

## 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<sup>[42-45]</sup>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。

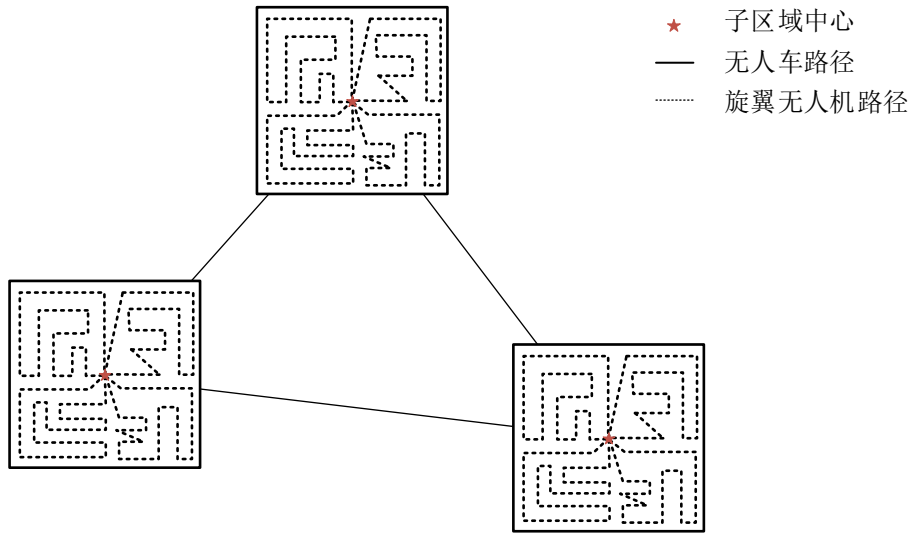


图 2.1 空地无人系统协同覆盖侦察示意图

### 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， $\beta^-$  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。

