侦察最小单元中心上方高度为 h 的点为旋翼无人机的侦察任务点。为了实现对区域的覆盖侦察, 首先需要根据旋翼无人机的飞行高度、搭载光学传感器的参数等确定待侦察区域中侦察最小单元的个数, 从而能够得出旋翼无人机待侦察的任务点的数量与位置。

假定待侦察地面区域为 $\mathfrak{S} = \{(X, Y) \in R^2 \mid 0 \leq X \leq x_{\max}, 0 \leq Y \leq y_{\max}\}$, 旋翼无人机在定高 h 飞行, 其搭载的光学传感器垂直向下, 视场角为 φ , 则根据图 2.4 可以得出侦察最小单元的边长 d 为:

$$d = 2 \times h \times \tan \frac{\varphi}{2} \quad (2.9)$$

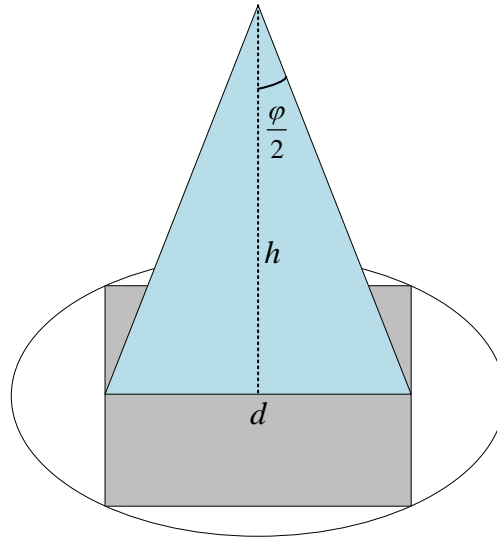


图 2.4 计算侦察最小单元边长示例图

由此可以将待侦察区域划分为 $M = \bar{x} \times \bar{y}$ 个侦察最小单元，其中：

$$\bar{x} = x_{\max} / d \quad (2.10)$$

$$\bar{y} = y_{\max} / d \quad (2.11)$$

其中 \bar{x} 为待侦察区域长度方向上的侦察最小单元数， \bar{y} 为待侦察区域宽度方向上的侦察最小单元数。设这些侦察最小单元的中心坐标为 $p_j = (x_j, y_j, 0)$, $j = 1, 2, \dots, M$ ，从而得到旋翼无人机集群需要侦察的任务点集 $P_j = (x_j, y_j, h)$, $j = 1, 2, \dots, M$ 。

2.4.3 子区域划分

由于旋翼无人机的电量约束，导致其一次飞行并不能完成对整个区域的侦察，因此进行子区域划分是非常有必要的。在进行子区域划分时，为了有效节省算法运行时间，将每个子区域划分为相同尺寸，这样只需要对其中一个子区域内旋翼无人机集群进行路径规划，其余子区域均按照相同的路径飞行即可。

根据 2.4.2 节中求得待侦察区域一共可划分为 $M = \bar{x} \times \bar{y}$ 个侦察最小单元，假设 \bar{x} 的因数（除 1 以外）共有 a 个，分别是 s_1, s_2, \dots, s_a ， \bar{y} 的因数（除 1 以外）共有 b 个，分别是 f_1, f_2, \dots, f_b ，将 \bar{x} 和 \bar{y} 的因数进行排列组合，则共有 $N = a \times b$ 种分区情况，且第 $K = w \times r$ ($w = 1, 2, \dots, a; r = 1, 2, \dots, b$) 种分区情况对应的子区域中包含 $s_w \times f_r$ 个侦察最小单元。例如假设求得的待侦察区域一共可划分为 $M = 10 \times 6$ 个侦察最小单元，其中 10 的因数（除 1 以外）共有 3 个，分别是 2、5、10，6 的因数（除 1 以外）共有 3 个，分别是 2、3、6，则共有 $N = 3 \times 3 = 9$ 种分区情况，分别为 $(2, 2), (2, 3), (2, 6), (5, 2), (5, 3), (5, 6), (10, 2), (10, 3), (10, 6)$ 。

2.4.4 分区可行性验证

由于旋翼无人机存在续航约束,故需要对划分出的子区域进行可行性验证。利用蚁群算法对某个子区域内旋翼无人机集群进行路径规划,可以得到每架旋翼无人机的路径长度,若该长度大于旋翼无人机的满电量最长飞行距离,表明该分区是不可行的,需要进行重新划分;否则是可行的,可以继续规划无人车的路径。对 2.4.3 节中得到的所有可能的分区情况进行可行性验证后,若某种分区情况不可行时,后续的无人车路径规划则不用考虑,从而能够有效缩短算法的运行时间。

在进行可行性验证时,首先对每种分区情况下子区域中的任务点进行任务分配,由于旋翼无人机集群(旋翼无人机数量为 m)侦察完某个子区域并全部降落在无人车上时,无人车才开始转移至下一分区,故为了减少任务总耗时,在任务分配时保证每架旋翼无人机起飞到降落耗费的时间相近,因此任务分配采用的方法是:假设子区域的中心点 C 的坐标为 $(x_C, y_C, 0)$,某个侦察任务点 A 的坐标为 (x_A, y_A, h) ,计算线段 AC 在地面上的投影 $A'C'$ 与 x 轴正方向(逆时针旋转)所成的角度 θ ,如图 2.5 所示:

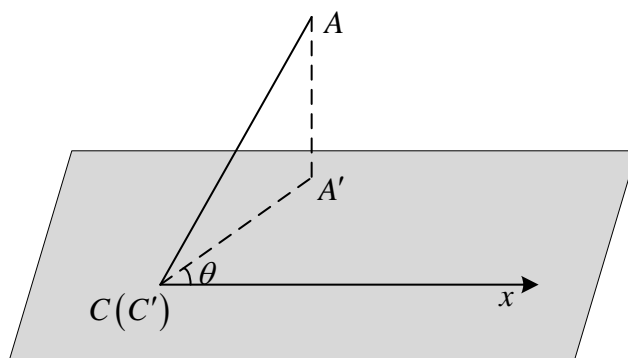


图 2.5 任务点投影角度示意图

若 $2(l-1)\pi/m \leq \theta < 2l\pi/m, l=1, 2, \dots, m$, 则该点被分配给第 l 架无人机。

在任务分配完成后,首先利用蚁群算法对旋翼无人机在一个子区域中的飞行路径进行规划。若规划出的路径满足式(2.2),表明旋翼无人机能在电量耗尽前降落至无人车上,该路径是可行的,否则路径不可行,则直接考虑下一种分区情况,直至所有可能的分区情况的可行性均被验证。

2.4.5 最优分区的确定

对于 2.4.4 节中得到的可行的分区情况,每种分区时无人车载旋翼无人机系统完成侦察任务所需的时间不尽相同,为了尽快完成侦察任务,需要从中选出任务完成时长最短的分区情况作为最优分区,并将该分区对应的无人车与旋翼无人机集群的行驶路径作为协同路径规划的结果。因此继续利用蚁群算法对无人车的行驶路径进行规划,并计算完成在每种分区下整个区域侦察所耗费的时间 $t_K (K=1, 2, 3, \dots, N)$,找出使得 t_K 最短的

分区情况作为最优分区，无人车和旋翼无人机的协同路径规划为该种分区情况下的行驶路径。

t_K 的计算如下：假设在第 K 种分区情况时一共有 n 个子区域，在该分区情况下旋翼无人机集群从起飞到全部降落在无人车上需要的时间为 t ，由 2.4.4 节可以知道，对于某些可能的分区情况下规划出的旋翼无人机路径实际并不满足旋翼无人机的电量约束，此时令 $t = \infty$ ，否则为旋翼无人机集群的实际飞行时间，此时可以得出旋翼无人机中最大的耗电量为：

$$\Delta e = t\beta^- \quad (2.12)$$

设剩余的最低电量为 e_1 ，记两个子区域 $i, i+1$ 中心点之间的欧式距离为 $d_{i,i+1}$ ，无人车从子区域 i 中心点行驶至子区域 $i+1$ 中心点需要的时间记为 $t_{i,i+1}$ 。无人车在抵达下一个子区域中心时，若此时各旋翼无人机的电量均不小于 Δe ，则旋翼无人机起飞；否则无人车继续给旋翼无人机充电至电量为 Δe 再起飞，飞行路径与第一个子区域的飞行路径保持相同。为了便于旋翼无人机和无人车的回收，当无人车载着旋翼无人机回到初始位置时认为一次任务结束，此时可以得出：

$$t_K = nt + \sum_{i=1}^{n-1} \max \left(t_{i,i+1}, \frac{\Delta e - e_1}{b_+} \right) + t_{n,1} \quad (2.13)$$

2.4.6 蚁群算法求解路径规划问题

2.4.6.1 蚁群算法原理介绍

生物学家研究发现，蚂蚁在觅食过程中，会在走过的路径上释放一种名为“信息素”的物质，并能够感知其他蚂蚁留下的信息素，信息素浓度的大小与路径的远近有关，路径上信息素的浓度越高，对应的路径长度越短。假若从蚁穴出发，有多条路径可以到达食物源，初始时由于每条路径均未被探索，路径上信息素浓度没有差异，因此每只蚂蚁随机选择一条路径，随着时间的推移，所有路径上的信息素不断挥发，而有蚂蚁经过的路径上的信息素浓度不断增加，使得每条路径上的信息素浓度存在差异，而后续的蚂蚁在觅食时会趋向于选择信息素浓度高的路径，从而形成一个正反馈，具体如图 2.6 所示：

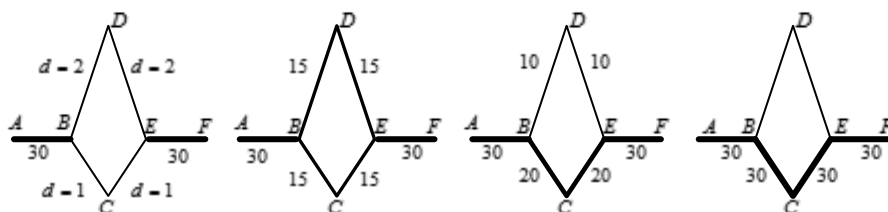


图 2.6 蚁群觅食示例图

初始时刻从节点 A 到节点 F 存在两条路径，分别是 $A \rightarrow B \rightarrow C \rightarrow E \rightarrow F$ 和 $A \rightarrow B \rightarrow D \rightarrow E \rightarrow F$ ，两条路径上的信息素浓度相同，由于路径 $A \rightarrow B \rightarrow C \rightarrow E \rightarrow F$

的长度比路径 $A \rightarrow B \rightarrow D \rightarrow E \rightarrow F$ 的长度短, 经过一段时间后, 路径 $A \rightarrow B \rightarrow C \rightarrow E \rightarrow F$ 上的信息素浓度明显高于路径 $A \rightarrow B \rightarrow D \rightarrow E \rightarrow F$, 后续蚁群将沿着 $A \rightarrow B \rightarrow C \rightarrow E \rightarrow F \rightarrow E$ 的路径觅食。基于这个原理, 20 世纪 90 年代意大利学者 M.Dorigo 等人提出了蚁群算法, 用于求解一系列优化问题。蚁群算法与优化问题的对应关系为: 用蚂蚁的行走路径代表待优化问题的可行解, 整个蚁群的所有路径构成待优化问题的解空间。路径较短的蚂蚁释放的信息素浓度较高, 随着时间的推移, 较短路径上积累的信息素浓度逐渐增高, 选择该路径的蚂蚁个数也越来越多, 最终, 整个蚁群会在正反馈的作用下集中到最佳的路径上, 此时对应的便是待优化问题的最优解。

2.4.6.2 蚁群算法实现步骤

传统蚁群算法基本原理是依靠信息素浓度来选择路径。而在蚁群寻找最优路径的过程中有两个关键步骤: 路径节点选择概率和信息素更新策略^[46]。

假设蚂蚁数量为 R , 第 r 只蚂蚁当前在节点 i , 则其选择下一步到达节点 j 的概率为:

$$p_{ij}^r = \frac{\tau_{ij}^\alpha \eta_{ij}^\beta}{\sum_{s \in allowed^r} \tau_{is}^\alpha \eta_{is}^\beta} \quad (2.14)$$

$$\eta_{ij} = \frac{1}{d_{ij}} \quad (2.15)$$

其中 $allowed^r$ 为第 r 只蚂蚁当前节点可到达的点集, τ_{ij} 为两节点路径上的信息素, α 是信息素重要程度因子, 它体现了信息素浓度在指导蚂蚁选择路径时的权重, α 越大则蚂蚁选择信息素浓度高的路径概率越大; η_{ij} 为节点 i 至节点 j 的启发函数, d_{ij} 为节点 i 至节点 j 的欧式距离, β 为启发函数重要程度因子, 它体现了启发函数在指导蚂蚁选择路径时的权重, β 越大则蚂蚁选择距离短的节点的概率越大。

蚁群在搜索可行解时, 每只蚂蚁每次迭代会生成一条可行路径, 使用禁忌表来存储该蚂蚁走过的路径节点, 初始时刻只有起始点在禁忌表中, 其余节点均在 $allowed^r$ 中, 随着蚂蚁不断前进, 已经经过的路径节点不断从 $allowed^r$ 被放进禁忌表内, 直至 $allowed^r$ 为空, 表示路径搜索完成, 随后清空每只蚂蚁对应的禁忌表, 便于记录下一次迭代的解。每次迭代结束后, 各节点间的信息素浓度会发生变化, 故需要进行信息素的更新, 更新包括两个方面: 节点间的信息素浓度随时间推移衰减和蚂蚁在经过的节点间释放信息素, 因此, 信息素的更新公式如下:

$$\tau_{ij}(t+1) = (1-\rho)\tau_{ij}(t) + \Delta\tau_{ij} \quad (2.16)$$

$$\Delta\tau_{ij} = \sum_{k=1}^n \Delta\tau_{ij}^k \quad (2.17)$$

$$\Delta\tau_{ij}^k = \begin{cases} Q/L_k & \text{第}k\text{只蚂蚁从节点}i\text{到节点}j \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (2.18)$$

其中 $\tau_{ij}(t)$ 为当前迭代时节点 i 至节点 j 的信息素浓度, $\tau_{ij}(t+1)$ 为下一次迭代时节点 i 至节点 j 的信息素浓度, $\Delta\tau_{ij}^k$ 为第 k 只蚂蚁在节点 i 至节点 j 路径上释放的信息素, ρ 为信息素衰减系数, 它代表路径上信息素挥发的速率, L_k 为第 k 只蚂蚁走过的路径长度, Q 为蚂蚁在一次搜索过程中释放的信息素总量。

用蚁群算法求解路径规划问题主要包含以下几个步骤:

步骤(1) 参数初始化。初始时需要确定蚂蚁数量 R , 最大迭代次数 N_{\max} , 信息素释放总量 Q , 信息素衰减系数 ρ , 信息素重要程度因子 α , 启发函数重要程度因子 β 以及各路径的初始信息素值 τ 。

步骤(2) 构建解空间, 在路径规划问题中即是生成完整的初始路径。根据式(2.14)计算当前可达路径节点的转移概率, 按照轮盘赌方法选择蚂蚁下一步访问的节点, 并将该节点放至禁忌表内, 重复该步骤直至所有节点均被遍历一遍然后回到初始节点, 这样就生成了一条可行的路径, 记录该可行路径的总长度, 并清空禁忌表, 为下一次迭代做准备。

步骤(3) 根据式(2.16)至式(2.18)对路径上的信息素进行更新。

步骤(4) 判断是否达到最大迭代次数, 若未达到, 则迭代次数加 1, 转至步骤(2); 若达到, 转至步骤(5)。

步骤(5) 最优解的确定。将最后一次迭代得到的最短路径作为最优解输出。

蚁群算法求解路径规划问题的流程图如图 2.7 所示。

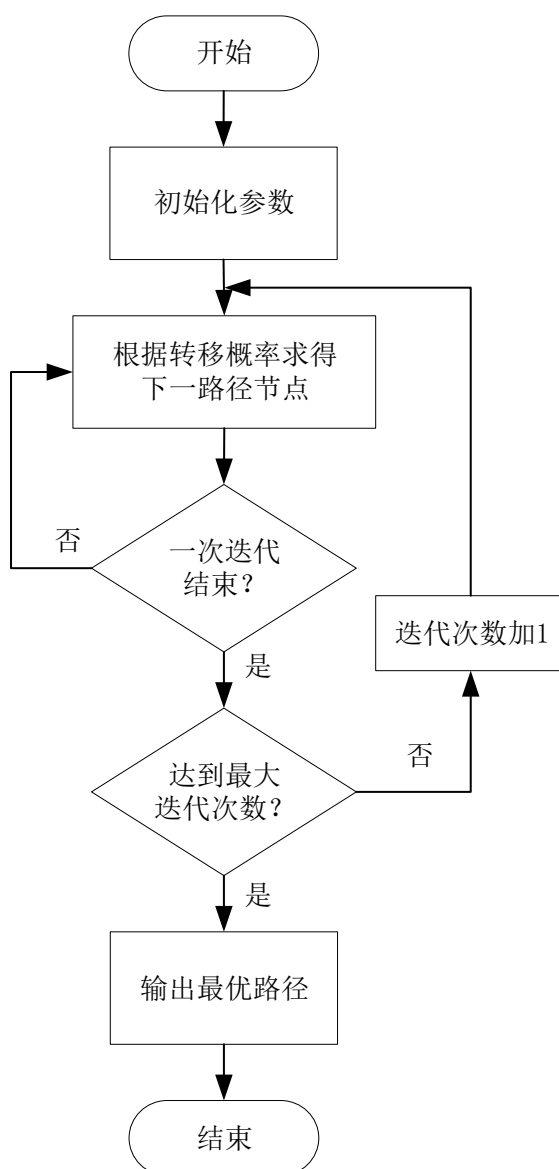


图 2.7 蚁群算法求解旅行商问题流程图

2.4.6.3 改进蚁群算法

传统蚁群算法中初始信息素往往设置为相同的常数，这导致蚂蚁在初次搜索的解空间中存在许多路径总长度较长的解，使得算法收敛速度过慢，且最终生成的路径中常常存在交叉路径，为了解决这两个问题，对传统蚁群算法进行部分改进。

设置初始信息素浓度

$$\tau_{ij} = \begin{cases} \frac{1}{d_{ij}} & i \neq j \\ 0 & i = j \end{cases} \quad (2.19)$$

其中 d_{ij} 为任务点 i 至任务点 j 的距离。

由式(2.19)可知，距离越短的节点被选择的概率越大，从而使得生成的初始解相较传

统蚁群算法的初始解路径长度更短。

针对传统蚁群算法生成路径存在交叉的情况,提出利用 2-opt 方法^[47]对解进行局部优化。

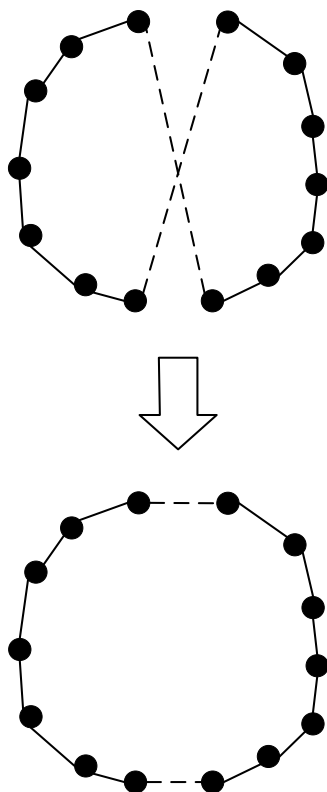


图 2.8 2-opt 方法原理图

2-opt 方法基于一种“交换”的启发式思想。对于一条可行路径,若将其中某两个局部路径进行交换后所得到的路径长度短于初始路径,则进行替换,否则不替换。例如某条可行路径中存在两个局部路径,分别为: $i \rightarrow i+1$ 和 $j \rightarrow j+1$,若交换产生了新路径 $i \rightarrow j$ 与新路径 $i+1 \rightarrow j+1$,且满足:

$$d_{ij} + d_{i+1,j+1} < d_{i,i+1} + d_{j,j+1} \quad (2.20)$$

即新路径的长度更短,则进行替换,表明通过路径的交换产生了一个局部最优路径,2-opt 方法的原理图见图 2.8。

由于用 2-opt 对所有路径进行局部优化时会耗费大量时间,考虑到每个解对当前最优解贡献值不同,为了节省算法运行时间,只对每次迭代的当前最优解进行 2-opt 优化。

当旋翼无人机执行侦察任务时,只有当无人车车载着旋翼无人机集群行驶至子区域的中心点处时,旋翼无人机才起飞开始执行侦察任务,并在任务结束后降落至无人车上进行转移,因此旋翼无人机的起飞/降落点是路径的起始点/终点,而各侦察最小单元的中心点是旋翼无人机的路径节点,而无人车的路径节点为各子区域中心点。用蚁群算法规划旋翼无人机的飞行路径步骤见 2.4.6.2。

2.4.7 有障碍物时局部路径调整

当地面存在障碍物时,无人车在子区域间进行转移时需要避开障碍物,此时无人车的路径规划主要包含以下步骤:(1)规划无人车的全局路径;(2)用蚁群算法依次规划出两个子区域间的避障路径。

步骤(1)同 2.4.6.2 节。在步骤(2)中将侦察最小单元的中心点作为局部路径的起始点或终点,由于传感器探测范围限制,蚂蚁搜索空间只在当前节点的八邻域侦察最小单元节点内,若根据传统蚁群算法中启发函数的设置,蚂蚁选择出的下一个节点可能与终点方向相反,从而导致路径变长甚至规划不出可行的路径,为了解决这一问题,将启发函数设置为:

$$\eta_{nr} = \frac{1}{d_{ij} + d_{je}} \quad (2.21)$$

其中 d_{ij} 为当前节点 i 至八邻域内某一节点 j 的欧式距离, d_{je} 为八邻域内某一节点 j 至局部路径终点 e 的欧式距离,在启发函数中引入 d_{je} 项后,引导蚂蚁朝着终点方向搜索下一个路径节点。重复该步骤直至到达终点,这样认为一次搜索完成。随后根据式(2.7)至式(2.9)更新路径节点上的信息素,并进行下一次搜索,直至达到最大迭代次数停止,则总长度最小的路径为规划出的无人车行驶路径。

2.5 仿真实验结果与分析

为验证本章提出的方法能有效解决区域覆盖侦察的空地协同路径规划问题,进行了有关的仿真实验,实验运行环境: Windows10 64bit; MATLAB R2016b; 4GB 内存; CPU 为 i5-3230M。

2.5.1 实验初始条件及参数设置

仿真实验中有关待侦察区域的尺寸、旋翼无人机飞行速度、充放电速度、无人车的速度、光学传感器视场角等初始条件设置见表 2.1。

表 2.1 实验初始条件

参数	数值
待侦察区域长 x_{\max}	1680
待侦察区域长 y_{\max}	1120
旋翼无人机数量 f	4
旋翼无人机速度 v_a	5.5
旋翼无人机满电量 E	100
旋翼无人机充电速度 β^+	0.015
旋翼无人机放电速度 β^-	0.055
旋翼无人机飞行高度 h	100
光学传感器视场角 φ	20
无人车速度 v_g	5.5

由表 2.1 可知，根据式(2.1)可求得 $d = 35m$ ，即侦察最小单元是边长为 $d = 35m$ 的正方形。由式(2.10)和(2.11)可得 $\bar{x}=48$ ， $\bar{y}=32$ ，待侦察区域一共可划分为 $M = 1536$ 个侦察最小单元。根据式(2.1)可得旋翼无人机满电量的最大飞行距离 $D_{\max}=10000m$ 。