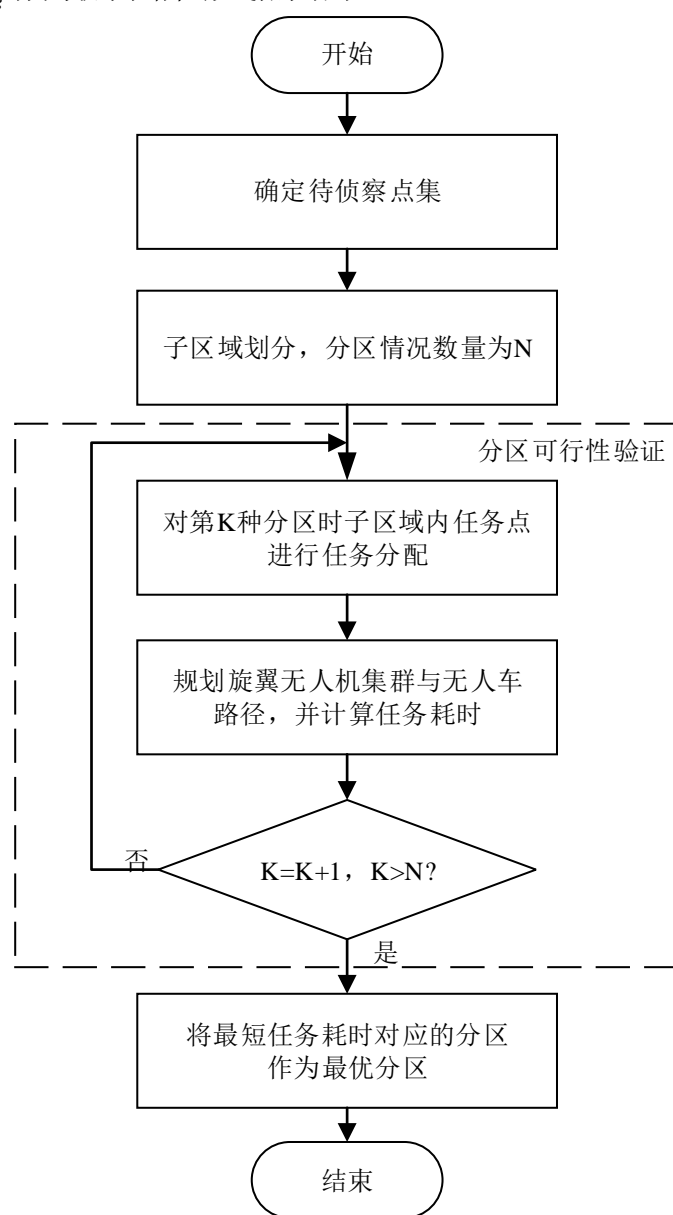


图 2.2 无障碍物下的协同路径规划流程图

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。

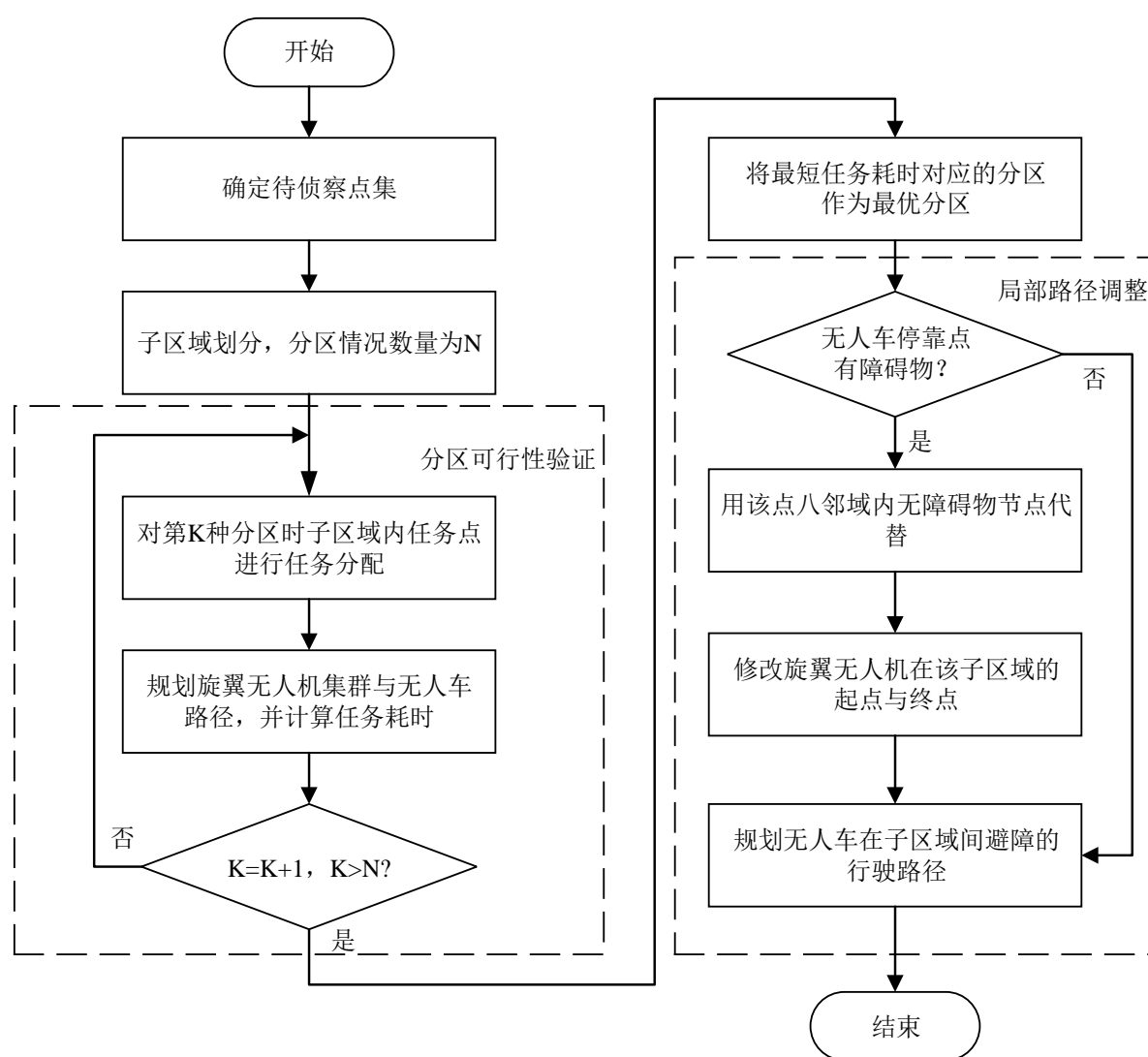


图 2.3 有障碍物下的协同路径规划流程图

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  $\varphi$ , 则根据图 2.4 可以得出侦察最小单元的边长  $d$  为:

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

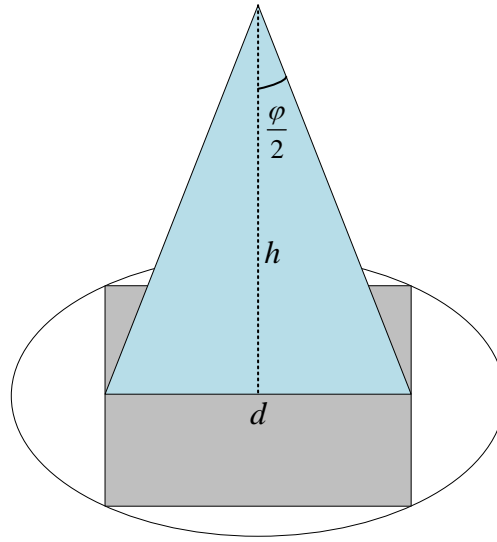


图 2.4 计算侦察最小单元边长示例图

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 $\theta$ ,如图 2.5 所示:

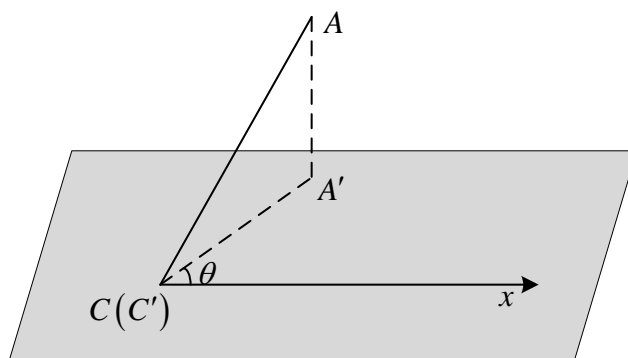


图 2.5 任务点投影角度示意图

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  $\Delta e$ ，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  $\Delta e$  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：

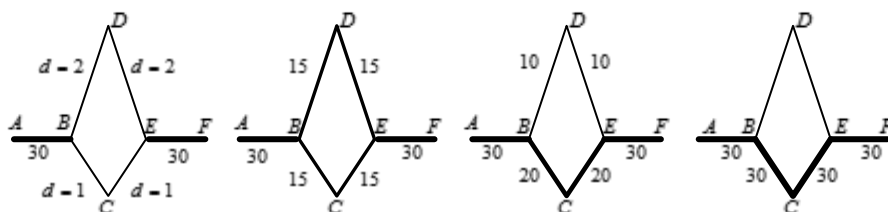


图 2.6 蚁群觅食示例图

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<sup>[46]</sup>。

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,  $\tau_{ij}$  为两节点路径上的信息素,  $\alpha$  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,  $\alpha$  越大则蚂蚁选择信息素浓度高的路径概率越大;  $\eta_{ij}$  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,  $\beta$  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,  $\beta$  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,  $\rho$  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  $\rho$ , 信息素重要程度因子  $\alpha$ , 启发函数重要程度因子  $\beta$  以及各路径的初始信息素值  $\tau$ 。

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。

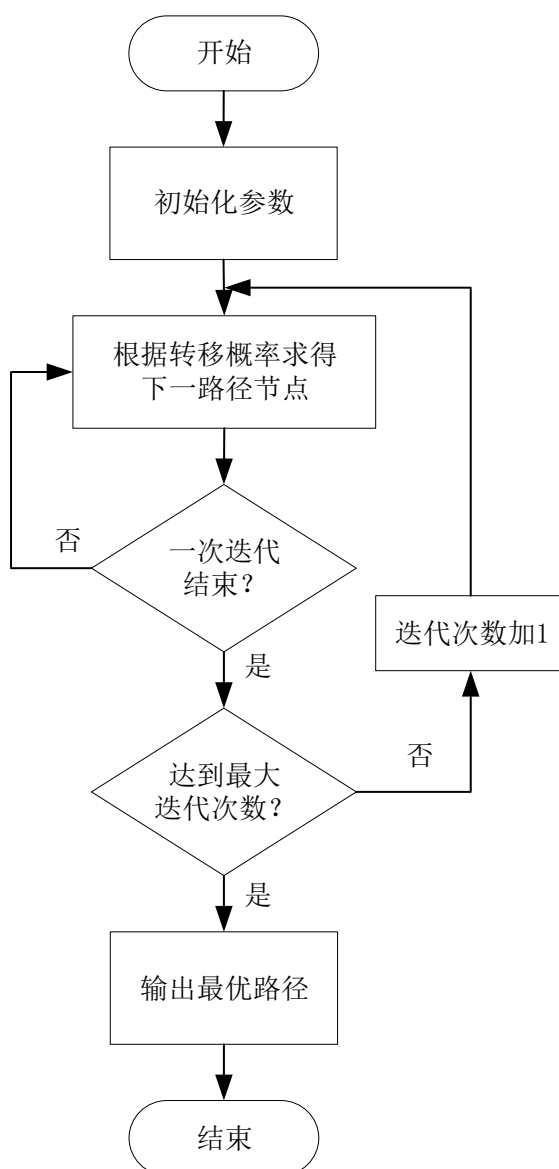


图 2.7 蚁群算法求解旅行商问题流程图

### 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<sup>[47]</sup>对解进行局部优化。

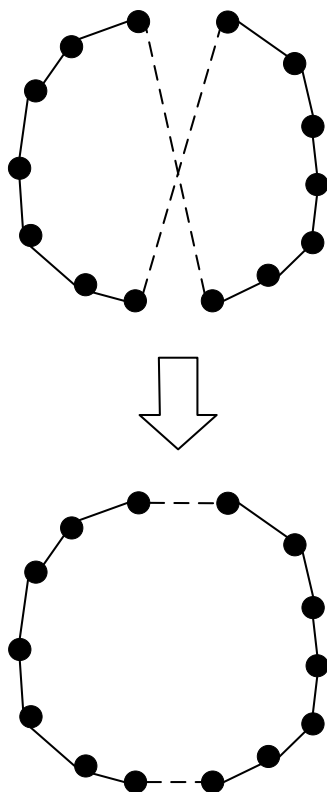


图 2.8 2-opt 方法原理图

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 $\beta^+$	0.015
旋翼无人机放电速度 $\beta^-$	0.055
旋翼无人机飞行高度 $h$	100
光学传感器视场角 $\varphi$	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<sup>[48]</sup>。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<sup>[49]</sup>，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 $\alpha$ 反映了信息素在蚂蚁选择路径的指导强度， $\alpha$ 越大，收敛速度越快，但易陷入局部最优，若 $\alpha$ 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 $\beta$ 反映了蚂蚁在选择路径时启发函数 $\eta_{ij}$ 的重要程度，信息素衰减系数 $\rho$ 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 $\alpha$	1
启发函数重要程度因子 $\beta$	5
信息素衰减系数 $\rho$	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。