在蚁群算法中，参数设置的优劣直接决定算法的性能^[48]。蚂蚁数量 R 的设置决定了算法能否充分搜索整个解空间，若蚂蚁数量设置过小，算法全局搜索能力弱且易陷入局部最优，设置过大则会影响收敛速度，研究得出^[49]，当 $R \in [0.75o, 1.5o]$ 时（其中 o 为城市数量），既可以保证算法的收敛速度，也可以得到较好的解。信息素重要程度因子 α 反映了信息素在蚂蚁选择路径的指导强度， α 越大，收敛速度越快，但易陷入局部最优，若 α 过小，则无法体现信息素的指导作用，启发函数重要程度因子 β 反映了蚂蚁在选择路径时启发函数 η_{ij} 的重要程度，信息素衰减系数 ρ 体现了路径上被保留的信息素多少，文献[50]指出， $\alpha=1$ ， $\beta=5$ ， $\rho=0.5$ 时能取得较好的结果。本章实验中蚁群算法的各参数数值设置见表 2.2。

表 2.2 蚁群算法参数设置

参数	数值
蚂蚁数量 R	50
信息素重要程度因子 α	1
启发函数重要程度因子 β	5
信息素衰减系数 ρ	0.5
信息素释放总量 Q	1
最大迭代次数 N_{\max}	200

2.5.2 改进蚁群算法验证实验

2.4.6.3 节介绍了蚁群算法的有关改进方法,为了验证改进后的蚁群算法在收敛速度、路径规划结果等方面优于传统蚁群算法,进行了本次仿真实验,实验设置 30 个任务点,得到的仿真结果见图 2.9 和图 2.10,其中星号代表起点与终点,圆点代表任务点。

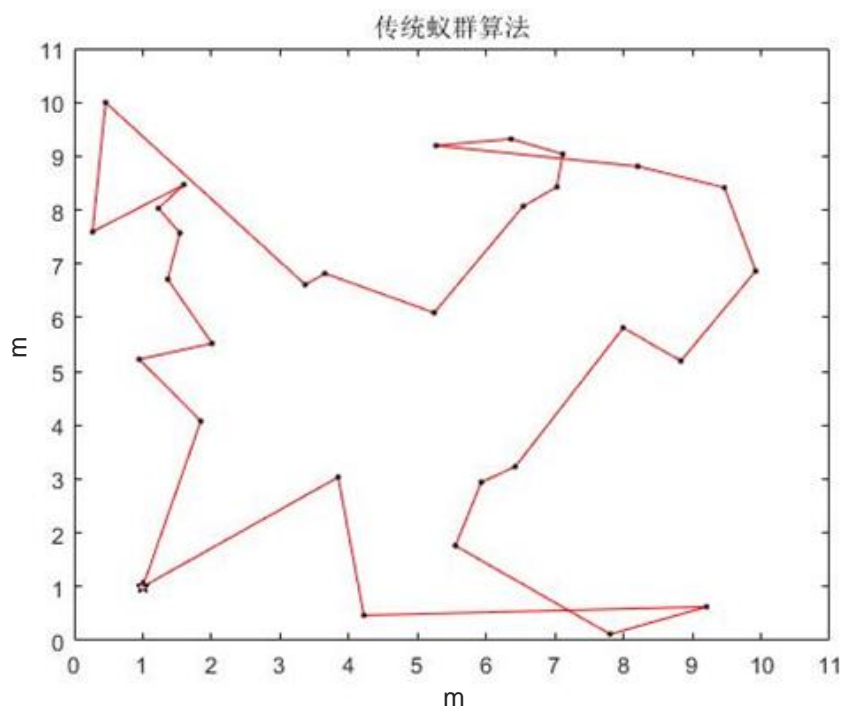


图 2.9 传统蚁群算法

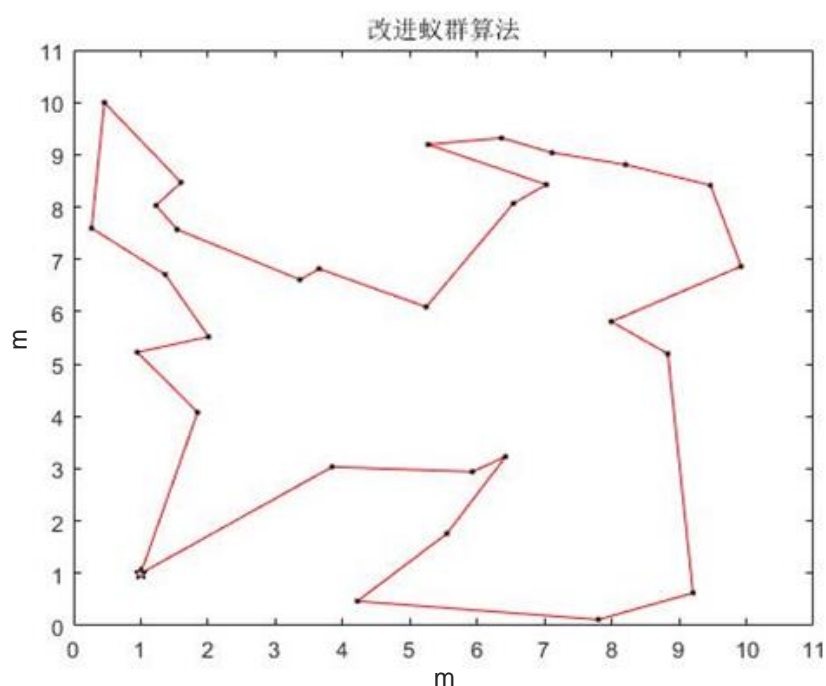


图 2.10 改进蚁群算法

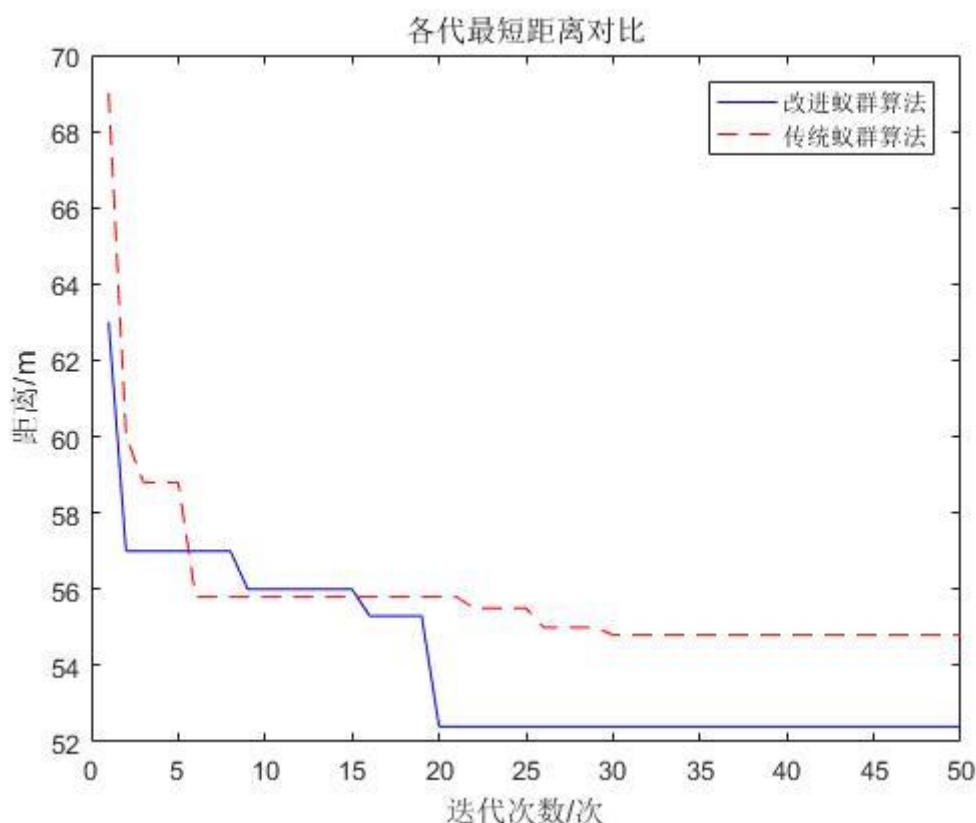


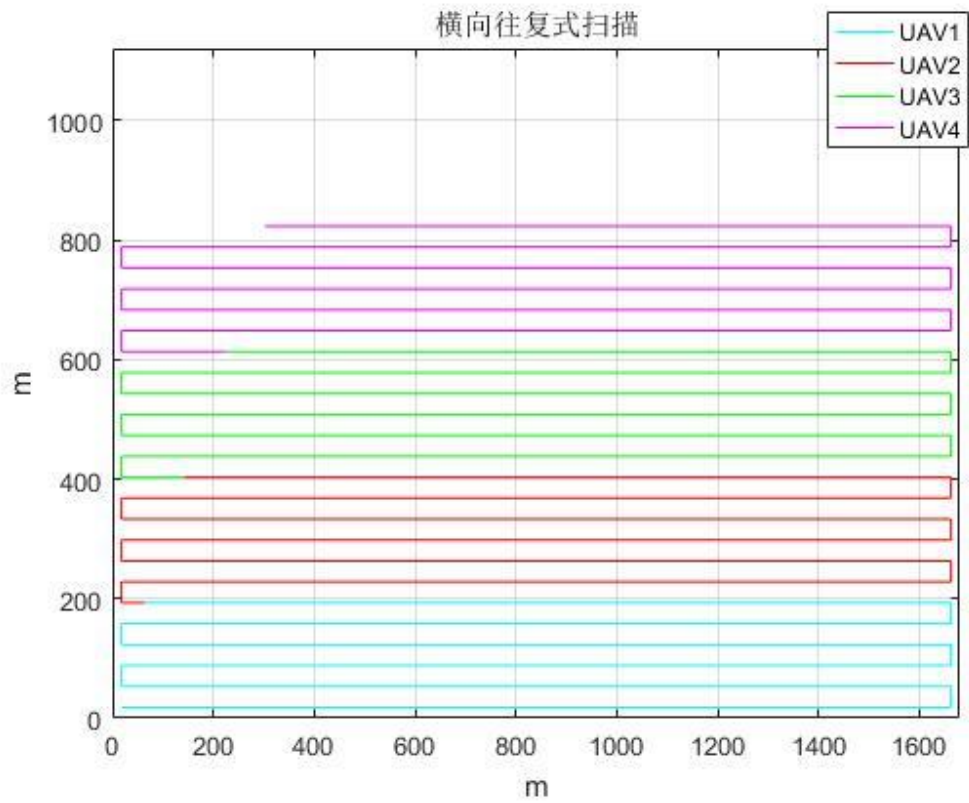
图 2.11 各代最短距离对比

对比图 2.9 与图 2.10 的仿真结果可知，传统蚁群算法规划出的路径间存在交叉路径，而改进后的蚁群算法未出现交叉路径，并且从图 2.11 中可以看出，改进后的蚁群算法大约在迭代 20 次时就已收敛，收敛速度快于传统蚁群算法，且得出最优路径的长度也要低于传统蚁群算法，证实了本文提出的改进方法是有效的。

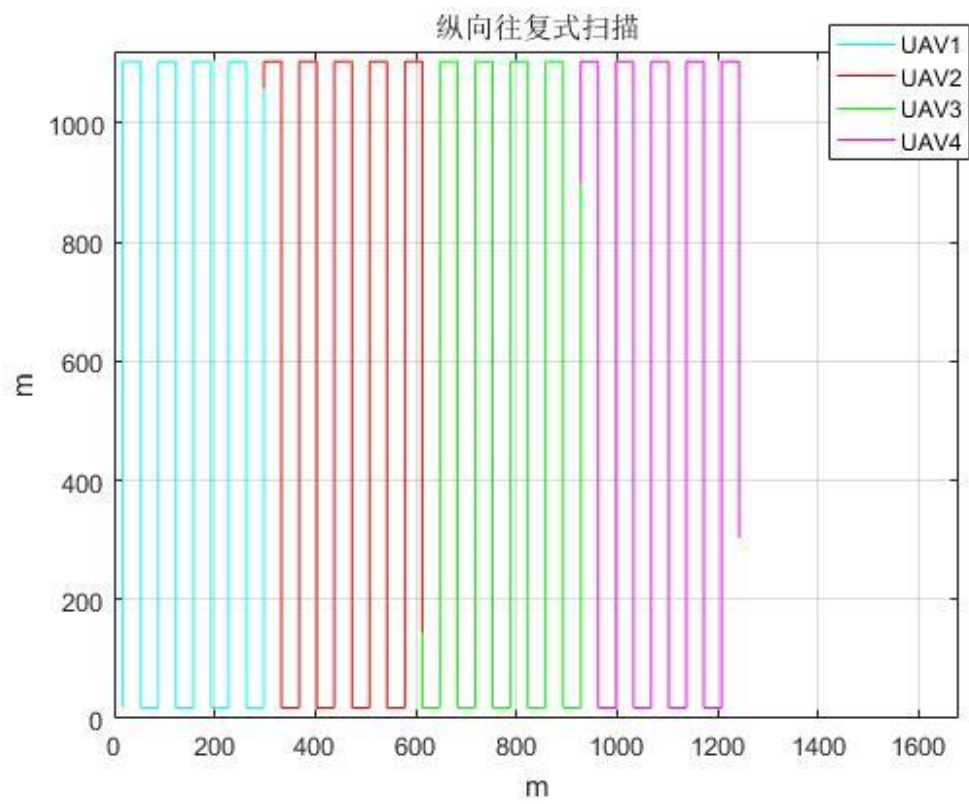
2.5.3 有无协同对比实验

为了验证本章提出的无人车载旋翼无人机集群系统相较于多旋翼无人机的优势，考虑在相同的实验条件下，利用一辆无人车携带四架旋翼无人机系统与四架旋翼无人机对目标区域进行侦察。

常见的区域覆盖路径规划方式有三种，分别是随机规划、往复式规划、螺旋式规划。随机规划是指运动体直接向前行驶，当运动体到达边界时以任意的角度掉头继续行驶；往复式规划是运动体沿某一方向直线行进，当到达边界时转弯 90° ，行走一段距离后，再转弯 90° ，沿着反方向直行；螺旋式规划是指运动体从区域边界线某一点出发，沿着边界行至一整圈快到起点时，继续沿着上次行走的路径作为边界行驶。由于随机规划的效率较低，所以本次实验四架旋翼无人机侦察路径规划考虑往复式规划和螺旋式规划两种方式。旋翼无人机集群往复式规划及螺旋式规划的仿真结果分别见图 2.12 和图 2.13。



(a) 横向往复式搜索



(b) 纵向往复式搜索

图 2.12 基于往复式规划的旋翼无人机集群路径

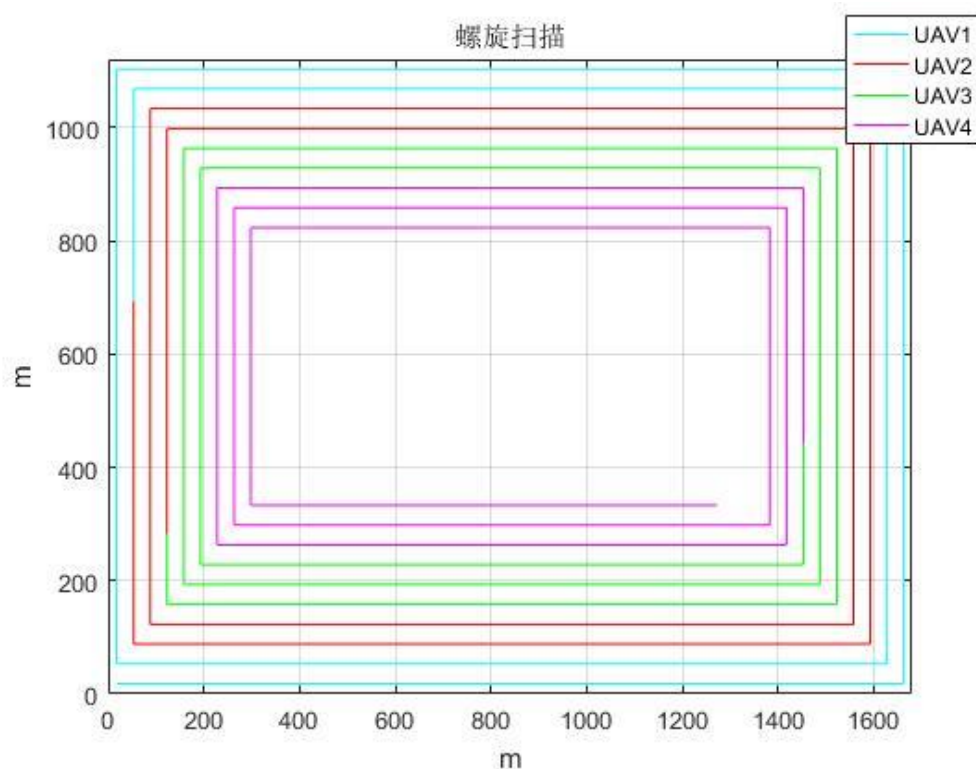


图 2.13 基于螺旋式规划的旋翼无人机集群路径

本章提出的基于子区域划分的协同路径规划仿真结果见图 2.13。

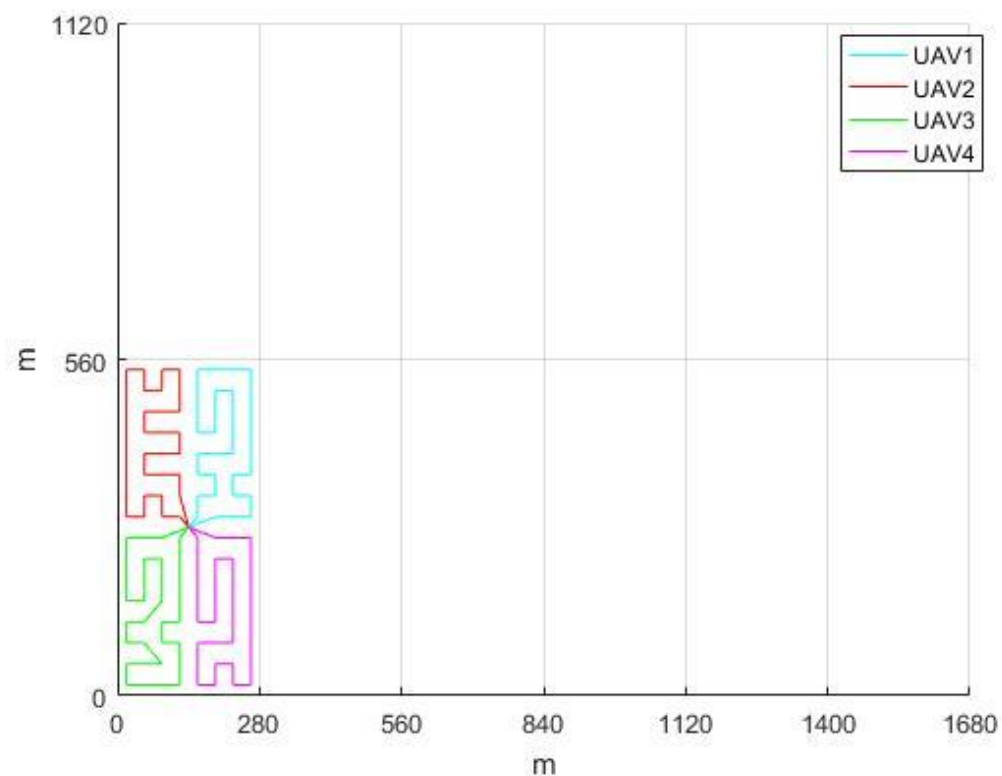


图 2.14 基于子区域划分的旋翼无人机集群路径

从图 2.12 与图 2.13 的结果可以看出,无论是采用往复式规划还是螺旋式规划,四架旋翼无人机均不能完成对目标区域的覆盖侦察。而根据图 2.14 可以得出目标区域一共被划分为 12 个相同尺寸的子区域(图中只显示了一个子区域内部旋翼无人机集群的路径),利用本文提出的无人车载旋翼无人机集群系统可以有效实现区域全覆盖。

2.5.4 不同侦察区域尺寸对比实验

为了验证本章算法能够适应不同尺寸的目标区域,考虑以下两种尺寸的待侦察区域:

- (1) 待侦察区域尺寸为 1680×1120 ,仿真结果如图 2.15 所示;
- (2) 待侦察区域尺寸为 3500×1750 ,仿真结果如图 2.16 所示。

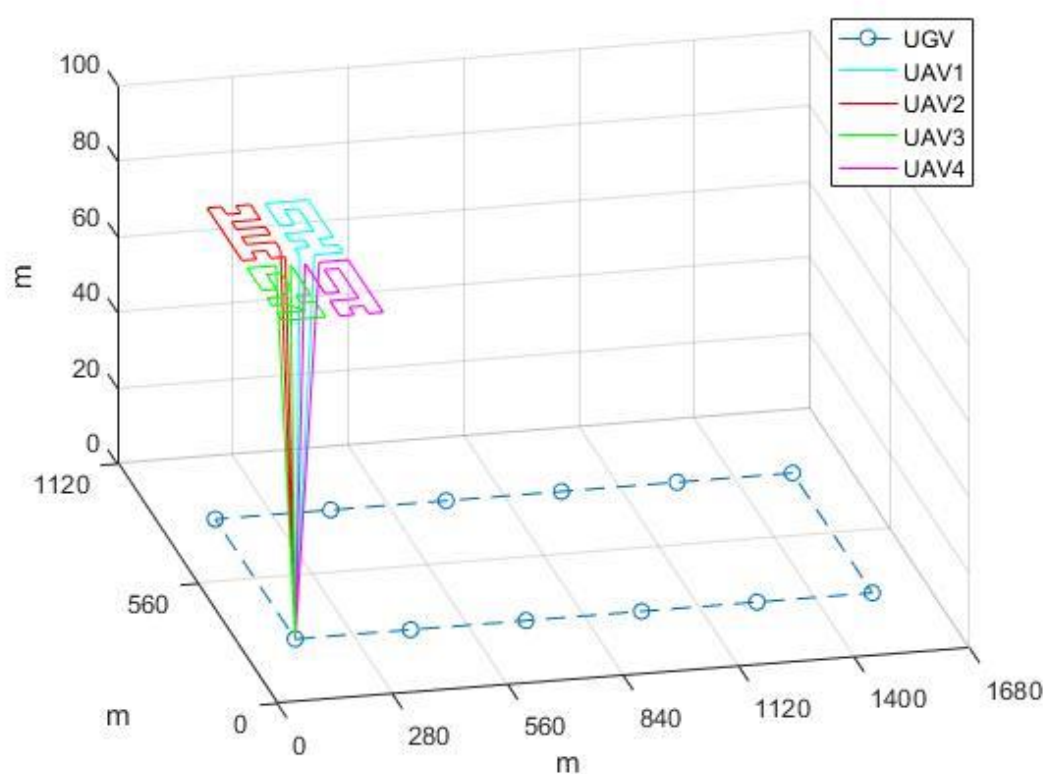


图 2.15 待侦察区域尺寸为 1680×1120 的协同路径规划结果

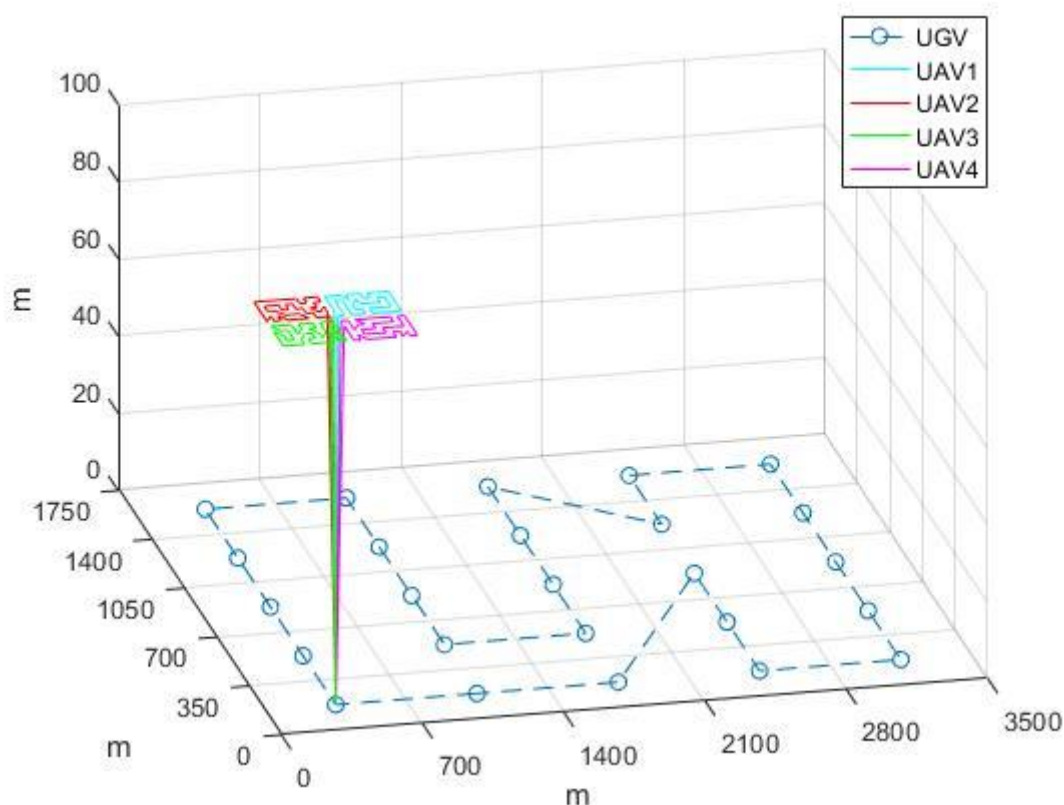


图 2.16 待侦察区域尺寸为3500×1750的协同路径规划结果

仿真图中蓝色虚线为无人车的行驶路线，蓝色圆点为无人车在子区域中的停靠点，也是旋翼无人机集群的起飞和降落点，实线为旋翼无人机集群的飞行路径，不同颜色的实线分别代表不同的旋翼无人机。从仿真图中可以看出，算法能够根据目标区域尺寸的不同，合理划分子区域大小，最终能够有效规划出旋翼无人机集群和无人车的行驶路径。