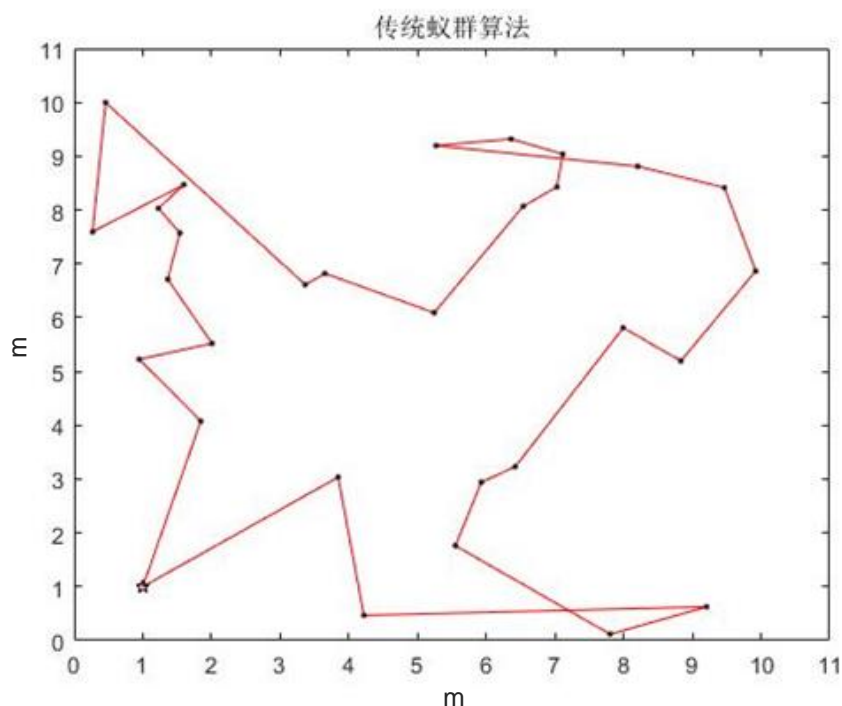


图 2.9 传统蚁群算法

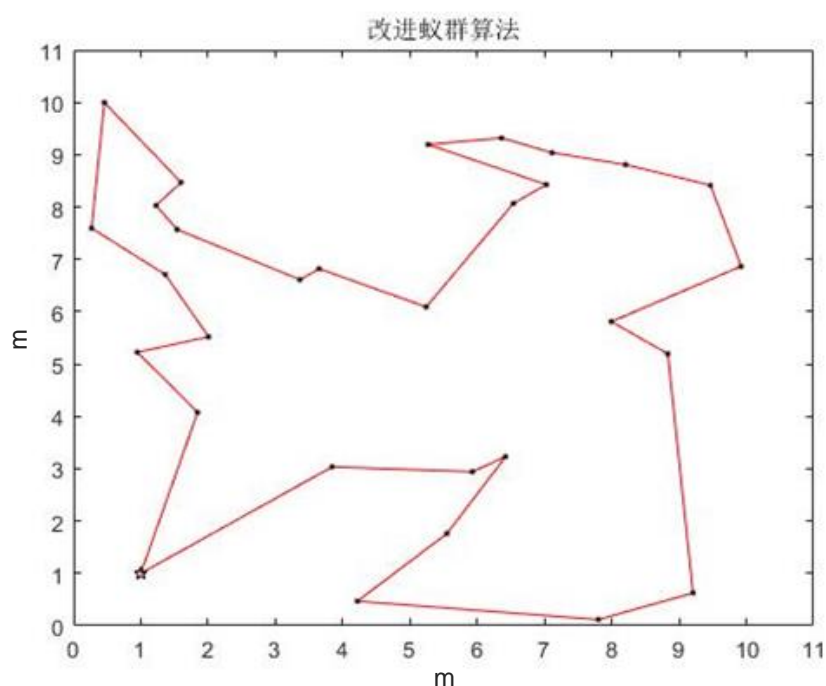


图 2.10 改进蚁群算法



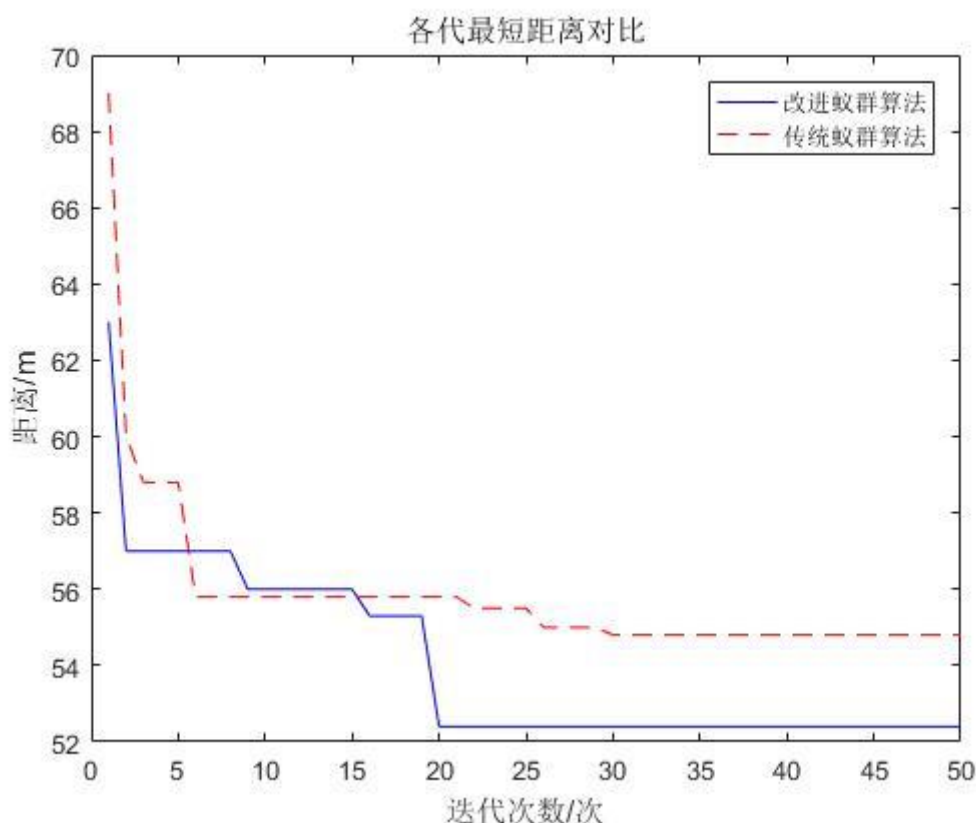


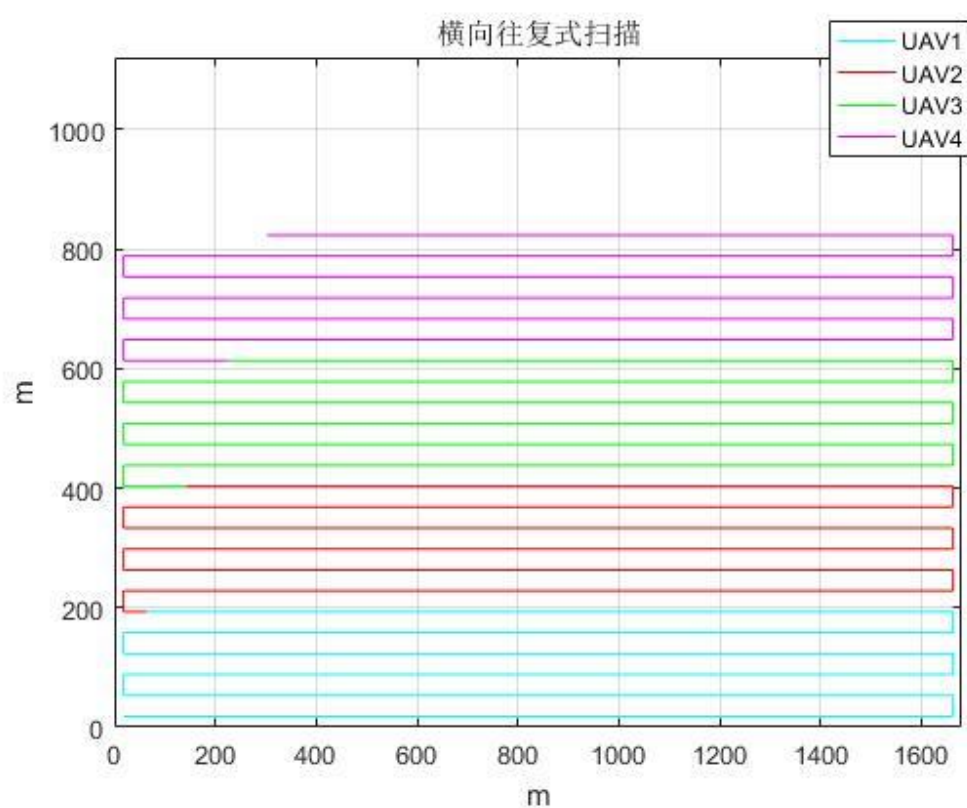
图 2.11 各代最短距离对比