2.5.5 地面有障碍物的验证实验

2.5.4 节考虑了在地面无障碍物环境下的协同路径规划，为了使仿真环境更接近实际情况，本节实验设置了部分地面障碍物。障碍物尺寸设置为35×35，数量为 150 个。

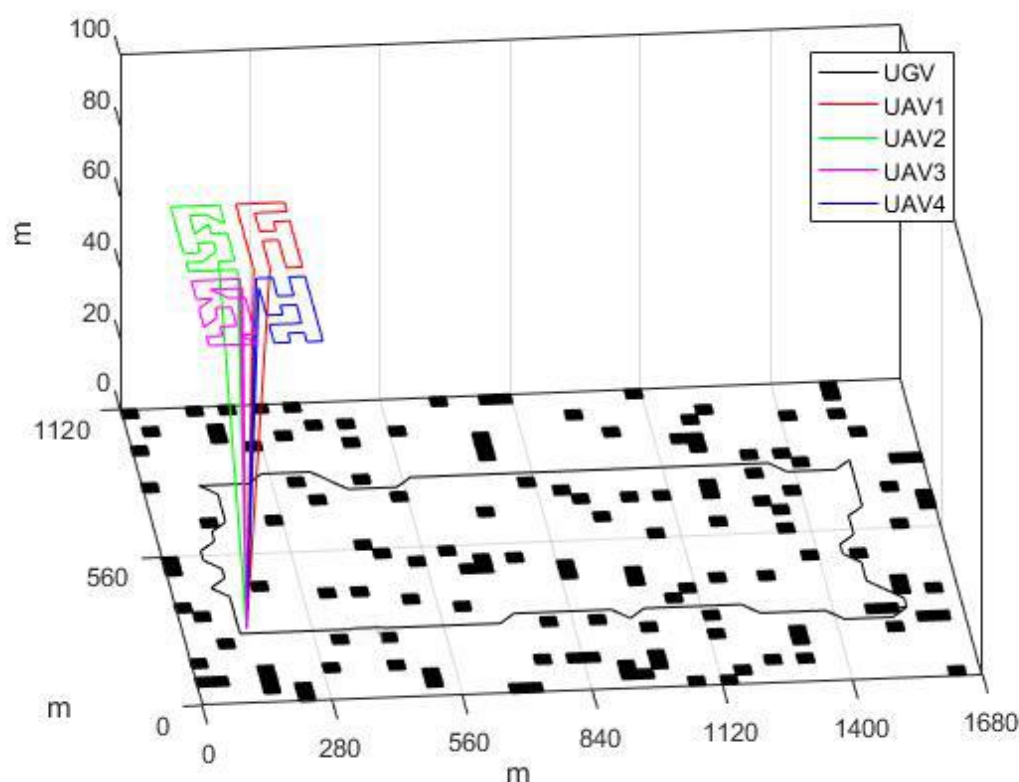


图 2.17 地面存在障碍物的协同路径规划结果

根据图 2.17 的协同路径规划仿真结果可知，在地面存在障碍物的情况下，本章提出的方法依旧能够规划出可行的无人车路径。

2.6 小结

本章针对大范围矩形区域覆盖侦察的空地协同路径规划问题，提出了一种基于子区域划分的协同路径规划方法。首先介绍了该算法的总体框架，主要包括待侦察点集的确定、子区域的划分、分区可行性验证、最优分区的确定以及有障碍时的局部路径调整这几个部分，然后详细介绍了每一部分的具体步骤，最后进行了改进前后蚁群算法对比实验、有无协同实验、不同侦察区域尺寸对比实验及地面有障碍物实验，充分验证了所提方法的各种性能。

3 面向优先侦察的空地协同路径规划技术研究

3.1 引言

单一的旋翼无人机由于续航约束往往难以实现对大范围区域内多任务点的侦察,采用旋翼无人机集群的方式在一定程度上扩大了可侦察的范围,但随着任务点数量的增多以及任务点分布区域范围不断扩大,将导致无法完成对所有任务点的侦察,因此本章将采用无人车载旋翼无人机集群系统实现协同侦察。

在完成协同侦察任务时,合理的路径规划能够有效提高侦察效率,是多无人系统执行侦察任务的关键技术之一。现有路径规划方案大多都针对能耗、飞行距离^[51-54]等无人机本身物理限制出发进行飞行路径优化,没有涉及任务点侦察优先级这一优化指标,从而导致规划路径不能反映侦察优先级特性^[55]。针对这个问题,本章节提出了一种基于任务优先级的空地无人系统侦察协同路径规划方法,通过将任务点优先级引入优化目标函数,使得紧急任务点被优先侦察,实现无人车和旋翼无人机集群的协同路径规划。

3.2 问题描述

本章考虑任务点的紧急程度与重要程度,将任务点优先级分为三个等级:不紧急、紧急和十分紧急。任务点越紧急,则优先级越高,应越早被侦察。在空地无人系统完成对不同优先级任务点的侦察时,旋翼无人机的数量和待侦察任务点的数量、位置以及优先级别都是已知的,无人车作为旋翼无人机集群的移动搭载平台,在行驶过程中可以为旋翼无人机集群更换电池,无人车的续航能力足以携带旋翼无人机集群完成整个侦察任务,但旋翼无人机的续航能力有限,当利用聚类算法对待侦察任务点进行划分后,旋翼无人机集群能够完成一个聚类内的任务点侦察,在对不同聚类内任务点侦察时,需要更换电池。空地无人系统侦察过程中,一辆无人车搭载多架旋翼无人机从初始位置出发,当行驶至一个聚类中心时,放飞旋翼无人机,旋翼无人机集群完成对该聚类内任务点的侦察后,降落至无人车上,由无人车携带旋翼无人机集群行驶到下一个聚类中心,并在行驶过程中对旋翼无人机更换电池,如此循环,无人车携带旋翼无人机集群完成对所有任务点的侦察后返回初始位置。

图 3.1 给出了空地无人系统协同侦察的示例图,可以看出无人车的路径规划属于典型的旅行商问题,旋翼无人机集群的路径规划属于多旅行商问题。如何确定聚类数量以及如何根据任务优先级对旋翼无人机集群进行路径规划是本章重点解决的问题。

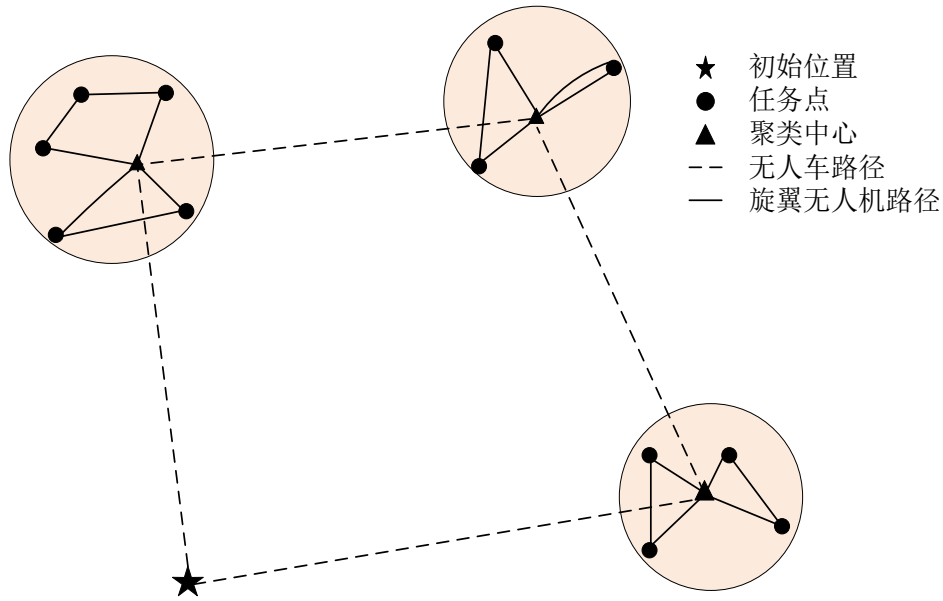


图 3.1 空地无人系统协同侦察示例图

3.3 约束条件分析

旋翼无人机的续航约束及无人车路径规划时需要满足的约束条件见 2.3 节。

由 3.2 节的描述可知，当无人车载旋翼无人机集群行驶至某一个聚类中心时，旋翼无人机集群起飞执行侦察任务，在所有任务点均被侦察后，旋翼无人机集群返回至无人车更换电池，准备对下一个聚类的任务点进行侦察。因此，旋翼无人机集群的路径规划属于多旅行商问题中的单仓库多旅行商问题(Single-Depot Multiple Travelling Salesman Problem, SD-MTSP)^[56]，设第 k 个聚类内共有 N_k 个任务点，聚类中心为 c_k ，旋翼无人机数量为 m ，当旋翼无人机 u 从任务点 i 飞到任务点 j 时， x_{ij}^u 的值为 1，否则为 0，则要满足如下条件：

$$\sum_{u=1}^m \sum_{i=1}^{N_k} x_{ij}^u = 1, \forall j = 1, 2, \dots, N_k \quad (3.1)$$

$$\sum_{u=1}^m \sum_{j=1}^{N_k} x_{ij}^u = 1, \forall i = 1, 2, \dots, N_k \quad (3.2)$$

$$\sum_{u=1}^m \sum_{i=1}^{N_k} x_{ic_k}^u = m \quad (3.3)$$

$$\sum_{u=1}^m \sum_{j=1}^{N_k} x_{c_k j}^u = m \quad (3.4)$$

式(3.1)与式(3.2)表示聚类内所有任务点的入度与出度为 1，也就是每个任务点只能

被侦察一次, 式(3.3)与式(3.4)表示聚类中心的入度与出度为 m , 即所有旋翼无人机必须从聚类中心出发, 且完成任务后返回聚类中心。

3.4 考虑任务优先级的协同路径规划方法

3.4.1 总体框架

针对实际应用中待侦察任务点存在不同紧急程度的问题, 本章提出一种考虑优先级的协同路径规划方法, 该方法主要包含两大部分: 任务点聚类和利用蚁群算法规划路径。其中任务点聚类是考虑到旋翼无人机的续航约束, 为了确保后续规划出的旋翼无人机飞行路径可行。利用蚁群算法规划路径时, 包含规划旋翼无人机的路径和规划无人车的路径, 在任务点聚类完成后, 首先规划旋翼无人机集群在每个聚类内的飞行路径, 只有每个聚类内的旋翼无人机集群路径均可行, 才进行无人车路径的规划。该方法主要步骤如下:

步骤(1) 利用聚类算法对任务点聚类, 初始聚类数量设置为 n ;

步骤(2) 规划第 k 个聚类内旋翼无人机集群的飞行路径;

步骤(3) 判断第(2)步规划出的飞行路径是否满足旋翼无人机的续航约束, 若满足, 转至步骤(5), 否则转至步骤(4);

步骤(4) 聚类数量加 1, 转至步骤(1);

步骤(5) 判断是否已规划所有聚类中旋翼无人机集群的飞行路径, 若是, 转至步骤(7), 否则转至步骤(6);

步骤(6) $k = k + 1$, 然后转至步骤(2);

步骤(7) 规划无人车的行驶路径。

方法流程如图 3.2 所示。

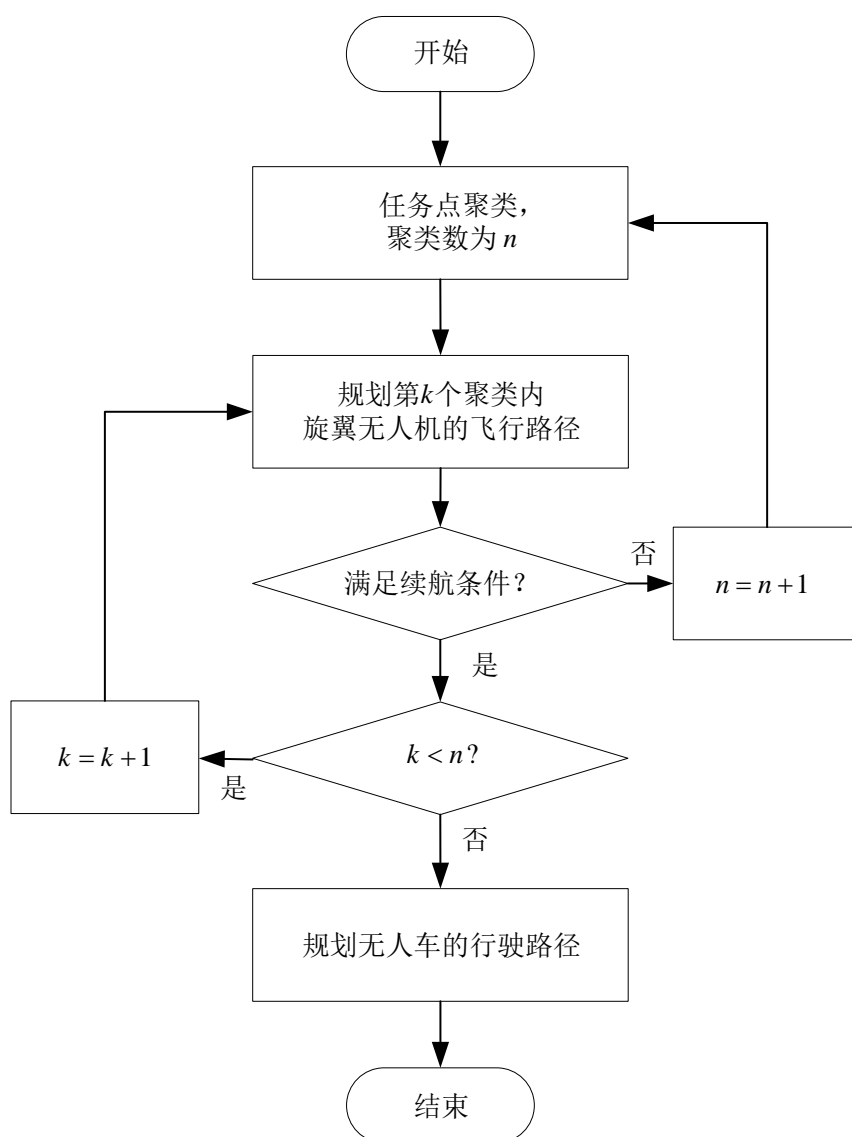


图 3.2 算法流程图

3.4.2 改进 K 均值聚类算法

在第二章中, 针对任务点均匀分布的覆盖侦察任务, 提出了侦察最小单元的概念, 并基于侦察最小单元对待侦察区域进行划分 (同时也是对任务分区), 确保旋翼无人机能在电量耗尽前侦察完一个子区域内的任务点, 并利用无人车对其进行充电, 从而有效扩大了旋翼无人机可侦察的范围。然而在本章提出的空地协同任务场景下, 待侦察任务点是随机散布在一片大范围区域内, 因此不能采取与前一章节相同的办法进行任务分区。对于两个距离较近的任务点, 在进行任务分区时, 它们被划分为同一个区域的概率较大, 而对于两个距离较远的任务点, 它们被分为两个区域的概率较大, 基于这个分区标准, 本章提出利用 K 均值聚类算法对任务点进行分区。

K 均值聚类算法是一种基于划分的无监督学习算法^[57], 其划分的依据为: 用数据点

与聚类中心之间的欧式距离作为评判数据对象间相似性的度量,若距离越近,则相似性越高,表明该数据点属于此聚类中心对应簇的可能性越大,距离越远,相似性越低,则数据点属于该聚类的可能性越小。根据欧式距离将所有数据点划分至离其最近的聚类中心所在簇后,重新确定新的聚类中心位置,当聚类中心不再发生变化时,停止聚类,得到最终的聚类结果。

将所有数据划分至对应簇后,将每个簇的质心作为新的聚类中心,新的聚类中心由式(3.5)求得:

$$c_k = \frac{1}{|C_k|} \sum_{i \in C_k} x_i \quad (3.5)$$

其中 c_k 为第 k 个聚类中心, C_k 为属于第 k 个聚类中心簇的所有数据点集, $|C_k|$ 为属于第 k 个聚类的数据数量, x_i 为数据 i 的位置信息。

通常根据误差平方和(Sum of Squared Error, SSE)来判断聚类中心是否改变,若聚类中心不变,则误差平方和也不再改变,误差平方和的计算如式(3.6)所示:

$$SSE = \sum_{k=1}^n \sum_{i \in C_k} |d_{ic_k}|^2 \quad (3.6)$$

其中 n 代表聚类数目, d_{ic_k} 为数据点 i 到聚类中心 c_k 的欧式距离。

K 均值聚类算法的步骤如下:

步骤(1) 确定聚类数量 n , 随机选取数据集中 n 个数据点作为初始聚类中心;

步骤(2) 计算其余数据点到每个聚类中心的距离,并按照距离将数据点分配给相应的簇,具体的做法是将数据点分配给离其最近的聚类中心对应的簇。

步骤(3) 根据式(3.5)计算新的聚类中心;

步骤(4) 根据式(3.6)计算误差平方和,并判断误差平方和是否改变,若不变则执行步骤(5),否则执行步骤(2)。

步骤(5) 停止聚类,将最后的结果作为最终的聚类结果。

K 均值聚类算法的流程图如图 3.3 所示。

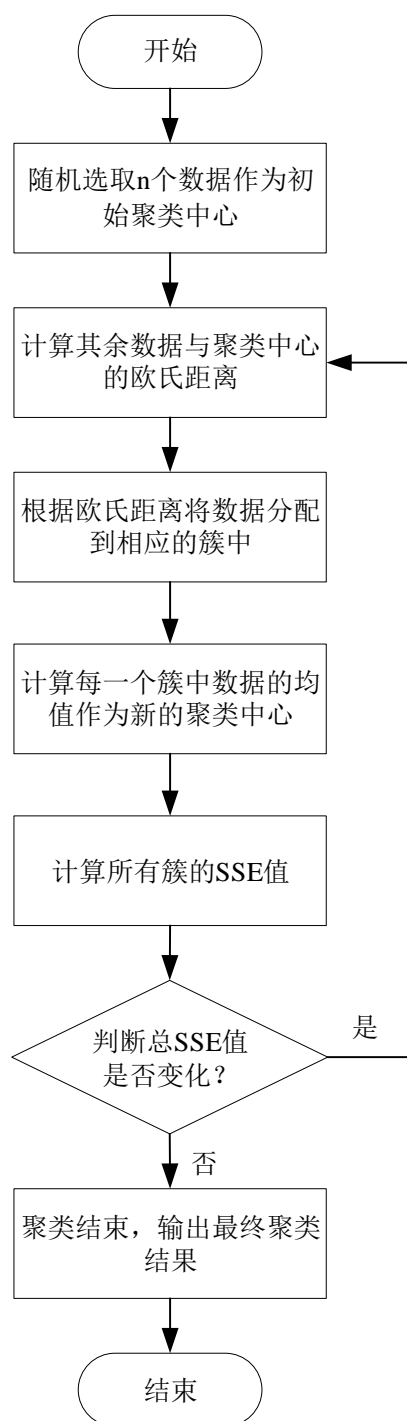


图 3.3 K 均值聚类算法流程图

最终的聚类效果受初始选取的聚类中心位置影响较大, 传统 K 均值聚类算法在选取初始聚类中心时, 采用的是随机选取的方式, 容易导致聚类结果随不同的初始聚类中心而波动, 针对这个问题, 通过改进初始聚类中心的选取方式对 K 均值聚类算法进行改进。

改进 K 均值聚类算法摒弃了任意选取 n 个数据点作为初始聚类中心的方法, 而是基

于初始聚类中心间的距离应尽可能远的原则选取 n 个初始聚类中心, 例如, 假设已经选取了 $k(1 \leq k < n)$ 个初始聚类中心, 则在选取第 $k+1$ 个聚类中心时, 会以较大概率选取距离当前 k 个聚类中心越远的点作为第 $k+1$ 个聚类中心。

数据点 i 被选中作为下一个聚类中心的概率为:

$$p_i = \frac{\min(d_{ic_k})}{\sum_{i \in S} \min(d_{ic_k})} \quad (3.7)$$

其中 $\min(d_{ic_k})$ 代表数据点 i 与当前已有聚类中心之间的最短距离 (即与最近的一个聚类中心的距离), S 代表数据点集合, 改进 K 均值聚类算法步骤如下:

步骤(1) 从数据集中随机选取一个数据作为第一个聚类的初始聚类中心;

步骤(2) 计算数据集中所有点与当前已有聚类中心之间的最短距离;

步骤(3) 根据式(3.7)计算所有数据点被选中的概率, 用轮盘赌方法选出下一个聚类中心;

步骤(4) 重复步骤(2)和步骤(3), 直至选出 n 个聚类中心;

步骤(5) 计算其余数据点到每个聚类中心的距离, 并将其分配至距离最小的聚类中心对应的簇中;

步骤(6) 根据式(3.5)计算新的聚类中心;

步骤(7) 根据式(3.6)计算误差平方和, 并判断误差平方和是否改变, 若不变则执行步骤(8), 否则执行步骤(5)。

步骤(8) 停止聚类, 输出最终聚类结果。

3.4.3 基于蚁群算法的集群协同路径规划

本章无人车的路径规划求解步骤同 2.4.6 节, 无人车的路径节点为各个聚类的聚类中心, 这里不再赘述。

本章旋翼无人机集群的路径规划问题属于多旅行商问题, 多旅行商问题的求解难点在于构建可行解, 此前已有学者研究了三种不同的遗传算法染色体编码方式用于生成可行解, 分别为: 单染色体编码、多染色体编码和两部分染色体编码^[58-60], 并且两部分染色体编码被证实效果更好, 因此本章效仿两部分染色体编码方法用于构建可行解, 可行解第一部分为所有城市的一个排列, 第二部分保存了若干个断点位置, 根据第二部分的断点位置对第一部分的排列进行分割, 从而得到每个旅行商的最终路径。

例如, 设出发点为 0, 需要访问的城市数量为 8, 用 1 至 8 对城市编号, 旅行商数量为 3, 假设一个可行解为(1,8,6,4,3,2,7,5;3,5), 分号前为可行解的第一部分, 分号后为可行解的第二部分, 三个旅行商的路径分别为: 第一个旅行商 $0 \rightarrow 1 \rightarrow 8 \rightarrow 6 \rightarrow 0$, 第二个旅行商 $0 \rightarrow 4 \rightarrow 3 \rightarrow 0$, 第三个旅行商 $0 \rightarrow 2 \rightarrow 7 \rightarrow 5 \rightarrow 0$, 该可行解对应的示意图见