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。

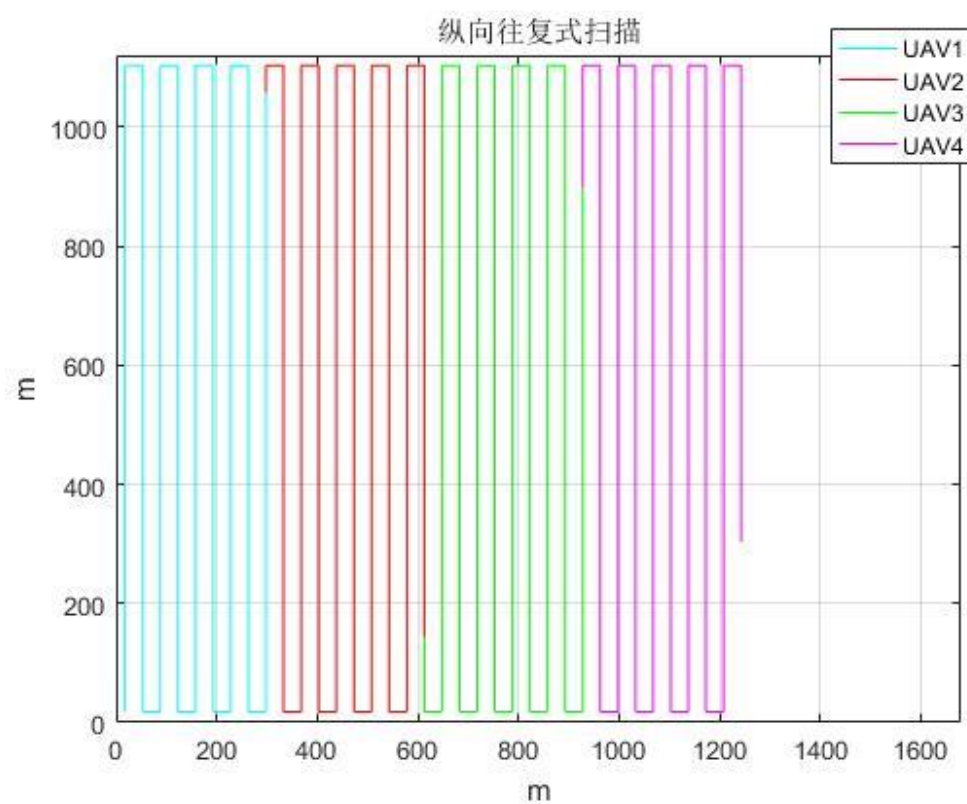
### 2.5.3 有无协同对比实验

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  $90^\circ$ ，行走一段距离后，再转弯  $90^\circ$ ，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