图 3.4。

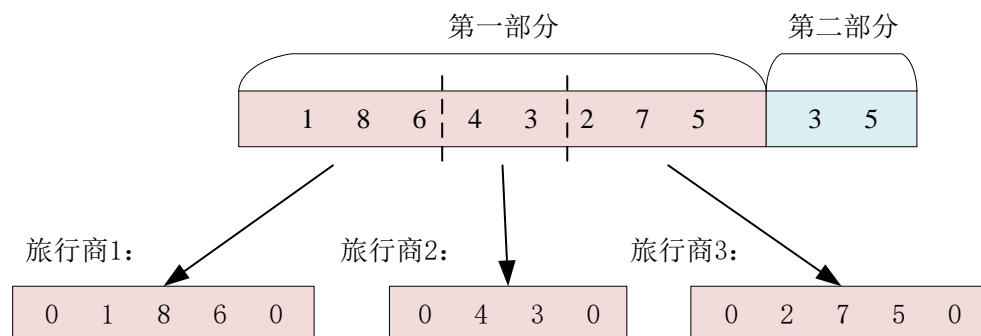


图 3.4 可行解示意图

传统蚁群算法在求解旅行商问题时，蚂蚁在信息素和启发函数的引导下生成一组各城市标号的十进制序列，它表示旅行商将按照该顺序依次访问各城市，然而对于本章节的多旅行商问题，可行解中还包含了断点位置，搜索可行解的具体过程与传统蚁群算法求解旅行商问题的搜索过程略有不同，具体过程如下：

步骤(1) 将蚂蚁放置在仓库，也就是某个聚类中心，并将聚类中心加入禁忌表内；

步骤(2) 按照式(2.14)计算从当前位置到每个可选任务点的转移概率，通过轮盘赌确定下一个待侦察的任务点，并将其添加至禁忌表内；

步骤(3) 重复步骤(2)直至所有任务点均被添加至禁忌表中，即表示所有任务点均被侦察，至此生成了可行解的第一部分；

步骤(4) 对于 m 个旅行商，由图 3.4 可知第二部分内应含有 $m-1$ 个断点位置，随机生成 $m-1$ 个不重复的十进制数字，将其作为断点位置，此时生成了一个可行解。

在步骤(4)中由于断点位置是随机生成的，使得算法的随机性有所增强。

目前大多路径规划问题常以总路径最短作为优化目标，然而在本章提出的基于任务优先级路径规划问题中，对于紧急的任务点，也就是优先级高的任务点，需要被及时侦察，因此对目标函数进行修改，假设聚类 k 内共有 N_k 个任务点，第 i 个任务点的优先级为 pr_i ，若其被分配给旋翼无人机 u ，则令 z_i^u 的值为 1，侦察次序为 s_i^u ，则目标函数为：

$$F = \sum_{u=1}^m \sum_{i=1}^{N_k} pr_i z_i^u s_i^u \quad (3.8)$$

通过将任务点优先级与侦察次序的乘积之和作为优化函数，在蚁群算法不断迭代寻优的过程中，使得优先级高的任务点优先被侦察。

3.5 仿真实验结果与分析

为验证本章提出的方法能在任务点紧急程度不同的情况下，尽可能优先侦察重要任务点，进行了有关的仿真实验，实验运行环境：Windows10 64bit; MATLAB R2016b; 4GB

内存;CPU 为 i5-3230M。

3.5.1 实验初始条件及参数设置

仿真实验中关于旋翼无人机的数量、飞行速度、飞行高度、最长飞行距离以及蚁群算法的参数等见表 3.1。

表 3.1 实验初始条件	
参数	数值
待侦察区域长 x_{\max}	6000
待侦察区域长 y_{\max}	6000
旋翼无人机数量 m	4
旋翼无人机速度 v_a	5.5
旋翼无人机满电量 E	100
旋翼无人机充电速度 β^+	0.015
旋翼无人机放电速度 β^-	0.055
蚂蚁数量 R	50
信息素重要程度因子 α	1
启发函数重要程度因子 β	5
信息素衰减系数 ρ	0.5
信息素释放总量 Q	1
最大迭代次数 N_{\max}	200
任务点数量	50

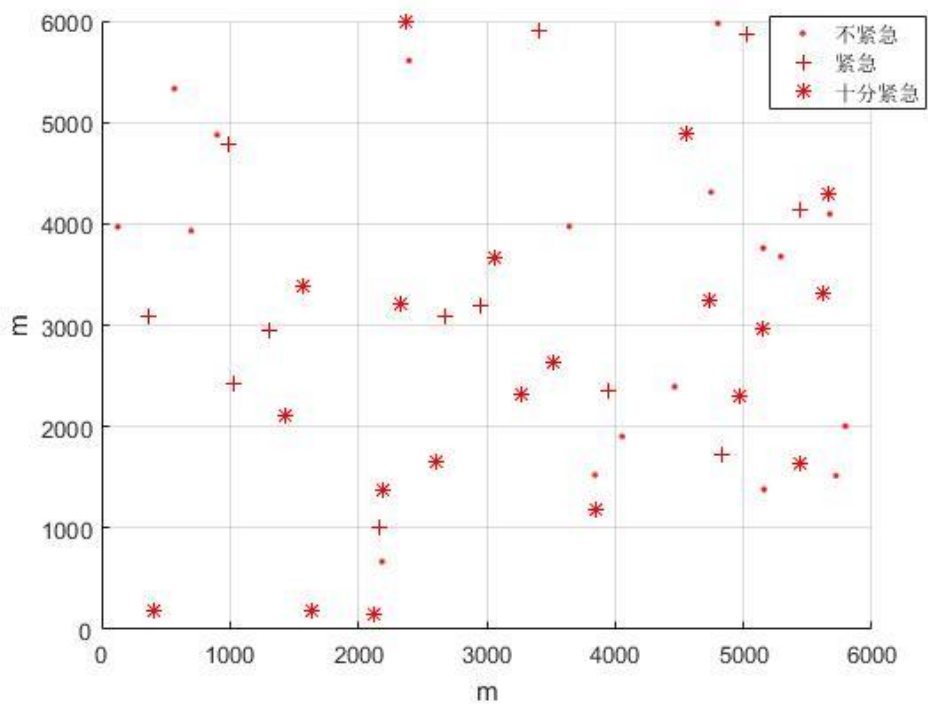


图 3.5 任务点在任务区域中的分布情况示意图

任务点分布情况见图 3.5，其中红色圆点代表不紧急的任务点，加号代表紧急的任务点，星号代表十分紧急的任务点。

3.5.2 不同算法对比实验

为了验证利用蚁群算法规划旋翼无人机集群路径时，能以较低的飞行代价尽可能优先侦察紧急任务点，采用遗传算法规划旋翼无人机集群路径作为对比方法。遗传算法的参数设置为：种群数量为 50，最大迭代次数为 200，交叉概率为 0.4，变异概率 0.1^[61]。

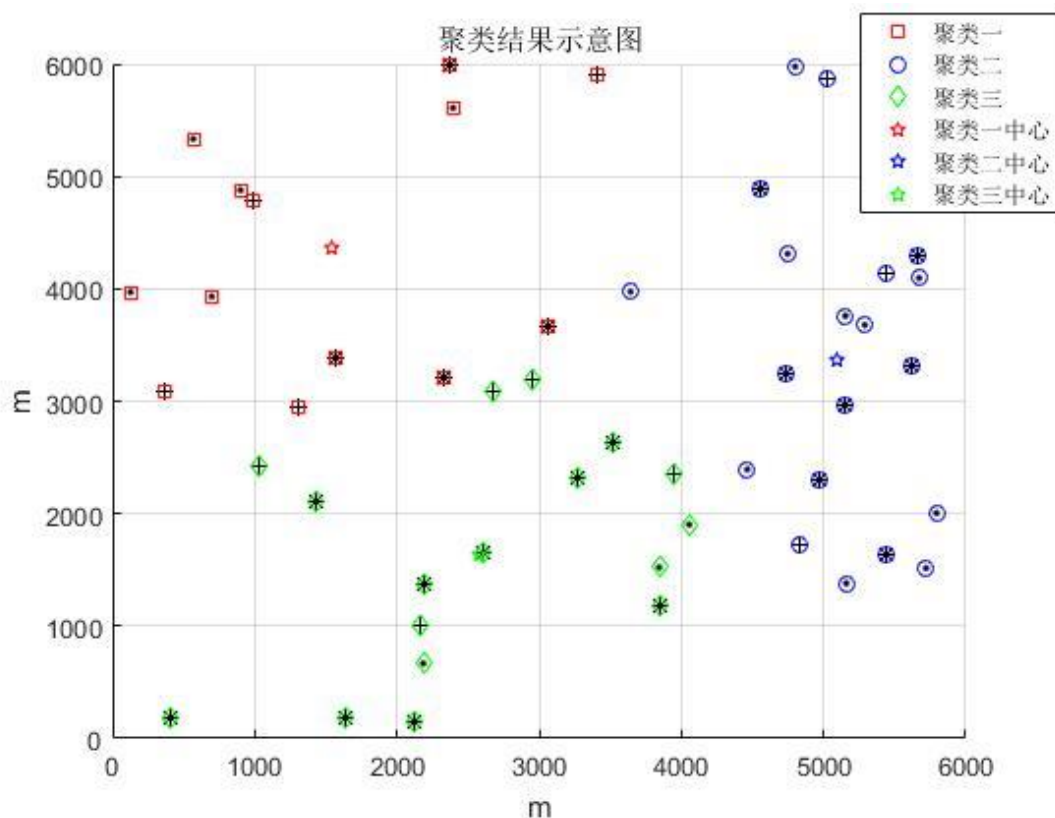


图 3.6 聚类结果示意图

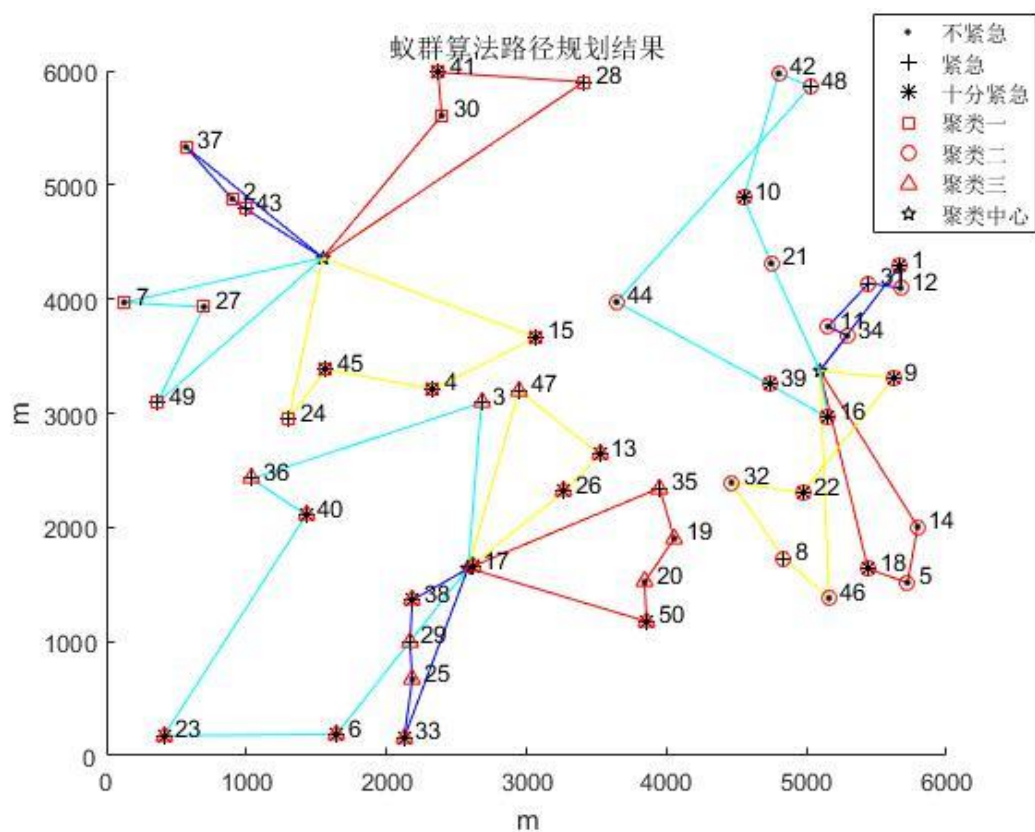


图 3.7 蚁群算法规划旋翼无人机集群路径结果

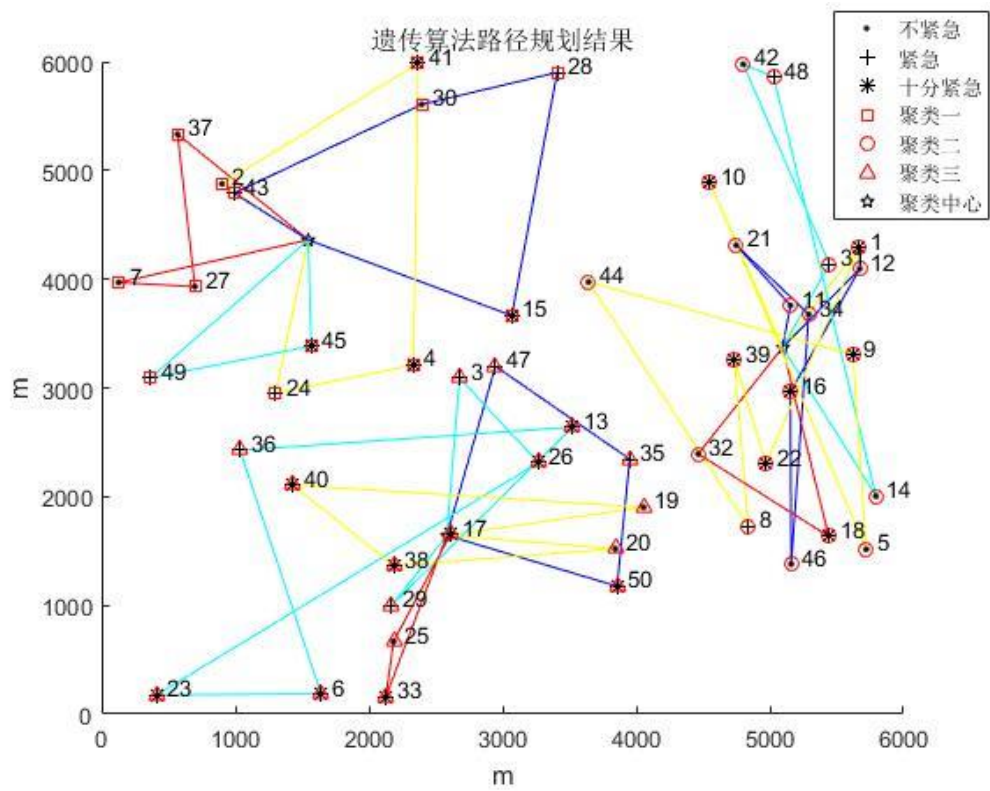


图 3.8 遗传算法规划旋翼无人机集群路径结果

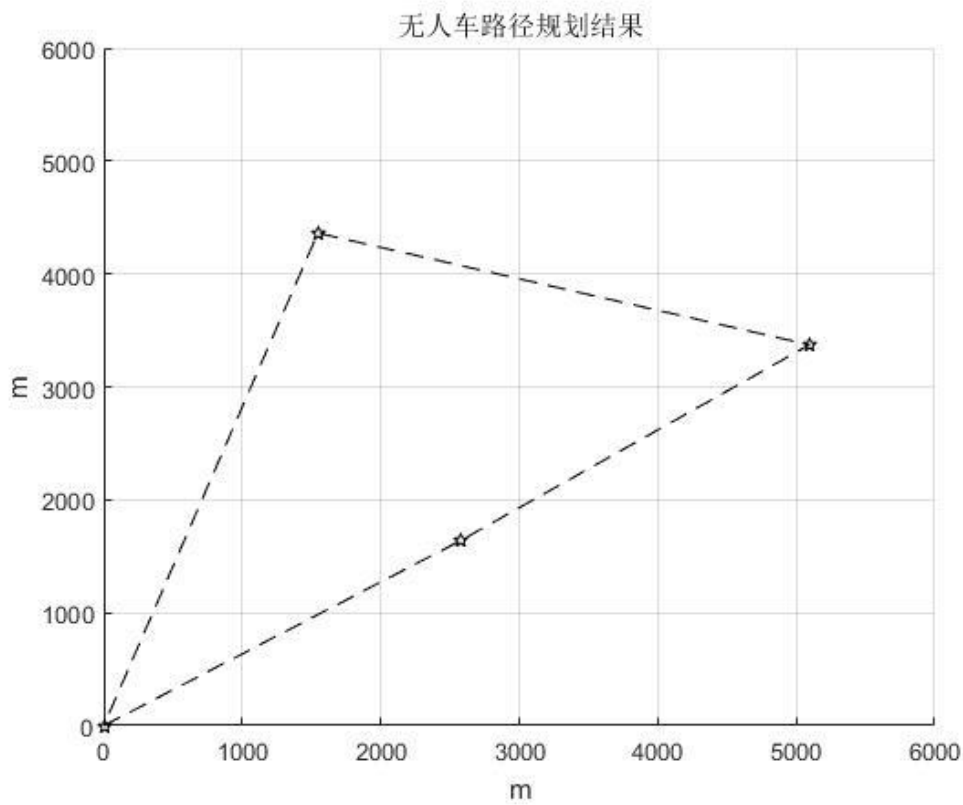


图 3.9 无人车路径规划

表 3.2 旋翼无人机集群在各聚类内任务点侦察次序

	UAV1	UAV2	UAV3	UAV4
聚类三	(17,38,29,25,33)	(6,23,40,36,3)	(47,13,26)	(35,19,20,50)
聚类二	(34,11,31,12,1)	(21,10,42,48,44,39,16)	(9,22,32,8,46)	(18,5,14)
聚类一	(43,2,37)	(7,27,49)	(24,45,4,15)	(30,41,28)

表 3.3 旋翼无人机集群在各聚类内任务点侦察次序

	UAV1	UAV2	UAV3	UAV4
聚类三	(47,35,50)	(29,13,36,6,23,26)	(3,19,40,38)	(20,17,25,33)
聚类二	(11,21,34,46,16,12)	(31,42,48,14)	(10,5,9,44,8,39,22,1)	(18,32)
聚类一	(43,30,28,15)	(49,45)	(24,4,41,2)	(27,37)

为了便于结果的显示，将无人车与旋翼无人机集群的路径规划结果分开显示。图 3.6 为聚类结果示意图，图 3.9 为无人车的路径规划结果，五角星代表无人车的路径节点。图 3.7 和图 3.8 分别为用蚁群算法规划旋翼无人机集群的仿真结果和用遗传算法规划旋翼无人机集群的仿真结果，图中数字代表任务点编号，五角星代表每个聚类的聚类中心，星号代表十分紧急的任务点，加号代表紧急的任务点，实心点代表不紧急的任务点，被正方形、圆形和三角形框选住的任务点分别代表其属于聚类一、聚类二和聚类三，实线为旋翼无人机的飞行路径，其中不同颜色代表不同旋翼无人机的路径。表 3.2 和表 3.3 分别为用蚁群算法和用遗传算法规划出的每个聚类内各旋翼无人机侦察任务点编号及侦察次序。

对比仿真图结果可以看出，在聚类数量相同的情况下，采用蚁群算法规划出的旋翼无人机集群路径的飞行代价明显低于利用遗传算法规划路径的飞行代价，这是因为蚁群算法在生成解时，会以较大概率选择距离短的任务点，从而使得旋翼无人机能够保证以较小的飞行代价优先侦察紧急任务点，而遗传算法在生成新解时的唯一标准是使得目标函数值尽可能小，因此当存在距离较近但优先级较低的任务点和距离远但优先级高的任务点时，遗传算法会优先侦察优先级高的任务点从而导致飞行代价较高。

3.5.3 不同任务点数量对比实验

为了验证本章提出的算法能适用于不同的任务点数量，本节将进行以下仿真实验：待侦察区域尺寸为 6000m×6000m，任务点数量设置为 70 个，旋翼无人机集群路径规划结果见图 3.12，无人车路径规划结果见图 3.13。