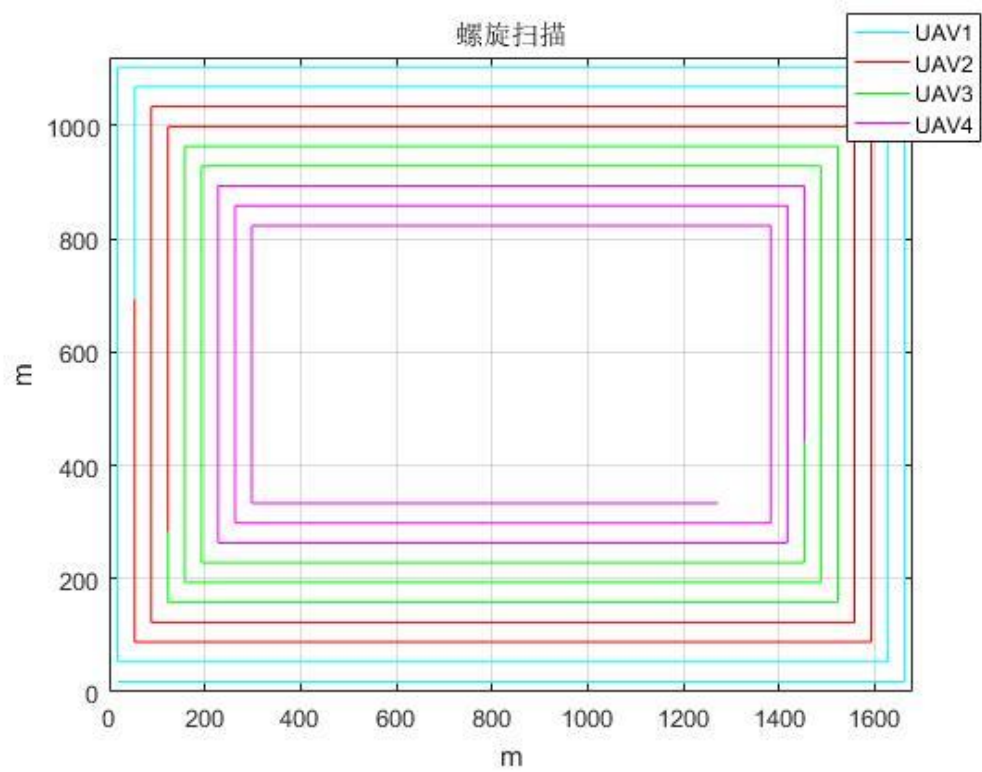


图 2.13 基于螺旋式规划的旋翼无人机集群路径

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。

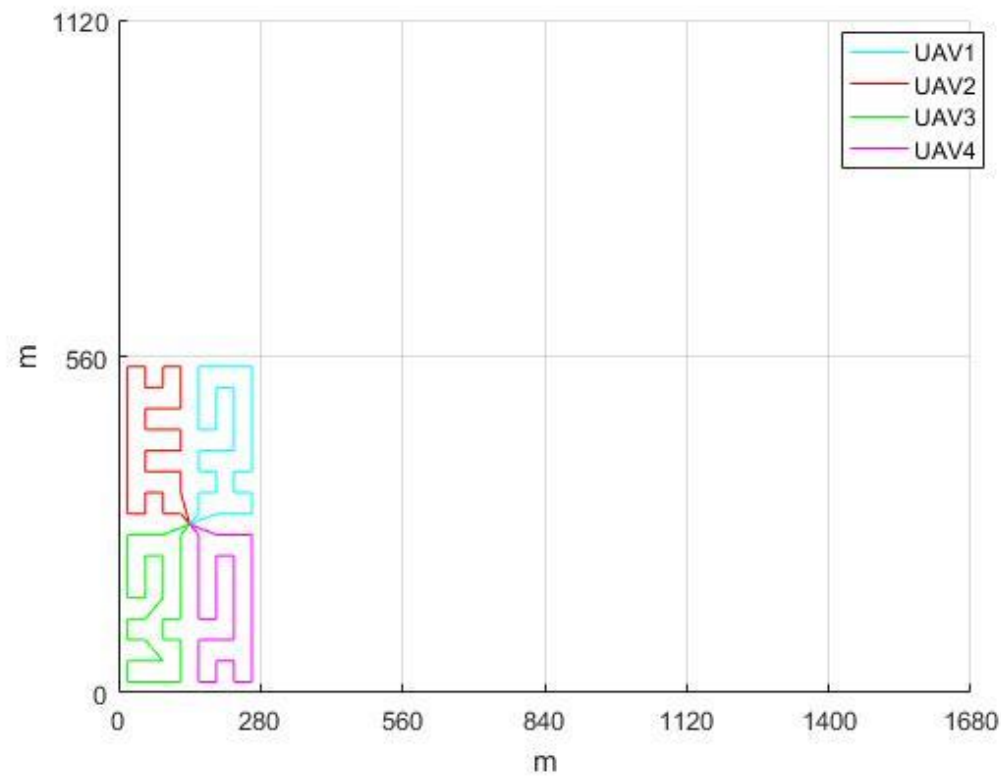


图 2.14 基于子区域划分的旋翼无人机集群路径

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

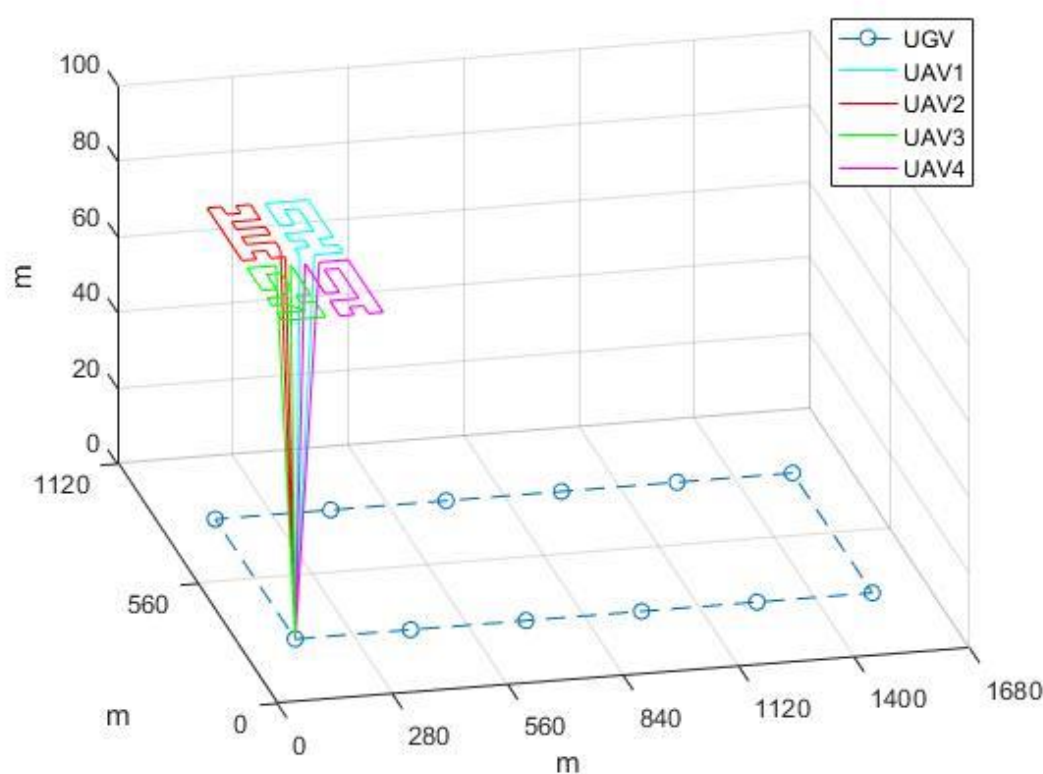


图 2.15 待侦察区域尺寸为 $1680 \times 1120$ 的协同路径规划结果