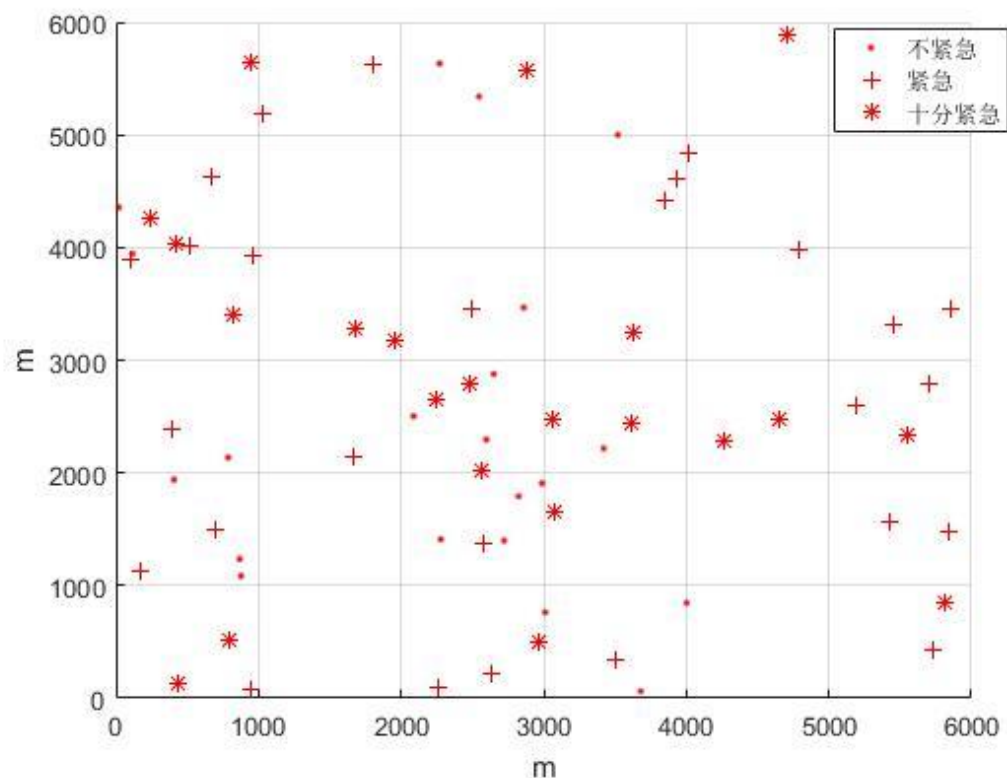


图 3.10 任务点在任务区域中的分布情况示意图

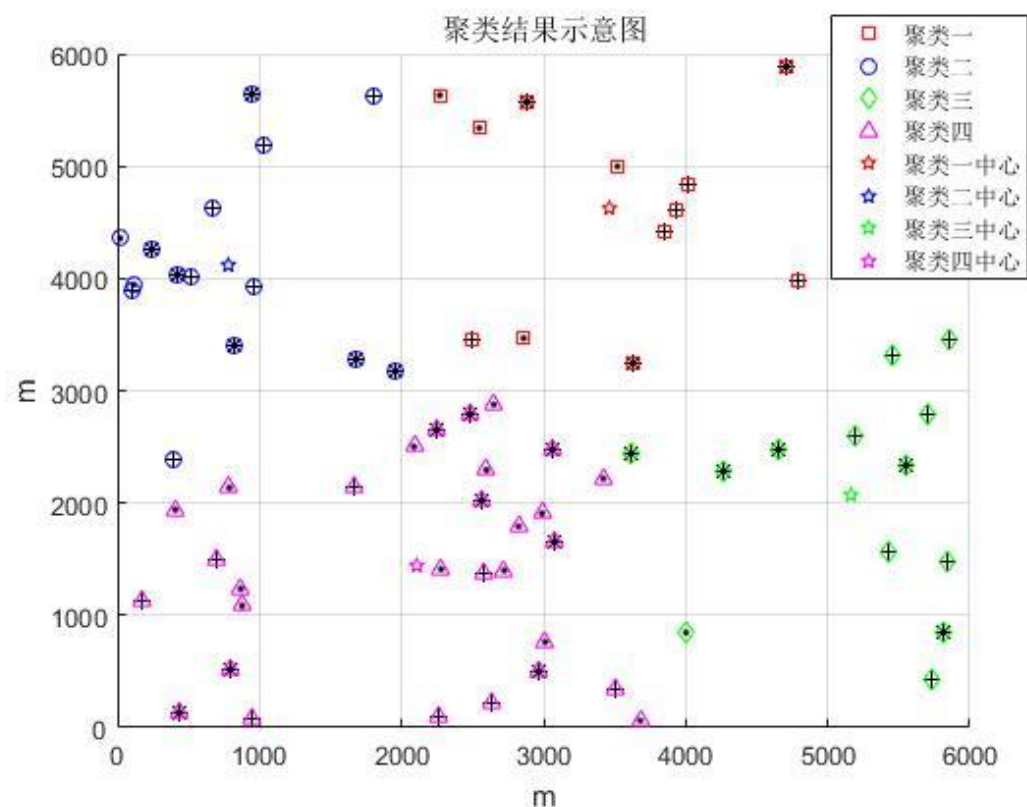


图 3.11 聚类结果示意图

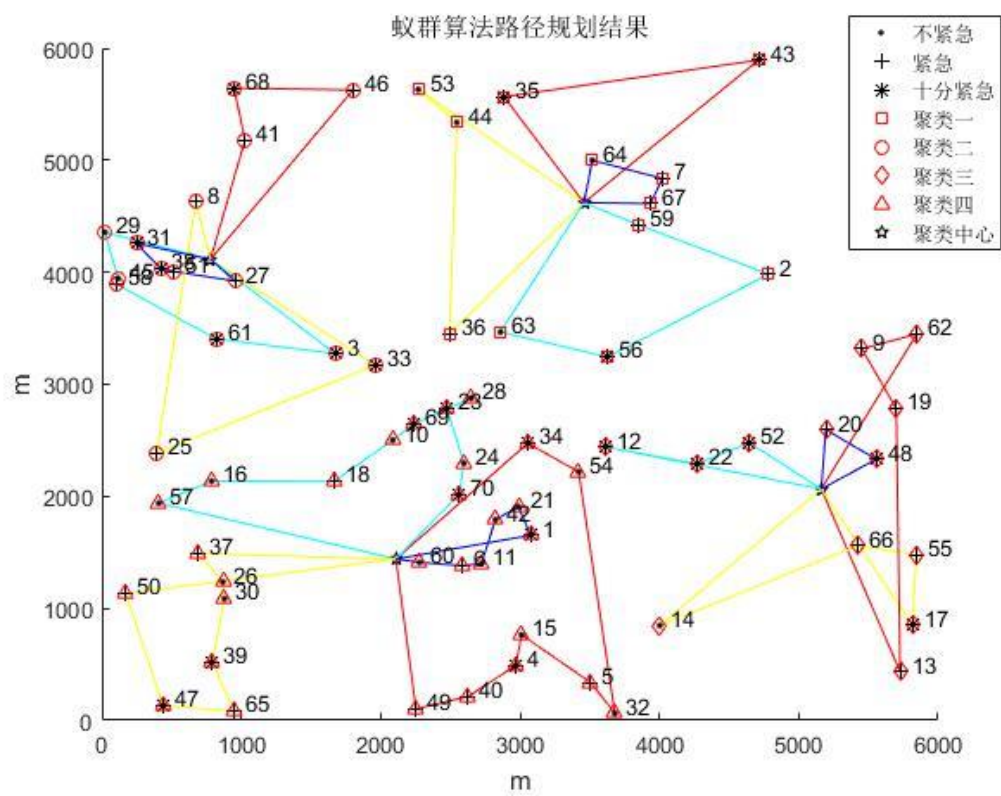


图 3.12 旋翼无人机集群路径规划

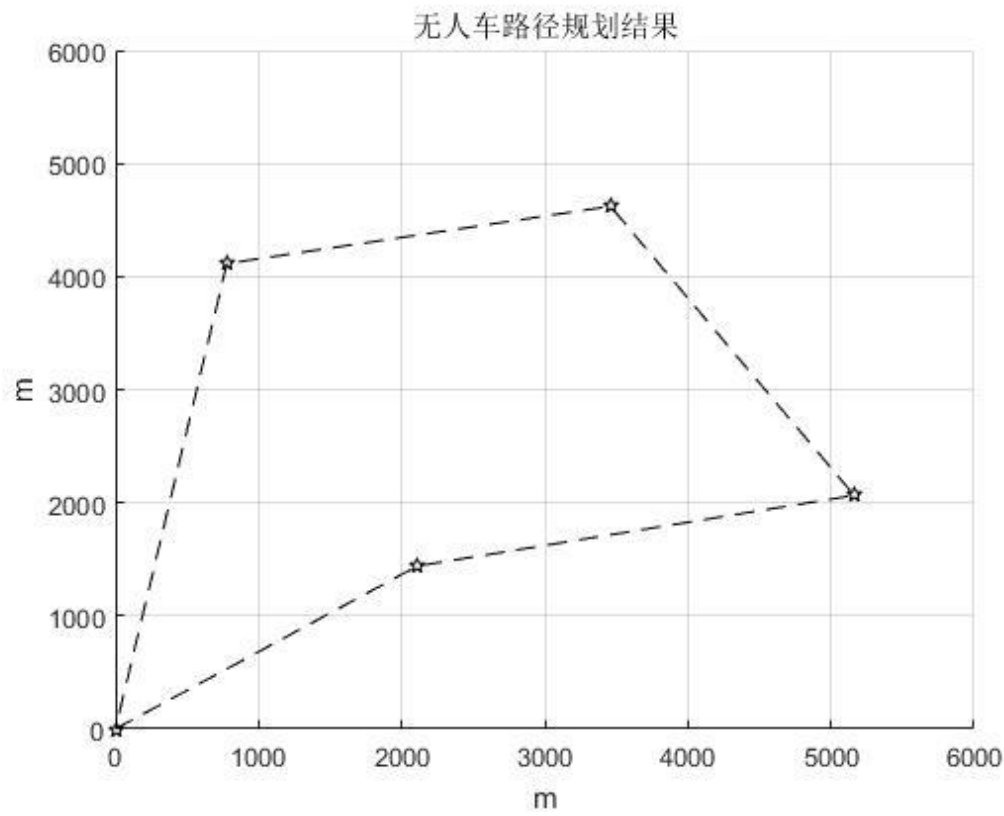


图 3.13 无人车路径规划

表 3.4 旋翼无人机集群在各聚类内任务点侦察次序

	UAV1	UAV2	UAV3	UAV4
聚类四	(60,6,11,42,21,1)	(70,24,23,28,69,10,18,16,57)	(37,26,30,39,65,47,50)	(49,40,4,15,5,32,54,34)
聚类三	(48,20)	(52,22,12)	(14,66,55,17)	(13,19,9,62)
聚类一	(64,7,67)	(59,2,56,63)	(36,44,53)	(35,43)
聚类二	(27,51,38,31)	(29,45,58,61,3)	(33,25,8)	(41,68,46)

由图 3.7 和图 3.12 可以看出，当任务区域为 6000m×6000m，任务点数量为 50 时，得出的聚类数量为 3，而根据图 3.6 和图 3.11 的结果可知，在相同尺寸区域下，当任务点数量增加至 70 时，算法得出的聚类数量为 4。从而可以得出结论，当待侦察区域尺寸一致时，随着任务点数量的增多，为了满足旋翼无人机续航约束，聚类数量也会有所增加，从而实现对旋翼无人机集群与无人车的路径规划。

3.5.4 不同任务区域尺寸对比实验

为了验证本文提出的算法能适用于不同尺寸的待侦察区域，本节将进行以下仿真实验：待侦察区域尺寸为 10000m×10000m，任务点数量为 70 个，任务点分布情况见图 3.14。

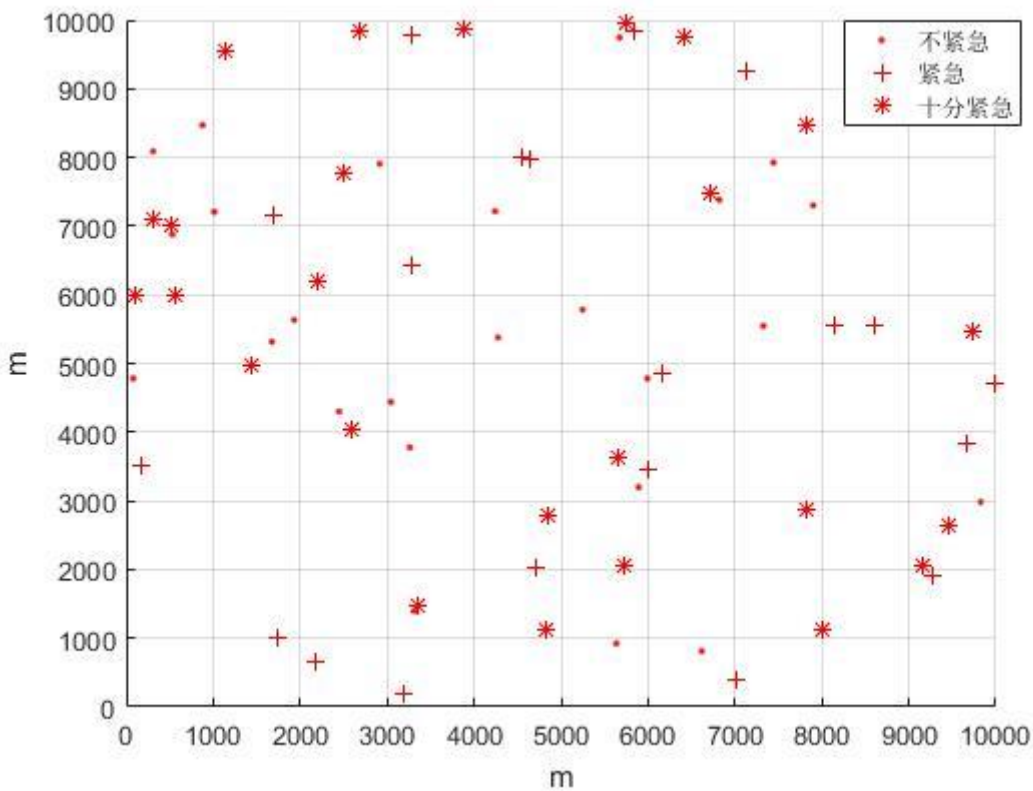


图 3.14 任务点在任务区域中的分布情况示意图

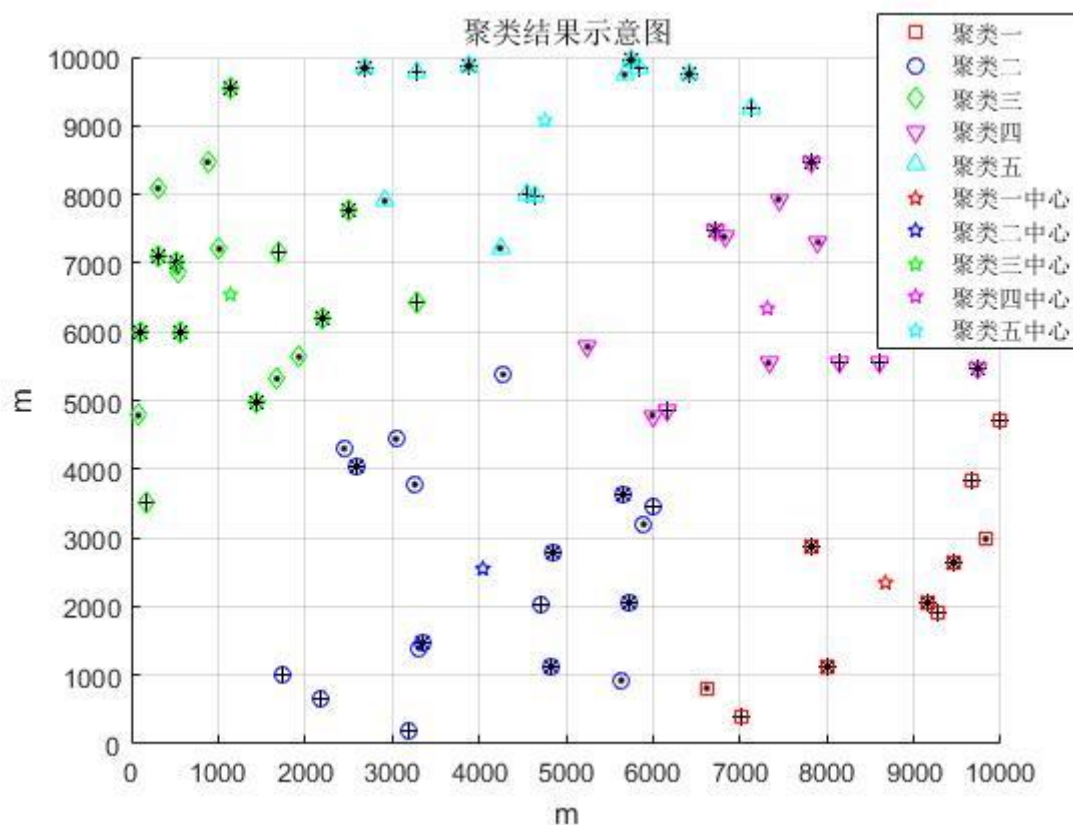


图 3.15 聚类结果示意图

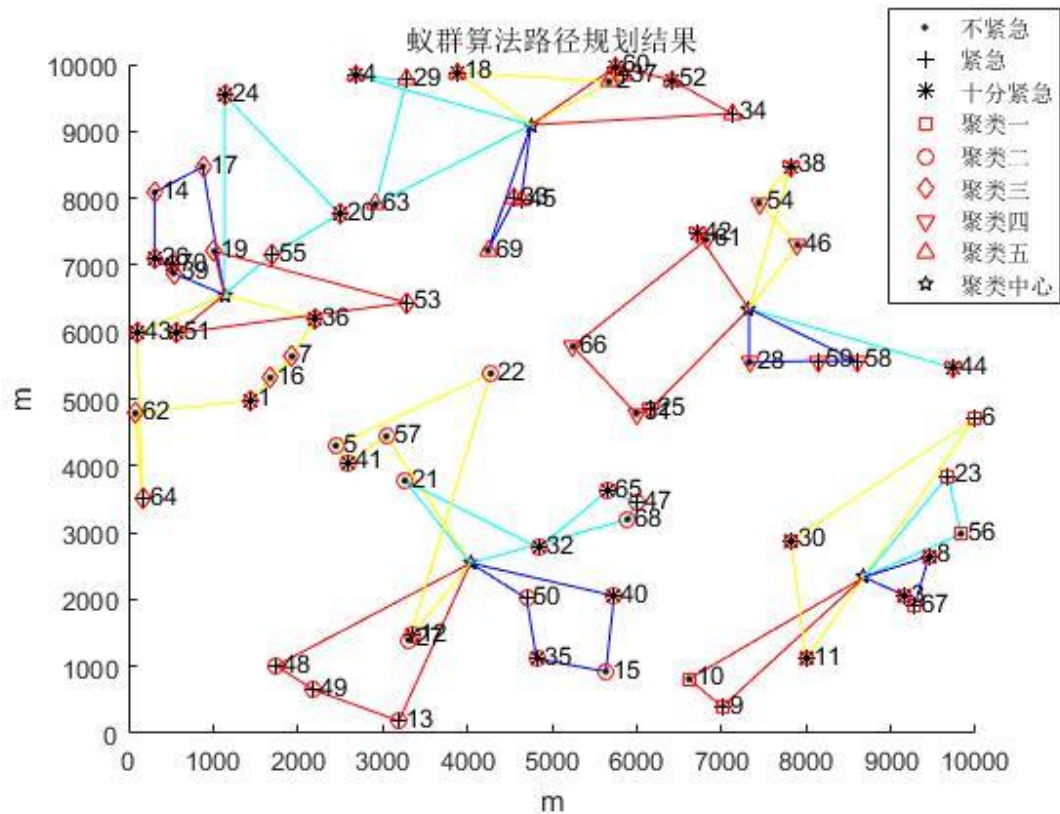


图 3.16 旋翼无人机集群路径规划

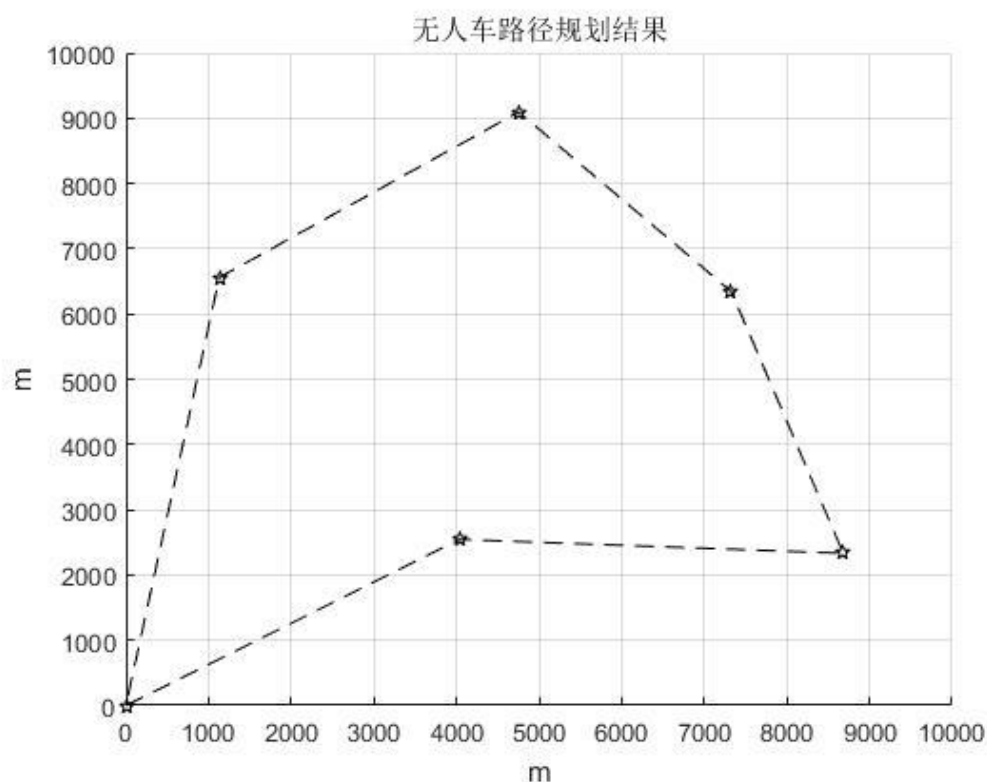


图 3.17 无人车路径规划

表 3.5 旋翼无人机集群在各聚类内任务点侦察次序

	UAV1	UAV2	UAV3	UAV4
聚类二	(50,35,15,40)	(68,47,65,32,21)	(57,41,5,22,27,12)	(13,49,48)
聚类一	(3,67,8)	(56,23)	(6,30,11)	(9,10)
聚类四	(28,59,58)	(44)	(46,54,38)	(42,61,66,31,25)
聚类五	(45,33,69)	(63,29,4)	(18,2,37)	(60,52,34)
聚类三	(39,70,26,14,17)	(24,20,55)	(36,7,16,1,62,64,43)	(51,53,19)

根据 3.4.3 的实验结果可知，当任务区域为 6000m×6000m，任务点数量为 70 时，得出的聚类数量为 4，而根据图 3.15 的结果可知，在任务点数量相同的情况下，当任务区域尺寸增加时，算法得出的聚类数量为 5。即在任务点数量相同时，本文提出的算法能够根据待侦察区域尺寸改变而确定合适的聚类数量，并能够规划出旋翼无人机集群以及无人车的路径。

3.6 小结

考虑到实际应用中待侦察任务点存在紧急程度不同的情况，本章提出任务点优先级的概念，用任务点优先级代替任务点紧急程度，任务点越紧急，则优先级越高，应越早被侦察。基于任务点优先级提出了一种协同路径规划方法，在该方法中，由于任务点是

随机散布在大范围区域内，因此提出利用改进 K 均值聚类算法对任务点进行分区，然后基于蚁群算法规划旋翼无人机集群的路径，将其建模为多旅行商问题进行求解，通过将任务点优先级引入优化目标函数，实现尽早侦察优先级高的任务点。最后，将该方法的实验结果与遗传算法结果进行对比，且进行了不同初始条件下的对比实验，证实本方法能依据任务优先级以较低飞行代价规划侦察次序，实现空地无人集群的协同路径规划。

4 面向协同察打的空地多无人平台路径规划技术研究

4.1 引言

随着实际需求的不断提升,任务点类型逐渐多样化,由于微小型旋翼无人机存在电量约束且带载能力弱,难以实现对多任务点的侦察且无法携带武器执行打击任务,故本章提出利用空地多无人平台协同完成对战场环境下的侦察与打击两类任务。

采用空地多无人平台进行协同察打时,无人车可以对旋翼无人机集群进行充电、释放回收与转移,有效延长了旋翼无人机的滞空时间。由于无人车的强带载能力使得其可以携带武器,故无人车在作为旋翼无人机移动充电站的同时还需对某些任务点进行攻击。实际作战时为了保护无人车,往往当被攻击点在武器的射程范围内即可进行打击而非抵近打击,因此需要对无人车的路径进行调整。

4.2 问题描述

针对侦察与打击两种任务类型,考虑到旋翼无人机存在负载能力弱、电量受限的问题,而无人车带载能力强,基本不受电量约束,为充分发挥两种无人平台的各自优势,提出利用旋翼无人机执行侦察任务,而无人车在作为旋翼无人机集群移动搭载平台的同时负责对目标点进行打击,从而有效提高了任务完成的效率。在实施打击任务时,只要无人车进入打击任务点的打击半径即可进行攻击。

在路径规划开始前,旋翼无人机的数量和任务点的数量、位置以及类型都是已知的。由于旋翼无人机的电量约束,需要对任务点进行聚类分区,确保旋翼无人机能在电量耗尽前完成一个分区内的侦察任务。当旋翼无人机集群起飞后,无人车在原地等待旋翼无人机集群完成任务后再去执行打击任务。旋翼无人机集群完成一个聚类内的任务点侦察后,在被无人车转移至下一个聚类时需要更换电池。

根据前面的描述,空地多无人平台协同察打的路径规划问题可以描述为:一辆无人车搭载多架旋翼无人机从初始位置出发,当行驶至一个聚类中心时,放飞旋翼无人机,无人车在原地等待,旋翼无人机集群完成对该聚类内任务点的侦察后,降落至无人车上,由无人车携带旋翼无人机集群行驶到下一个聚类中心或前往执行打击任务,并在行驶过程中对旋翼无人机更换电池,直至无人车完成所有的打击任务且旋翼无人机集群完成所有的侦察任务后,无人车载着旋翼无人机集群返回初始位置认为一次任务完成。

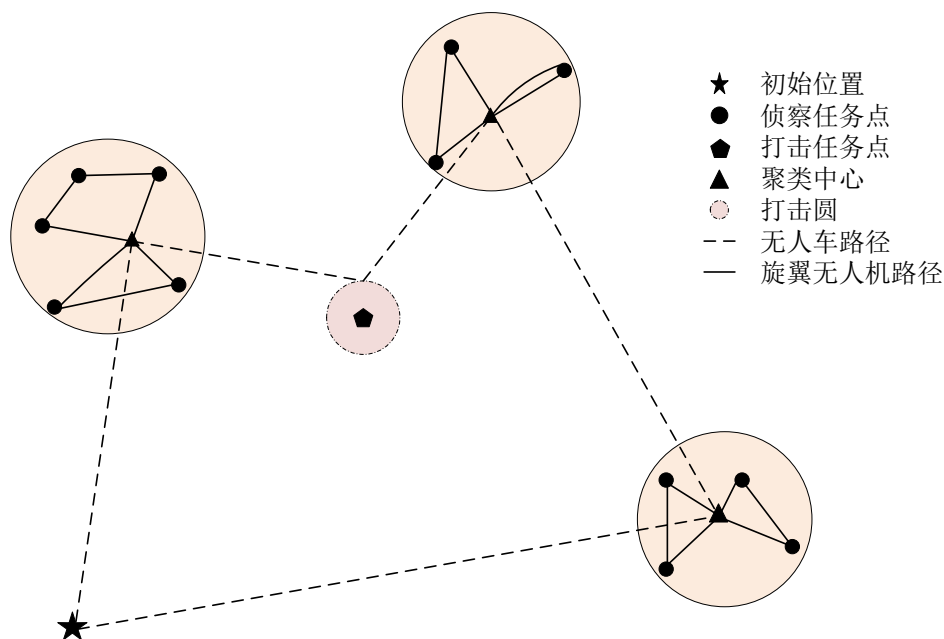


图 4.1 空地无人系统协同察打示例图

图 4.1 给出了空地无人系统协同察打的示例图，可以看出无人车的路径规划属于典型的旅行商问题，旋翼无人机集群的路径规划属于多旅行商问题。如何确定聚类数量、如何根据打击半径局部调整无人车路径以及如何以最小飞行代价对旋翼无人机集群进行路径规划是本章重点解决的问题。

4.3 约束条件分析

面向协同察打的地空地多无人平台路径规划问题中，旋翼无人机与无人车的约束条件见同 3.3 节，由于本章提出无人车携带武器进行打击，因此无人车还需满足打击半径约束条件。

在无人车行驶过程中，当被打击任务点进入武器射程范围内时无人车可停下开始攻击，即以无人车为中心，携带武器的射程范围为半径画圆，当无人车行驶至圆内（包括圆周）出现需要打击的任务点时，无人车可执行打击任务。因此本章根据武器射程范围提出了打击半径的概念，在数值上，打击半径与武器射程范围是相等的，以被打击任务点为中心，打击半径为半径画圆，当无人车行驶至圆内，即无人车进入打击任务点的打击半径时，该任务点也在武器的射程范围内。需满足式(4.1)：

$$\|\mathbf{P} - \mathbf{A}_t\|^2 \leq r^2, t=1, 2, \dots, z \quad (4.1)$$

其中 \mathbf{A}_t 为第 t 个被打击任务点坐标， \mathbf{P} 为无人车坐标， r 为打击半径， z 为需要打击的任务点数量。

4.4 基于多任务类型的协同路径规划方法

4.4.1 总体框架

针对侦察和打击两种不同类型的任务点,本章提出一种基于多任务类型的协同路径规划方法,初始时根据不同的任务类型进行任务分配,而后进行协同路径规划。由于旋翼无人机的续航约束,为保证完成任务,首先需要对任务点进行聚类分区才能规划旋翼无人机集群的飞行路径,当所有聚类内旋翼无人机的路径均可行,此时无人车的路径节点才被确定,规划出无人车的路径后,需要根据打击半径对每个被打击任务点处的路径进行调整。具体步骤如下:

步骤(1) 根据任务类型进行任务分配,无人车负载能力强,负责携带武器实现对任务点的打击,旋翼无人机集群视野范围广阔,负责侦察任务点;

步骤(2) 利用聚类算法对任务点聚类,初始聚类数量设置为 n ;

步骤(3) 规划第 k 个聚类内旋翼无人机集群的飞行路径,旋翼无人机集群的路径规划问题属于多旅行商问题,为缩短任务时间,提出了一种两阶段蚁群算法最小化集群中旋翼无人机的最长飞行距离;

步骤(4) 判断第(3)步规划出的飞行路径是否满足旋翼无人机的续航约束,若满足,转至步骤(6),否则转至步骤(5);

步骤(5) 聚类数量加1,转至步骤(2);

步骤(6) 判断是否已规划所有聚类中旋翼无人机集群的飞行路径,若是,转至步骤(8),否则转至步骤(7);

步骤(7) $k = k + 1$,然后转至步骤(3);

步骤(8) 规划无人车的行驶路径,从而得到无人车各路径节点的访问顺序;

步骤(9) 根据打击半径对无人车的局部路径进行调整。规划出无人车路径后,根据无人车携带武器的射程范围对路径进行局部调整,从而得出最终的协同路径规划结果。

方法流程如图4.2所示。关于聚类算法的介绍及无人车的路径规划前文已经详细说明,后文重点介绍两阶段蚁群算法规划旋翼无人机集群路径问题及如何基于打击半径调整无人车路径。

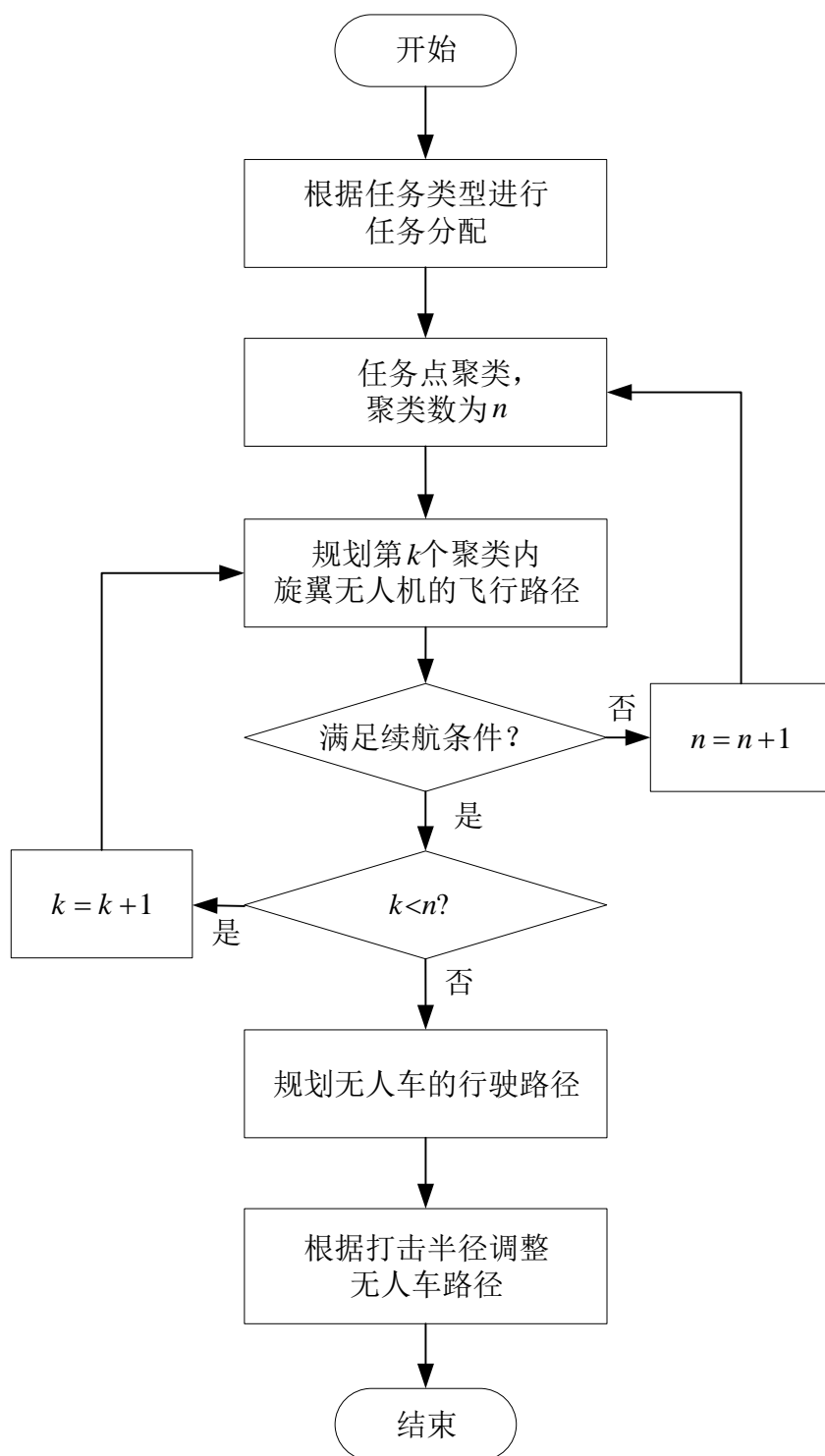


图 4.2 方法流程图

4.4.2 两阶段蚁群算法规划旋翼无人机集群路径

由 4.2 节可知，任务完成时间为无人车在聚类中心和被打击任务点间移动的总时间与旋翼无人机集群完成对所有聚类内任务点侦察的总时间之和，为了最小化任务时间，需要尽可能缩短无人车的行驶时间及旋翼无人机的飞行时间。由于只有当集群中所有旋

翼无人机都返回至无人车上时,无人车才出发前往下一地点,故每个聚类内旋翼无人机集群的飞行时间取决于最后降落的旋翼无人机,也就是取决于最长的飞行路径,因此本节将以最小化最长子路程作为目标规划每个聚类内的旋翼无人机集群路径。

本章旋翼无人机集群的路径规划问题属于多旅行商问题,以最小化旋翼无人机集群中最长子路程作为目标规划出各旋翼无人机的路径,为了求解该问题,提出了一种两阶段蚁群算法,第一阶段旨在求解得到遍历所有城市路径最短的一个访问序列,将其作为得出可行解的第一部分,第二阶段在此基础上充分搜索可行的若干个断点位置,通过不断迭代寻优,从而得出最终解。

设旋翼无人机数量为 m ,任务点数量为 N_k ,不同于第一阶段生成一组序列,第二阶段需要生成 $m-1$ 个断点位置,因此初始信息素和启发函数的设置以及信息素的更新等均有所改变。

假设由第一阶段得出的一个访问序列为 $(q_1, q_2, \dots, q_{N_k})$,设某一个断点位置为 b_i ,表示将访问序列从 q_{b_i} 和 q_{b_i+1} 处断开,某一架旋翼无人机侦察完任务点 q_{b_i} 后返回至聚类中心,另一架旋翼无人机从聚类中心起飞后侦察任务点 q_{b_i+1} 及其后续任务点。

则初始信息素设置为:

$$\tau_{b_i} = \frac{1}{d_{q_{b_i}, c_k} + d_{q_{b_i+1}, c_k} - d_{q_{b_i}, q_{b_i+1}}} \quad (4.2)$$

其中 τ_{b_i} 表示断点位置为 b_i 的信息素浓度, $d_{q_{b_i}, c_k}$ 表示从任务点 q_{b_i} 到聚类中心 c_k 的距离,

$d_{q_{b_i+1}, c_k}$ 表示从任务点 q_{b_i+1} 到聚类中心的距离。通过将信息素浓度设置为与断点处新生成路径的长度和原路径长度之差的变量,使得在生成初始解时,路径差值小的断点被选中的概率较大。

传统蚁群算法中启发函数被设置为两个节点欧式距离的倒数,从而引导蚂蚁以较大概率选择距离近的节点作为下一个访问的位置,在第二阶段求解断点位置时,将启发函数设置为:

$$\eta_{b_i b_j} = \frac{1}{d_{q_{b_i+1}, c_k} + d_{q_{b_j}, c_k} + d_{q_{b_i+1}, q_{b_j}}} \quad (4.3)$$

$$d_{q_{b_i+1}, q_{b_j}} = \sum_{v=b_i+1}^{b_j-1} d_{q_v, q_{v+1}} \quad (4.4)$$

其中 $\eta_{b_i b_j}$ 表示当前断点为 b_i 时,选择 b_j 作为下一断点位置的启发函数, $d_{q_{b_i+1}, q_{b_j}}$ 为第一阶段访问序列对应两个断点位置间的总距离。

为了缩短任务时长,需要最小化旋翼无人机集群中的最长飞行距离,因此目标函数

设置为:

$$f = \max(l_u) \quad (4.5)$$

$$l_u = \sum_{j=1}^{N_k} \sum_{i=1}^{N_k} x_{ij}^u d_{ij} + \sum_{i=1}^{N_k} x_{ic_k}^u d_{ic_k} + \sum_{j=1}^{N_k} x_{c_k j}^u d_{c_k j} \quad (4.6)$$

其中 l_u 为第 u 架旋翼无人机的飞行距离。传统蚁群算法中,蚂蚁在经过路径上释放的信息素与蚂蚁走过的总路径长度有关,在该问题中,为了最小化最长子路径,进行如下修改:

$$\Delta \tau_{b_i}^k = \begin{cases} Q/\max(l_u) & \text{第} k \text{只蚂蚁选择} b_i \text{为断点位置} \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (4.7)$$

算法步骤如下:

步骤(1) 初始化蚁群算法各参数;

步骤(2) 根据式(2.14)计算当前可达路径节点的转移概率,按照轮盘赌方法选择蚂蚁下一步访问的节点,并将该节点放至禁忌表内,重复该步骤直至所有节点均被遍历一遍然后回到初始节点,这样就生成了一条可行的路径,记录该可行路径的总长度,并清空禁忌表,为下一次迭代做准备;

步骤(3) 根据式(2.16)至式(2.18)对路径上的信息素进行更新;

步骤(4) 判断是否达到最大迭代次数,若未达到,则迭代次数加 1,转至步骤(2);若达到,转至步骤(5);

步骤(5) 将最后一次迭代得到的最短路径作为可行解的第一部分;

步骤(6) 用式(4.2)和式(4.3)替代式(2.14)中的信息素浓度及启发函数,计算出下一个断点位置被选择的概率,并用轮盘赌方法进行选择,直至生成 $m-1$ 个断点位置;

步骤(7) 根据式(2.16)、式(2.17)和式(4.7)更新信息素;

步骤(8) 判断是否达到最大迭代次数,若达到执行步骤(9),否则执行步骤(6);

步骤(9) 将最短子路径对应的 $m-1$ 个断点位置作为第二阶段的最优解,并将其与解的第一部分组合作为最终的最优解输出。

4.4.3 基于打击半径调整无人车路径

由于无人车进入目标点打击半径范围内即可停下进行攻击,故需要在每个被打击任务点处对无人车路径节点进行局部调整,使其在满足式(4.1)条件下无人车的路径最短。打击半径的存在使得目标点不再是一个精确位置,而是落在一个邻域内,使得现有的各类方法不再适于求解该问题,因此本章提出将该问题建模为最优化问题进行求解。

最优化问题的模型一般由约束集 x 和目标函数 f 组成,约束集 x 包含所有可用的决

策 x ，函数 $f(x)$ 将 X 的元素映射到实数集上，表示决策 x 带来的成本损失，该模型旨在找出一个最优决策，即 $x^* \in X$ ，并且满足

$$f(x^*) \leq f(x), \quad \forall x \in X \quad (4.8)$$

根据上述原理，本章无人车调整路径节点问题的模型为：

$$\min f(\mathbf{x}) = \sqrt{\|\mathbf{P}_{i-1} - \mathbf{x}\|^2} + \sqrt{\|\mathbf{P}_{i+1} - \mathbf{x}\|^2} \quad (4.9)$$

$$s.t. \|\mathbf{A}_i - \mathbf{x}\|^2 \leq r^2 \quad (4.10)$$

其中 \mathbf{A}_i 表示某个需要打击的任务点 A_i 坐标， \mathbf{x} 为待求解的调整后的无人车路径节点坐标，式(4.10)的存在确保了求解出的路径节点落在目标点打击半径内。假设 P_{i-1} 和 P_{i+1} 分别为无人车行驶路径中被打击任务点 A_i 的前一个路径节点和后一个路径节点，式(4.9)中 \mathbf{P}_{i-1} 和 \mathbf{P}_{i+1} 分别表示 P_{i-1} 和 P_{i+1} 的坐标，式(4.9)和式(4.10)表示需要求解出一个落在打击半径内，且使得局部路径 $P_{i-1} \rightarrow A_i \rightarrow P_{i+1}$ 最短的位置坐标。通过对每一个被打击任务点建立如式(4.9)和式(4.10)的数学模型并求解，从而完成对无人车路径的调整。

4.5 仿真实验结果与分析

为验证本章提出的方法能合理规划旋翼无人机集群及无人车的路径，并能根据打击半径适当调整无人车路径，进行了有关的仿真实验，实验运行环境：Windows10 64bit; MATLAB R2016b; 4GB 内存; CPU 为 i5-3230M. 根据打击半径调整无人车路径时，在 Matlab 环境下使用凸优化工具箱 CVX 进行求解。

4.5.1 实验初始条件及参数设置

仿真实验中关于旋翼无人机的数量、飞行速度、飞行高度、最长飞行距离以及蚁群算法的参数等见表 4.1，任务点在任务区域内的分布情况见图 4.4，其中绿色圆点表示需要侦察的任务点，红色圆点代表需要打击的任务点。

表 4.1 实验初始条件

参数	数值
待侦察区域长 x_{\max}	6000
待侦察区域长 y_{\max}	6000
旋翼无人机数量 m	4
旋翼无人机速度 v_d	5.5
旋翼无人机满电量 E	100
旋翼无人机充电速度 β^+	0.015
旋翼无人机放电速度 β^-	0.055
蚂蚁数量 R	50
信息素重要程度因子 α	1
启发函数重要程度因子 β	5
信息素衰减系数 ρ	0.5
信息素释放总量 Q	1
最大迭代次数 N_{\max}	200
待侦察任务点数量	45
需要打击的任务点数量	5

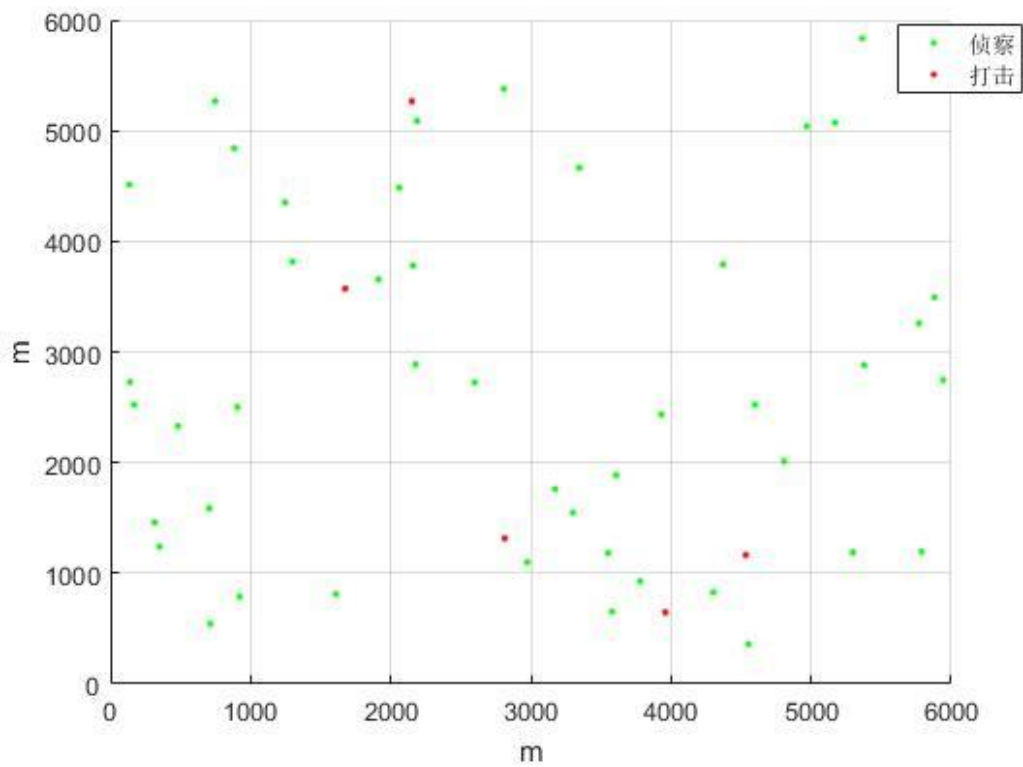


图 4.4 任务点在任务区域中的分布情况示意图

4.5.2 不考虑打击半径的仿真实验

为便于与考虑打击半径的实验结果进行对比，本节进行了不考虑打击半径时的仿真实验。待侦察任务点的聚类结果如图 4.5 所示。由图可知，所有待侦察任务点被聚为两类，被红色方形框起来的任务点属于聚类一，被蓝色圆形框起来的任务点属于聚类二，红色星型和蓝色星型分别表示聚类一和聚类二聚类中心。

图 4.6 展示了在图 4.5 聚类结果下的旋翼无人机集群的路径规划结果，被方形框起来的任务点属于聚类一，被圆形框起来的任务点属于聚类二，彩色实线为旋翼无人机的飞行路径，其中不同的颜色代表不同的旋翼无人机。