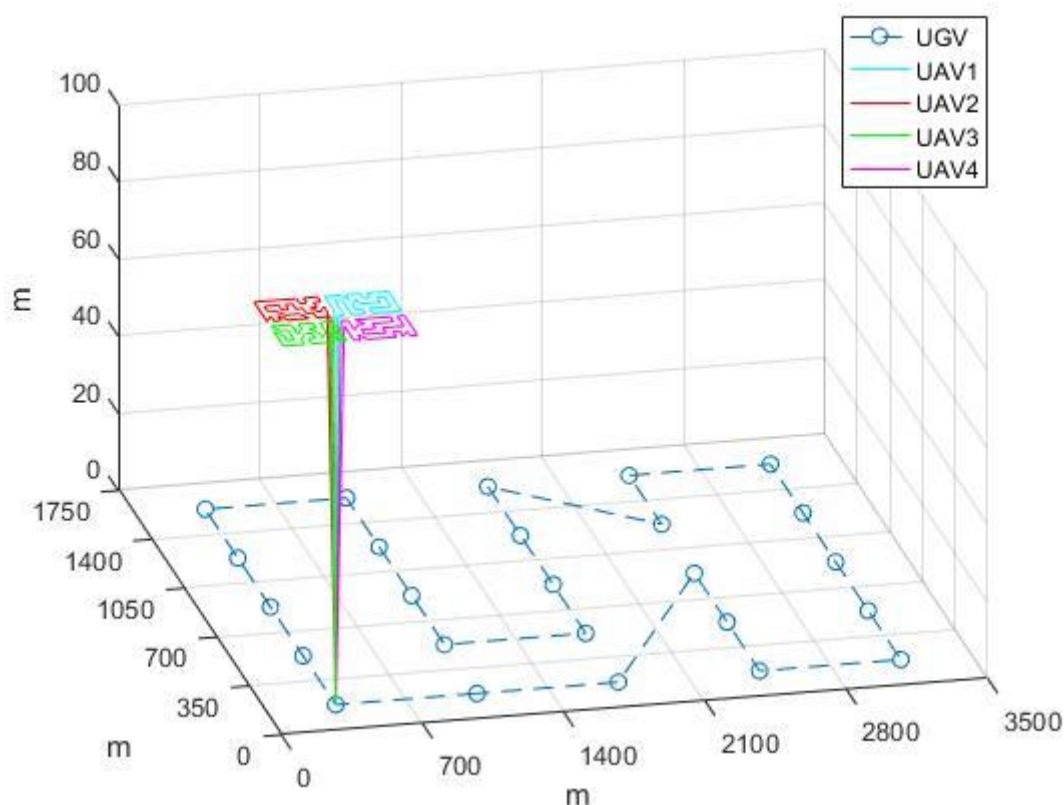


图 2.16 待侦察区域尺寸为 $3500 \times 1750$ 的协同路径规划结果

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 $35 \times 35$ ，数量为 150 个。

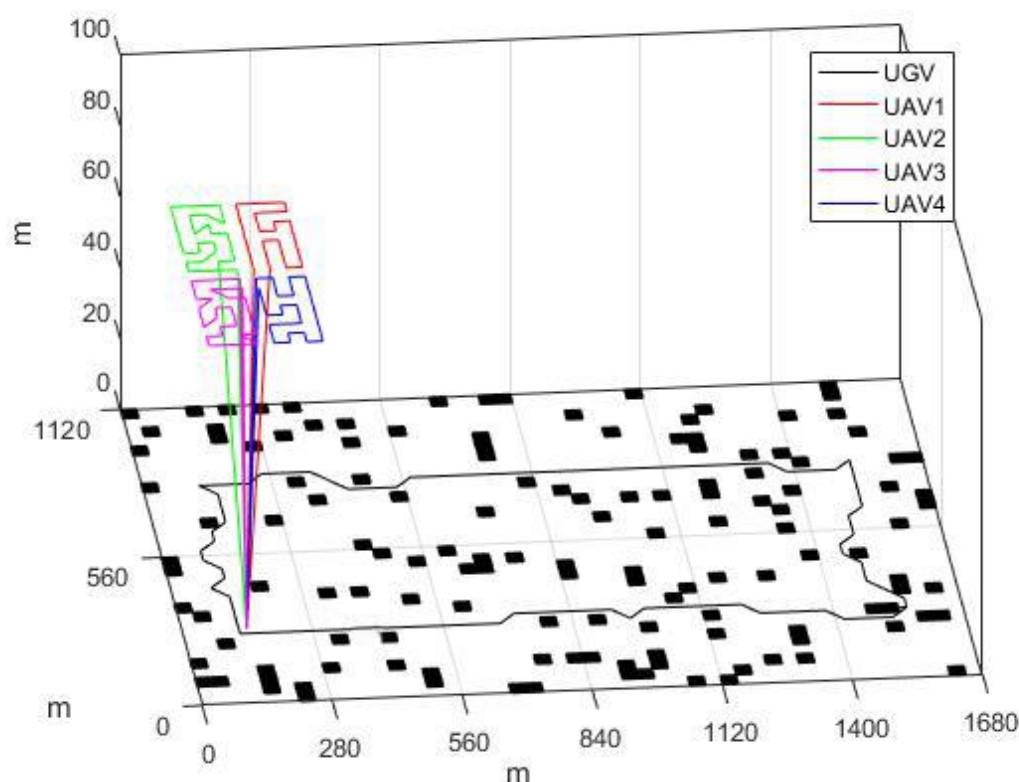


图 2.17 地面存在障碍物的协同路径规划结果

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。