图 4.7 为不考虑打击半径时的无人车路径规划结果，其中红色圆点为需要打击的任务点，黑色星型为聚类中心，黑色实线为无人车的路径。

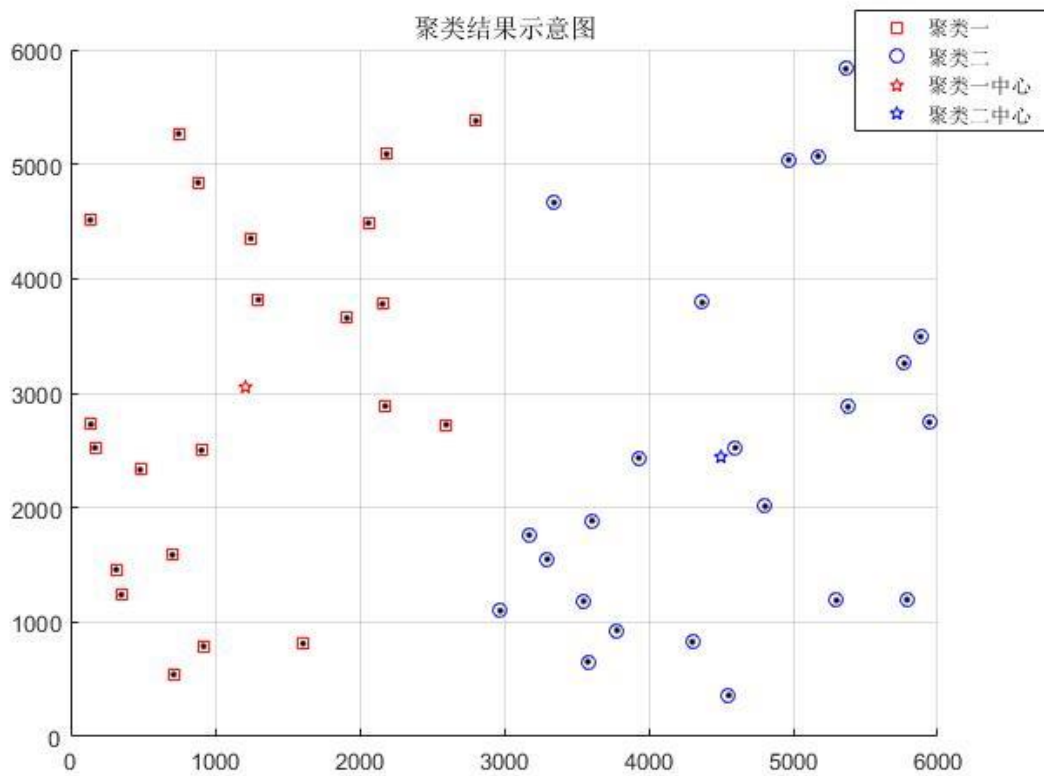


图 4.5 聚类结果示意图

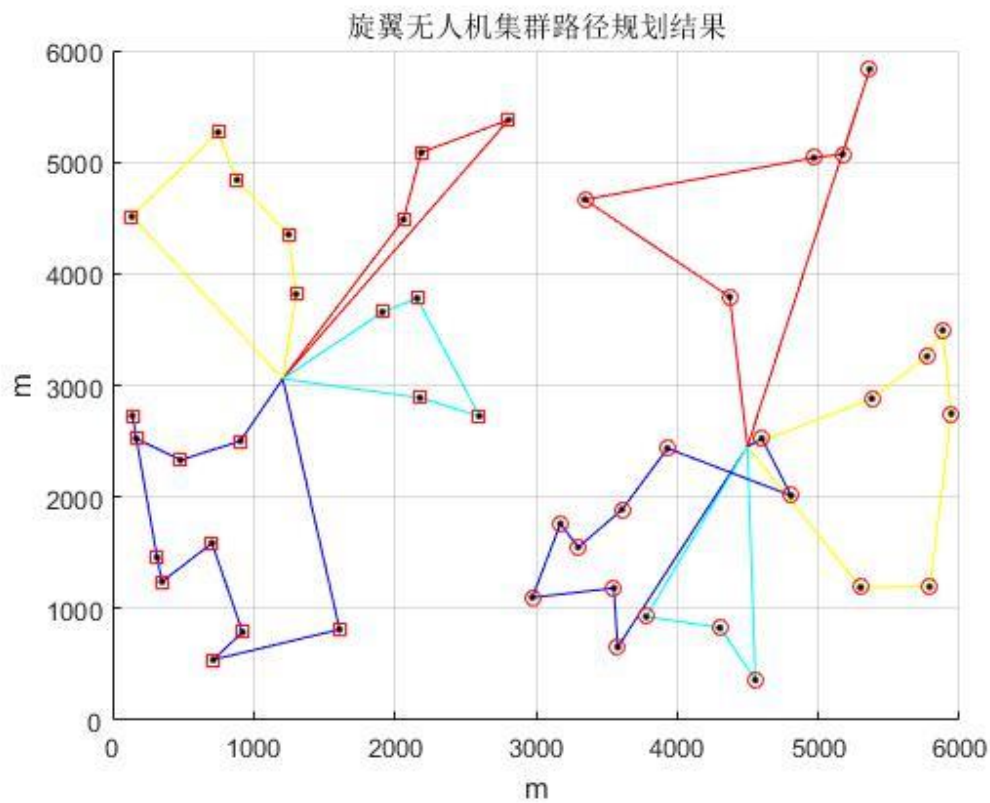


图 4.6 旋翼无人机集群路径规划结果

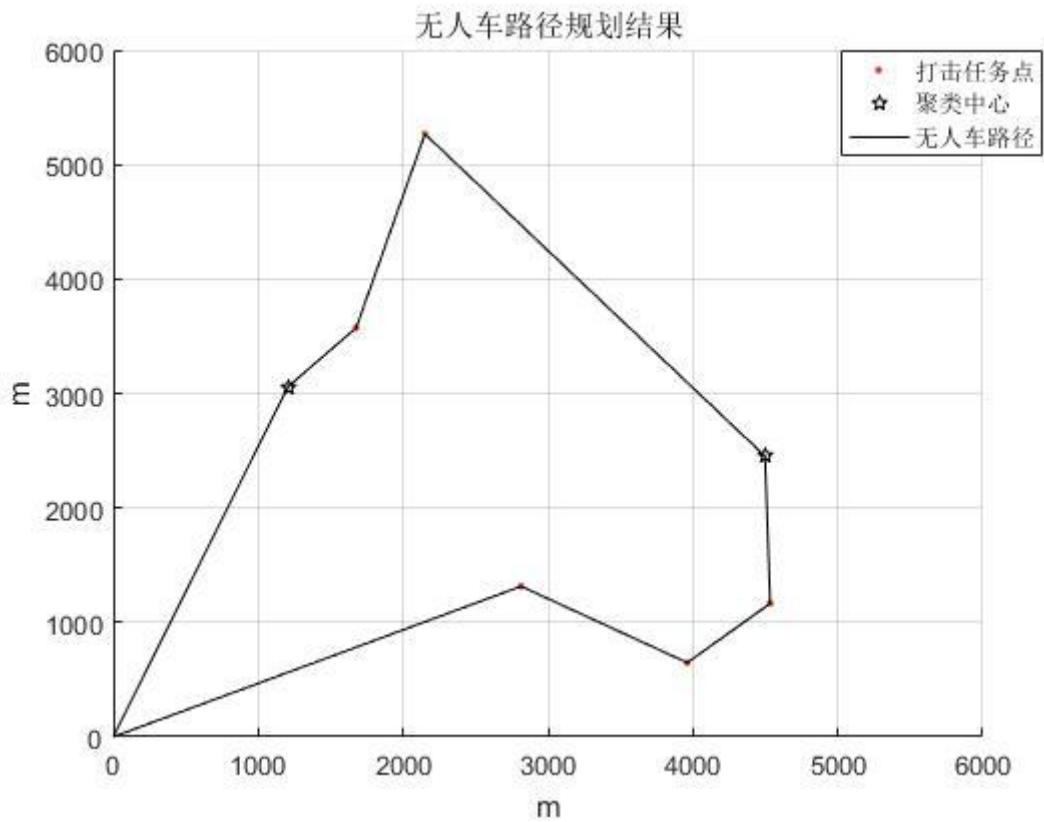


图 4.7 无人车路径规划结果

4.5.3 考虑打击半径的仿真实验

为了验证本章算法能有效规划无人车与旋翼无人机集群的路径,并能根据打击半径合理调整无人车的实际行驶路径,考虑在不同打击半径条件下进行了有关仿真实验。

聚类结果及旋翼无人机集群路径规划结果分别见图 4.5 和图 4.6。图 4.8 为打击半径 $r=300$ 时无人车路径规划结果,图 4.9 为打击半径 $r=800$ 时无人车路径规划结果,黑色圆点代表需要打击的任务点,红色圆点代表调整后的无人车路径节点,黑色星型为聚类中心,黑色实线为无人车的行驶路径。

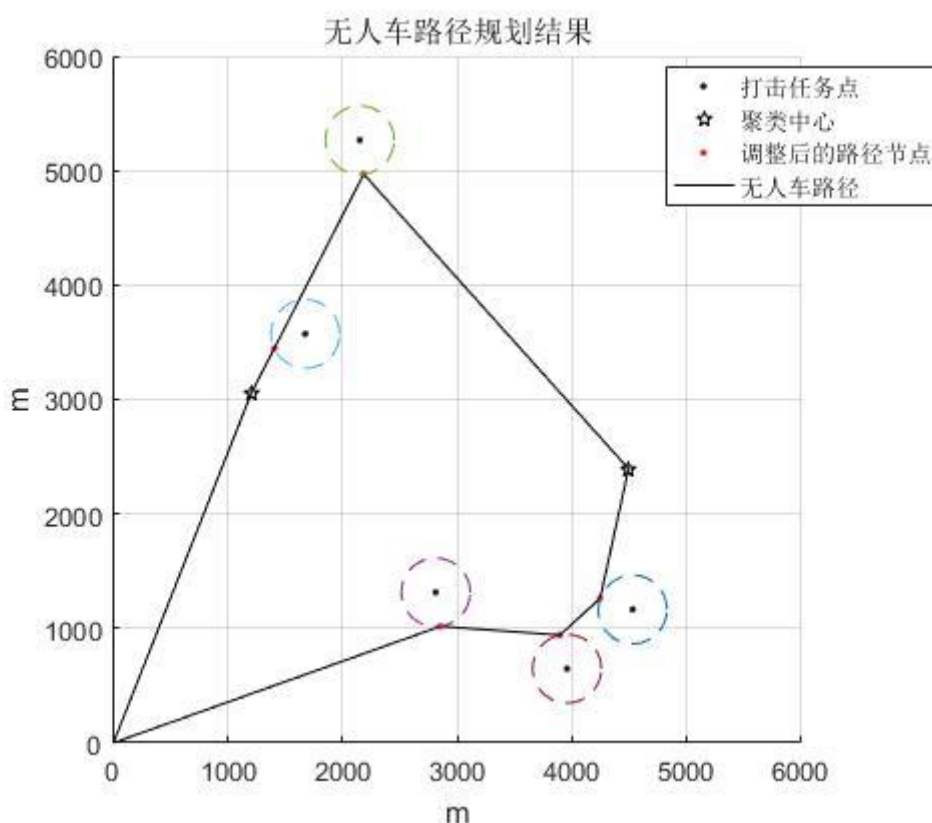


图 4.8 $r=300$ 时无人车路径规划结果

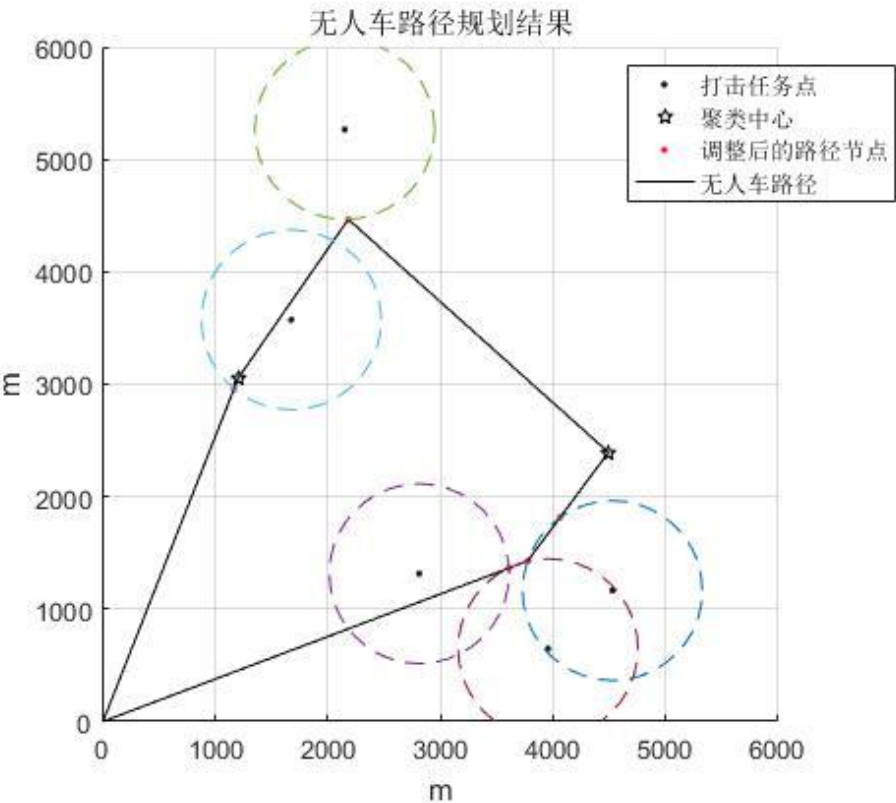


图 4.9 $r = 800$ 时无人车路径规划结果

表 4.2 记录了待打击任务点坐标，以及 $r = 300$ 、 $r = 800$ 时调整后无人车路径节点坐标。不考虑打击半径时，无人车的总行驶路径长度为 15898m， $r = 300$ 时调整后的无人车总行驶路径长度为 14605m， $r = 800$ 时调整后的无人车总行驶路径长度为 13352m。

表 4.2 不同打击半径时的无人车路径节点

待打击任务点坐标（ $r = 0$ ）	$r = 300$	$r = 800$
(2814,1315,0)	(2854.4,1017.7,0)	(3612.5,1364.6,0)
(2151,5266,0)	(2185.0,4967.9,0)	(2183,4466.6,0)
(1676,3573,0)	(1404.4,3445.7,0)	(1165.8,2956.8,0)
(3960,648,0)	(3899.0,941.7,0)	(3777,1426.8,0)
(4533,1165,0)	(4249.0,1261.7,0)	(4066.9,1815.2,0)

对比图 4.7、图 4.8 和图 4.9 的结果可知，本章算法能根据不同的打击半径合理调整无人车的实际行驶路径，使得无人车总行驶路径更短。

4.5.4 不同任务点数量对比实验

为验证本章提出的算法在面对不同数量任务点依旧有效，进行了如下仿真实验：待侦察任务区域 6000m×6000m，任务点数量为 70 个，其中待侦察任务点数量为 63 个，需要打击的任务点数量为 7 个。任务点在任务区域中的分布情况如图 4.10 所示，其中红

色圆点代表需要打击的任务点，绿色圆点代表待侦察任务点。

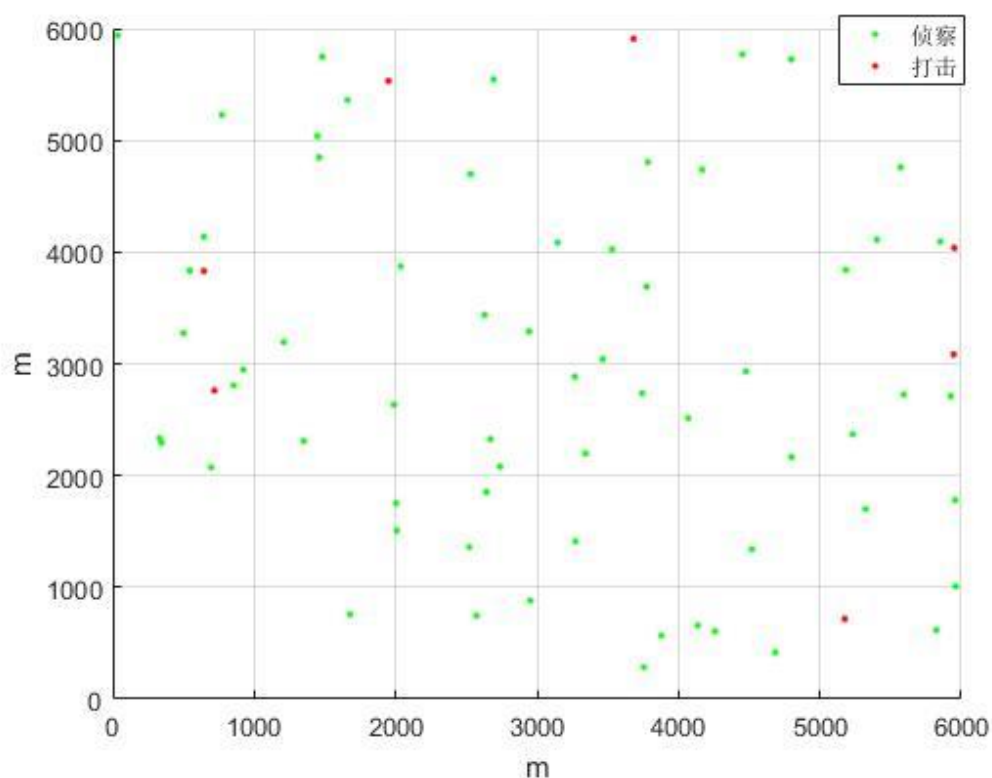


图 4.10 任务点分布情况示意图

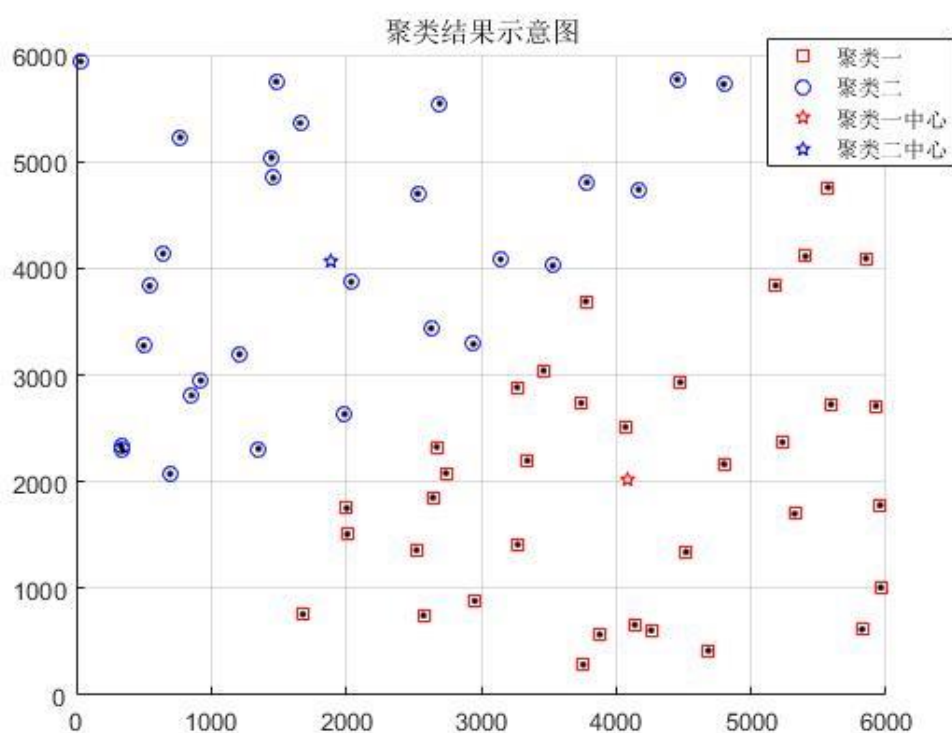


图 4.11 聚类结果示意图

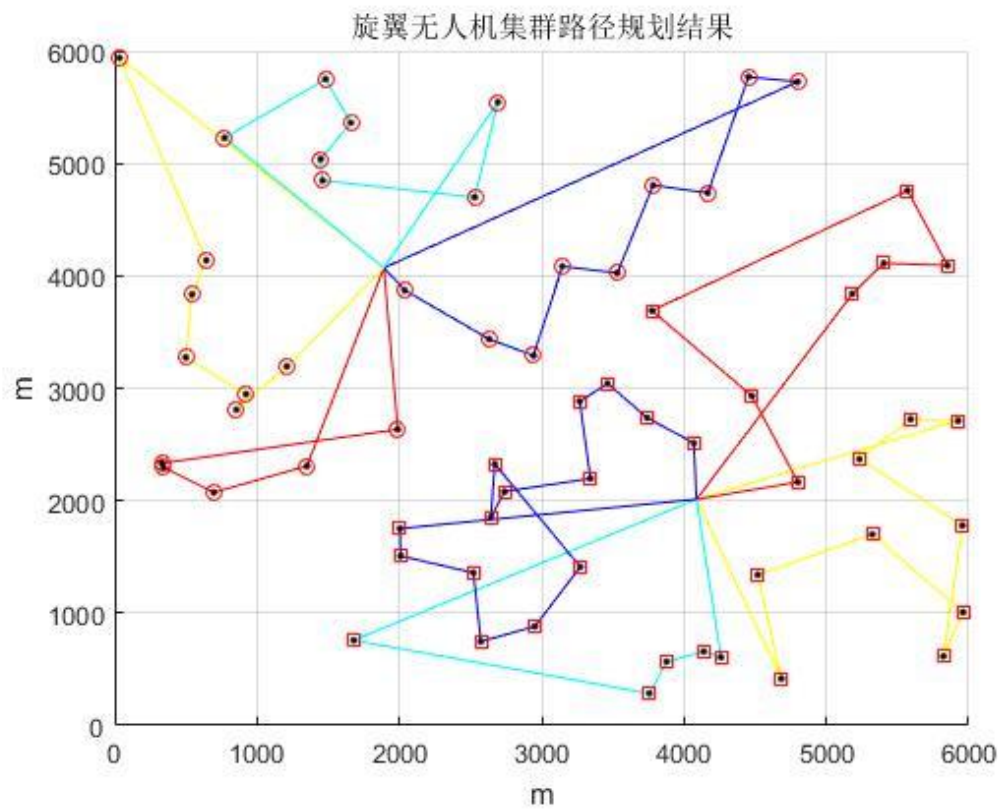


图 4.12 旋翼无人机集群路径规划结果

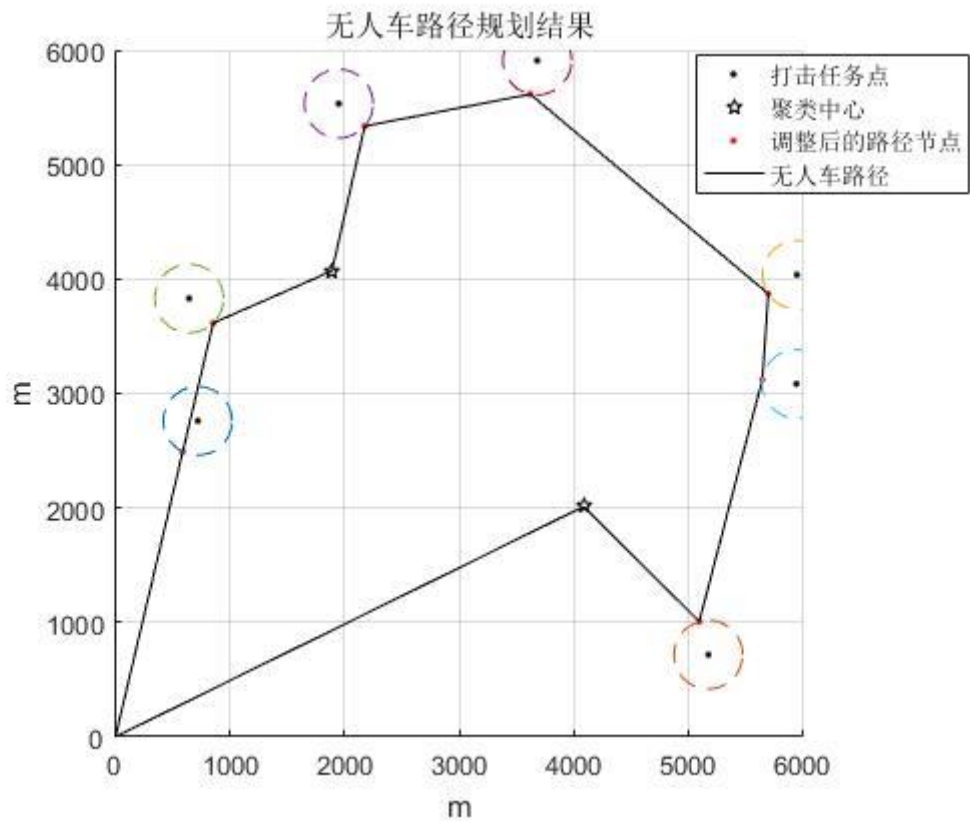


图 4.13 无人车路径

对比图 4.6 与图 4.12 可知,随着任务点数量的增加,本章算法依旧能合理规划出旋翼无人机集群的路径。

4.5.5 不同任务区域尺寸对比实验

为验证本章提出的算法在面对不同尺寸任务区域时依旧有效,进行了如下仿真实验:待侦察任务区域 $10000\text{m}\times 10000\text{m}$,任务点数量为 70 个,其中待侦察任务点数量为 63 个,需要打击的任务点数量为 7 个。任务点在任务区域中的分布情况如图 4.14 所示,其中红色圆点代表需要打击的任务点,绿色圆点代表待侦察任务点。

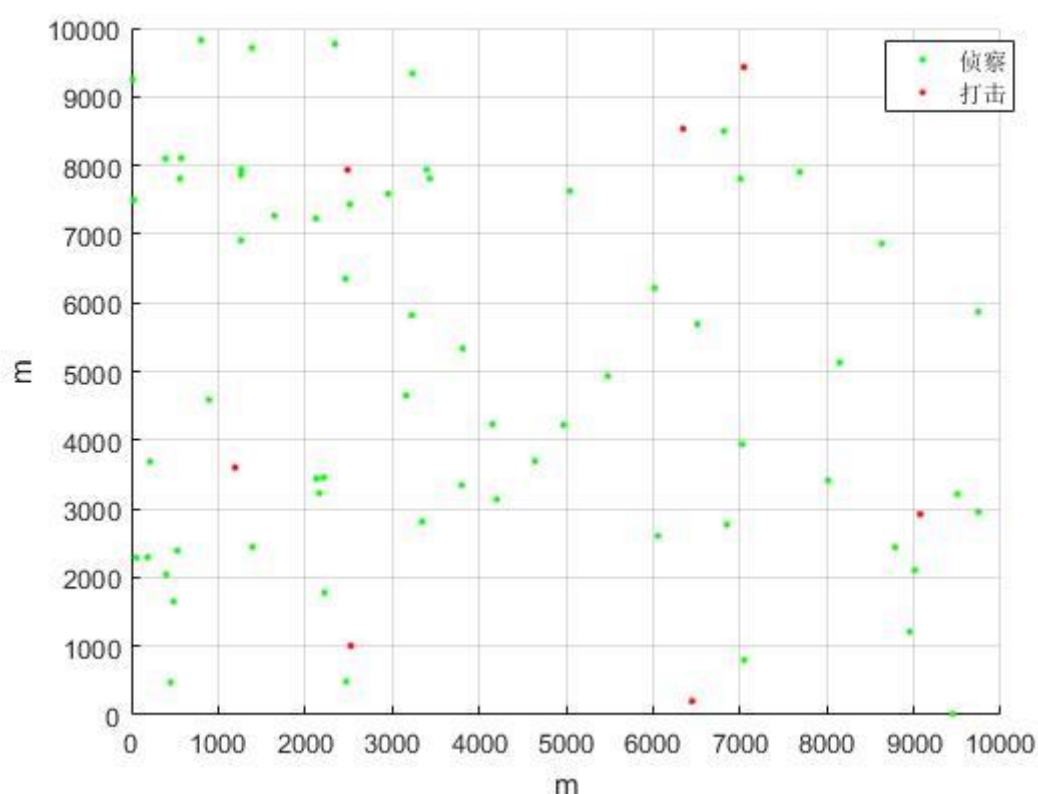


图 4.14 任务点分布情况示意图

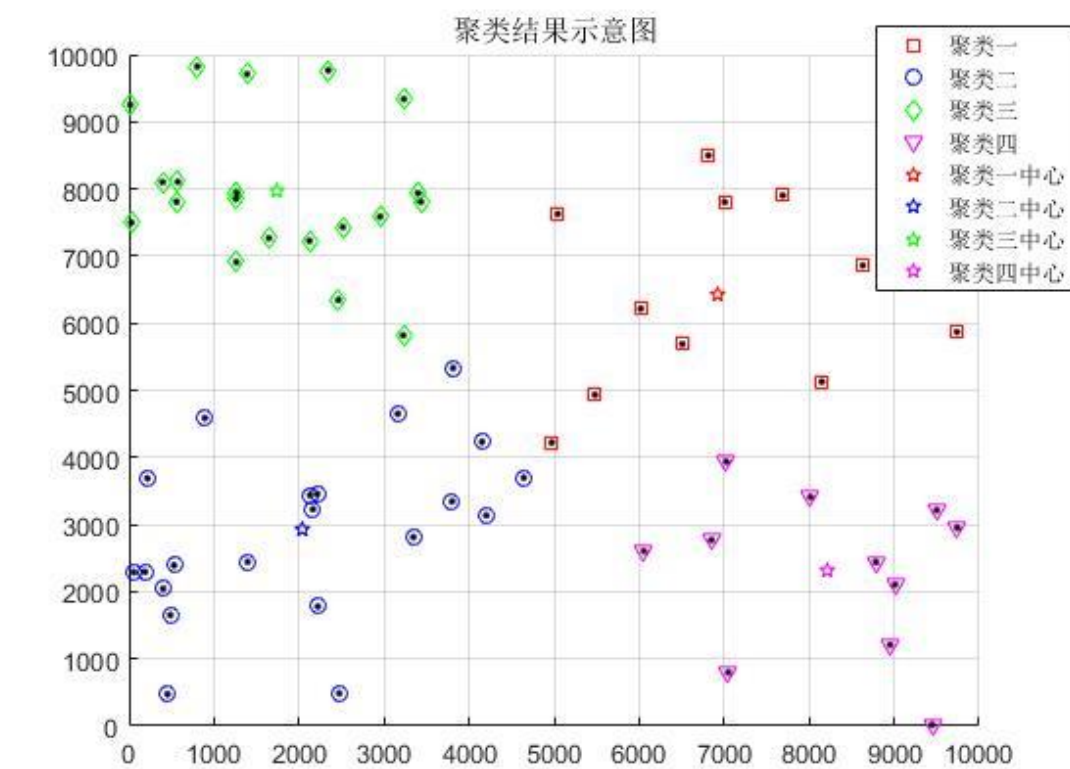


图 4.15 聚类结果示意图

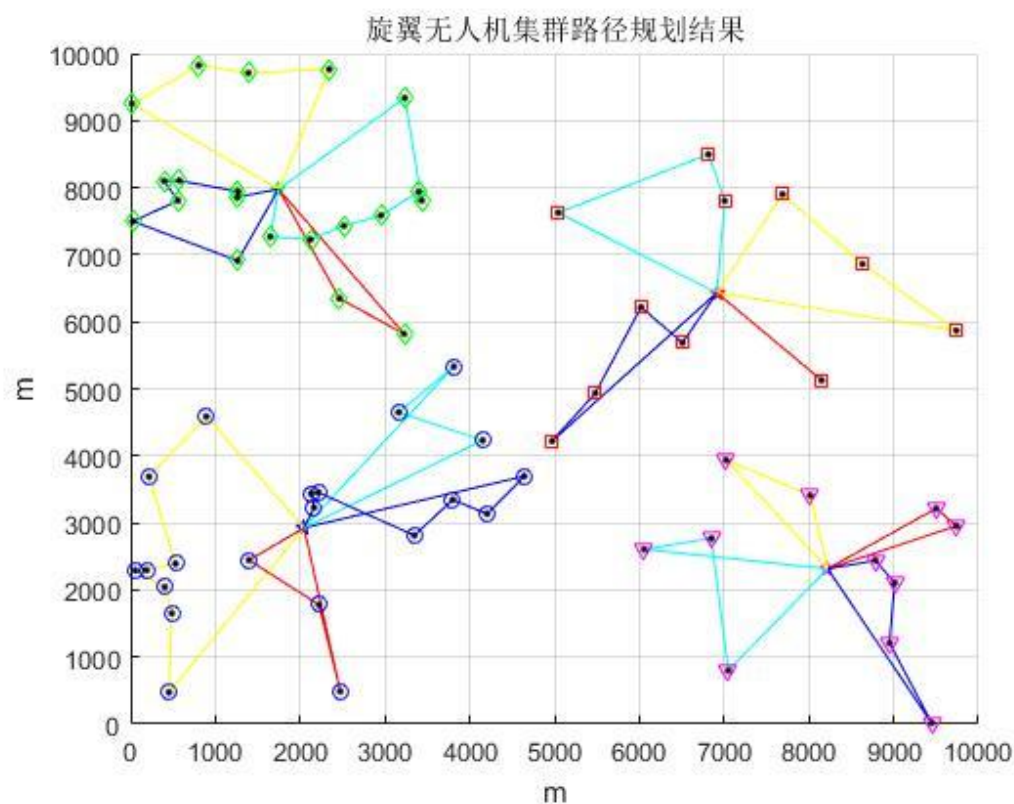


图 4.16 旋翼无人机集群路径规划结果

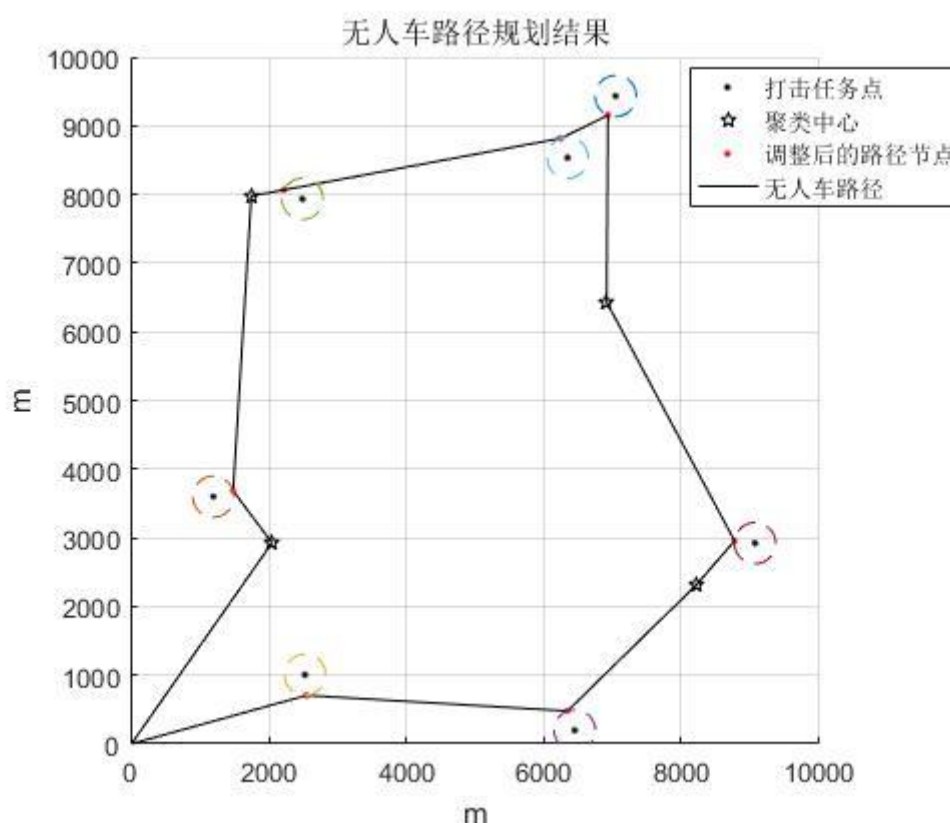


图 4.17 无人车路径

对比 4.5.4 节的实验结果可知，在任务区域尺寸不同的情况下，本章算法能在满足旋翼无人机的续航约束时将任务点聚成若干类，并规划出可行的无人车与旋翼无人机集群路径。

4.6 小结

为完成侦察与打击两类任务，本章提出了一种面向协同察打的空地多无人平台路径规划方法。通过将侦察任务分配给旋翼无人机而打击任务分配给无人车，使得无人车除充当旋翼无人机集群的移动充电站外还能携带武器攻击目标点，有效提高了无人车的利用率，根据武器的射程范围设置了打击半径，并基于打击半径调整无人车在待打击任务点处的路径。验证算法能根据打击半径灵活调整无人车路径，进行了有无打击半径的对比仿真实验，最后进行了不同任务点数量、不同任务区域尺寸的对比实验，结果表明算法能适应不同初始条件，实现空地多无人平台的协同察打任务。

5 总结与展望

5.1 全文总结

本论文研究作为不同任务场景下空地多无人平台协同路径规划问题,利用无人车载旋翼无人机系统,有效解决了旋翼无人机续航不足的问题,扩大了可侦察范围,针对实际应用的不同需求,提出了不同的解决方案。本文研究内容如下:

(1) 提出了一种基于子区域划分的区域覆盖侦察协同路径规划方法,基于侦察最小单元确定将待侦察区域划分为若干个相同的子区域,利用改进蚁群算法对旋翼无人机集群与无人车的行驶路径进行协同规划,最后,对比了改进前后的蚁群算法路径规划结果,表明改进后收敛速度更快,并将无人车载旋翼无人机系统与相同数量的旋翼无人机集群仿真结果进行对比,验证了本文提出的无人车载旋翼无人机系统的优势;并且在不同尺寸待侦察区域及地面有障碍物环境下进行仿真,验证了该方法规划出的路径能够避开障碍物,有效完成对大范围区域的侦察任务。

(2) 提出了一种基于任务优先级的空地无人系统侦察协同路径规划方法。在侦察范围较大的情况下,先利用聚类算法对任务点聚类,然后进行协同路径规划。将任务点优先级引入优化目标函数,采用蚁群算法求解得到旋翼无人机集群的路径,当每个聚类内旋翼无人机的路径均可行后,规划无人车的路径。最后,进行了不同算法对比实验、不同任务点数量对比实验及不同任务区域尺寸对比实验,实验结果表明本文提出的方法能够依据任务优先级规划侦察次序,实现空地无人集群的协同路径规划。

(3) 提出了一种基于多任务类型的协同路径规划方法,完成旋翼无人机侦察、无人车打击情形下的路径规划。对任务点进行聚类后再分别规划每个聚类内旋翼无人机集群的飞行路径,规划无人车的路径时,将每个聚类中心及需要打击的任务点作为路径节点,利用蚁群算法规划出一条合理路径,然后在每个需要打击的任务点处根据打击半径对路径进行调整,从而得到最终的无人车路径。最后通过不同打击半径对比实验、不同任务点数量及不同任务区域尺寸对比实验,验证了本文提出的方法能适应不同初始条件,并根据不同的打击半径规划出合适的路径。

5.2 研究展望

本文针对三种不同任务场景下的空地多无人平台协同路径规划方法进行了有关研究,并对每一种任务场景均提出了对应的协同路径规划方法,但仍存在不足之处,需要进一步研究与完善。主要包含以下几点:

(1) 考虑到部分任务点可能存在时效性,可以进一步研究增加时间窗后的协同路径

规划方法。

(2) 本文主要研究了一车多机的空地多无人平台路径规划问题，为提高实际应用能力，考虑进一步研究多车多机的协同路径规划方法。

参考文献

- [1] 张宇, 张琰, 邱绵浩. 地空无人平台协同作战应用研究[J]. 火力与指挥控制. 2020, 46(05): 1-6.
- [2] 陈梦清, 陈洋, 陈志环, 赵新刚. 路网约束下异构机器人系统路径规划方法[J]. 自动化学报. 2021, 10(04): 1-20.
- [3] 段海滨, 刘森琪. 空中/地面机器人异构协同技术研究: 现状和展望[J]. 中国科学: 技术科学. 2010, 40(09): 1029-1036.
- [4] KOKEKAR P, VANDER H J, MULLA D, et al. Sensor planning for a symbiotic UAV and UGV system for precision agriculture[J]. IEEE Transactions on Robotics. 2016, 32(6): 1498-1511.
- [5] KIM J H, KWON J W, SEO J. Multi-UAV-based stereo vision system without GPS for ground obstacle mapping to assist path planning of UGV[J]. Electronics Letters. 2014, 50(20): 1431-1432.
- [6] HSISH M A, COWLEY A, KELLER J F, et al. Adaptive teams of autonomous aerial and ground robots for situational awareness[J]. Journal of Field Robotics. 2007, 24(11): 991-1014.
- [7] POLVARA R, SHARMA S, WAN J, et al. Towards autonomous landing on a moving vessel through fiducial makers[C]. European conference on Mobile Robots. IEEE. 2009, 12(25): 245-250.
- [8] Grocholsky B, Keller J, Kumar V, et al. Cooperative air and ground surveillance[J]. Robotics & Automation Magazine IEEE. 2006, 13(3): 16-25.
- [9] Tanner H G. Switched UAV-UGV cooperation scheme for target detection[C]. IEEE. 2007: 3457-3462.
- [10] Yu H, Meier K, Argyle M, et al. Cooperative path planning for target tracking in urban environments using unmanned air and ground vehicles[J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics. 2014, 20(2): 541-552.
- [11] Li J Q, Deng G Q, Luo C W, Lin Q Z, Yan Q, et al. A hybrid path planning method in unmanned air/ground vehicle (UAV/UGV) cooperative systems[J]. IEEE Trans. Vehicular Technology. 2016, 65(12): 9585-9596.
- [12] Maini P, Sundar K, Singh M, et al. Cooperative aerial-ground vehicle route planning with fuel constraints for coverage applications[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems. 2019, 55(6): 3016-3028.
- [13] 谷丰, 王争, 宋琦. 空地机器人协作导航方法与实验研究[J]. 中国科学技术大学学报

- 报. 2012, 42(5): 398-404.
- [14] 李丹. 基于视觉的空地机器人协作方法研究[D]. 沈阳理工大学, 2013.
- [15] 李修贤, 孙敏, 黎晓东, 等. 面向空地协同应急的地表可通行性分析方法[J]. 石河子大学学报(自然科学版). 2019, 37(1):12-20.
- [16] 周思全, 化永朝, 董希旺, 等. 面向空地协同作战的无人机——无人车异构时变编队的跟踪控制[J]. 航空兵器. 2019, 26(4): 56-63.
- [17] 李明龙, 杨文婧, 易晓东. 面向灾难搜索救援场景的空地协同无人群体任务规划研究[J]. 机械工程学报. 2019, 55(11): 119-126.
- [18] 潘斌斌. 多目标路径规划问题的算法综述[J]. 重庆工商大学学报(自然科学版). 2012, 29(05): 78-84.
- [19] 梁晓辉, 慕永辉, 吴北华, 江宇. 关于路径规划的相关算法综述[J]. 价值工程. 2020, 39(03): 295-299.
- [20] Yu Z, Sun F, Lu X, et al. Overview of research on 3D path planning methods for rotor UAV[C]. 2021 International Conference on Electronics, Circuits and Information Engineering (ECIE). 2021: 1-7.
- [21] Xu Z, Liu X, Chen Q L. Application of improved Astar algorithm in global path planning of unmanned vehicles[C]. 2019 Chinese Automation Congress (CAC), 2020: 155-160.
- [22] 李克玉, 陆永耕, 鲍世通, 徐培真. 基于改进 RRT 算法的无人机三维避障规划[J]. 计算机仿真. 2021, 38(08): 59-63+96.
- [23] 徐小强, 王明勇, 冒燕. 基于改进人工势场法的移动机器人路径规划[J]. 计算机应用. 2020, 12(3): 1-5.
- [24] Liu L, Shi R, Li S, et al. Path planning for UAVs based on improved artificial potential field method through changing the repulsive potential function[C]. Guidance, Navigation & Control Conference, IEEE. 2017: 177-187.
- [25] Tian Y, Zhang Y. UAV path planning based on improved artificial potential field in dynamic environment[J]. Journal of Wuhan University of Science and Technology, 2017, 06(1): 54-59.
- [26] Lin C. An adaptive genetic algorithm based on population diversity strategy[C]. International Conference on Genetic & Evolutionary Computing. IEEE. 2009: 27-42.
- [27] Xiu C, Li Y, Luo J, et al. Adaptive ant colony optimization algorithm[C]. International Conference on Mechatronics & Control. IEEE. 2014: 73-80.
- [28] Ye A. Study of the vehicle routing problem with time windows based on improved particle swarm optimization algorithm[C]. International Conference on Computer Science & Service System, IEEE. 2011: 20-24.

- [29] 夏瑞, 赵磊, 吴书宇, 李军. 基于人工蜂群算法的无人机协同路径规划[J]. 无线互联科技. 2018, 15(13): 13-21.
- [30] Yuan S, Skinner B, Huang S, et al. A new crossover approach for solving the multiple travelling salesmen problem using genetic algorithms[J]. European Journal of Operational Research. 2013, 228(1): 72-82.
- [31] Zhang Y, Pei Z, Yang J, Liang Y. An improved ant colony optimization algorithm based on route optimization and its applications in travelling salesman problem[C]. IEEE 7th International Symposium on BioInformatics and BioEngineering. 2007: 693-698.
- [32] Sathiya V, Chinnadurai M. Evolutionary algorithms-based multi-objective optimal mobile robot trajectory planning[J]. Robotica. 2019, 7(8): 363-1382.
- [33] Elhoseny M, Shehab A, Xiaohui Y. Optimizing robot path in dynamic environments using genetic algorithm and bezier curve[J]. Journal of Intelligent & Fuzzy Systems. 2017, 33(4): 2305-2316.
- [34] 陈尔奎, 吴梅花. 基于改进遗传算法和改进人工势场法的复杂环境下移动机器人路径规划[J]. 科学技术与工程. 2018, 018(033): 79-85.
- [35] 陈志, 韩兴国. 改进蚁群算法在移动机器人路径规划上的应用[J]. 计算机工程与设计. 2020, 41(08): 2388-2395.
- [36] 韩颜, 许燕, 周建平. 粒子群——蚁群融合算法的机器人路径规划[J]. 组合机床与自动化加工技术. 2020, 000(002): 47-50.
- [37] 刘婷婷, 高尚. 基于 A*初始解的禁忌搜索算法优化及仿真应用[J]. 计算机与数字工程. 2020, 48(07): 1568-1571.
- [38] Qu C Z, Gai W D, Zhong M Y, Zhang J. A novel reinforcement learning based grey wolf optimizer algorithm for unmanned aerial vehicles (UAVs) path planning[J]. Applied Soft Computing Journal. 2020, 89(C): 125-140.
- [39] Quintin F, Iovino S, Savvaris A, Tsourdos A. Use of co-operative UAVs to support/augment UGV situational awareness and/or inter-vehicle communications[J]. IFAC PapersOnLine. 2017, 50(1): 8037-8044.
- [40] 徐瑞莲, 周新志, 宁芊. 基于改进差分进化算法的多无人机航迹规划[J]. 火力与指挥控制, 2020, 45(01): 169-173+179.
- [41] Das P K, Behera H S, Jena P K, Panigrahi B K. An intelligent multi-robot path planning in a dynamic environment using improved gravitational search algorithm[J]. International Journal of Automation and Computing. 2021, 18(06): 1032-1044.
- [42] Zhang X, Xin B, Chen J. Differential evolution based path planning for UAVs surveillance in wind[C]. Proceedings of the 32nd Chinese Control Conference. 2013: 4220-4225.

- [43] Zheng C, Xu Y. Research on UAV reconnoitering the topology structure of field communication network based on traversal algorithm[C]. 2017 IEEE 3rd Information Technology and Mechatronics Engineering Conference (ITOEC). 2017: 917-921.
- [44] 彭向阳, 刘正军, 麦晓明, 等. 无人机电力线路安全巡检系统及关键技术[J]. 遥感信息. 2015, 10(1): 51-57.
- [45] Marinov M B, Topalov I, Ganev B, Gieva E, Galabov V. UAVs based particulate matter pollution monitoring[C]. 2019 IEEE XXVIII International Scientific Conference Electronics (ET). 2019: 1-4.
- [46] Zhang Y, Pei Z, Yang J, Liang Y, An Improved Ant Colony Optimization Algorithm Based on Route Optimization and Its Applications in Travelling Salesman Problem[C], IEEE 7th International Symposium on BioInformatics and BioEngineering, 2007: 693-698.
- [47] Misevicius A. Combining 2-opt, 3-opt and 4-opt with k-swap-kick perturbations for the traveling salesman problem[C]. International Conference on Information and Software Technologies. 2011: 354-361.
- [48] 向永靖. 蚁群算法中参数设置的研究——以 TSP 为例[J]. 现代信息科技. 2020, 4(22): 95-98+102.
- [49] 杜衡吉, 李勇. 蚁群算法中参数设置对其性能影响的研究[J]. 现代计算机(专业版). 2012, 12(13): 3-7.
- [50] 叶志伟, 郑肇葆. 蚁群算法中参数 α 、 β 、 ρ 设置的研究——以 TSP 问题为例[J]. 武汉大学学报(信息科学版). 2004, 54(07): 597-601.
- [51] 夏阳升, 石建迈, 陈超, 等. 车机协同多区域覆盖侦察路径规划方法[J]. 指挥与控制学报. 2020, 6(04): 372-380.
- [52] Seyedi S, Yazicioglu Y, Aksaray D. Persistent surveillance with energy-constrained uavs and mobile charging stations[J]. IFAC PapersOnLine. 2019, 52(20): 193-198.
- [53] Maini P, Sundar K, Singh M, et al. Cooperative aerial-ground vehicle route planning with fuel constraints for coverage applications[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems. 2019, 55(6): 3016-3028.
- [54] Roperio F, Munoz P, Moreno R. TERRA: A path planning algorithm for cooperative UGV-UAV exploration[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence. 2019, 78(FEB.): 260-272.
- [55] 胡腾, 刘占军, 刘洋, 等. 多无人机 3D 侦察路径规划[J]. 系统工程与电子技术. 2019, 41(07): 1551-1559.
- [56] Cheikhrouhou O, Khoufi I. A comprehensive survey on the multiple traveling salesman problem: applications, approaches and taxonomy[J]. Computer Science Review. 2021,

- 40(4): 100-116.
- [57] 杨俊闯, 赵超. K-Means 聚类算法研究综述[J]. 计算机工程与应用. 2019, 55(23): 7-14+63.
- [58] 邓昶博. 改进蚁群算法解决电商快递场景下的多目标多旅行商问题[D]. 华南理工大学. 2018.
- [59] 赵星, 吉康, 申珂. 基于多旅行商问题的应急设施服务区划分模型[J]. 交通运输系统工程与信息. 2020, 20(05): 205-211.
- [60] 杨帅. 求解多旅行商问题的进化多目标优化和决策算法研究[D]. 武汉科技大学. 2020.
- [61] 张鑫源, 胡晓敏, 林盈. 遗传算法和粒子群优化算法的性能对比分析[J]. 计算机科学与探索. 2014, 8(01): 90-102.