

DOI: 10.13382/j.jemi.B2205641

# 面向三维结构视觉检测的无人机覆盖路径规划\*

陈丽<sup>1,2</sup> 陈洋<sup>1,2</sup> 杨艳华<sup>2</sup>

(1. 武汉科技大学机器人与智能系统研究院 武汉 430081; 2. 冶金自动化与检测技术教育部工程研究中心 武汉 430081)

**摘要:**为了高效地规划无人机在三维覆盖检测任务的飞行路径,建立了满足覆盖率要求的路径规划模型,可分为两步:第1步确定无人机巡检的视点和视线,第2步计算视点的无碰撞访问序列。首先,从巡检目标的三维点云出发,提出基于K均值聚类生成候选视点的方法,构建候选视点互连的非完全图模型;其次,提出面向排序的混合蚁群算法(sorting-oriented hybrid ant colony algorithm, S-HACO)求取无人机巡检路径,优化目标考虑了路径长度、视点数目、急转弯次数等。仿真实验结果表明,该方法得到的视点数目较偏移法和随机采样法分别减少了96.25%和42.10%,并且S-HACO算法较传统算法相比性能更优,目标函数降低了19.14%,算法的运行时间减少了25.27%,验证了模型的有效性和算法的可行性。

**关键词:**覆盖路径规划;K均值聚类;蚁群算法;点云;无人机

**中图分类号:** TP242.6; TN830.1 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.80

## UAV coverage path planning for 3D structure visual inspection

Chen Li<sup>1,2</sup> Chen Yang<sup>1,2</sup> Yang Yanhua<sup>2</sup>

(1. Institute of Robotics and Intelligent Systems, Wuhan University of Science and Technology, Wuhan 430081, China;

2. Engineering Research Center of Metallurgical Automation and Detecting Technology  
of Ministry of Education, Wuhan 430081, China)

**Abstract:** In order to efficiently plan the flight path of the UAV in the 3D coverage detection task, a path planning model that meets the coverage requirements is established, which can be divided into two steps: The first step is to determine the viewpoint and line of sight of the UAV inspection, and the second step calculate the collision-free access sequence of viewpoints. First, starting from the 3D point cloud of the inspection target, a method of generating candidate viewpoints based on K-means clustering is proposed, and an incomplete graph model of candidate viewpoint interconnections is constructed. Secondly, a sorting-oriented hybrid ant colony algorithm (sorting-oriented hybrid ant colony algorithm, S-HACO) finds the UAV inspection path, and the optimization goal takes into account the length of the path, the number of viewpoints, the number of sharp turns, etc. The simulation results show that the viewpoint obtained by this method compared with the offset method and random sampling method, the number is reduced by 96.25% and 42.10%, respectively, and the performance of the S-HACO algorithm is better than that of the traditional algorithm, the objective function is reduced by 19.14%, and the running time of the algorithm is reduced by 25.27%. The effectiveness of the model and the feasibility of the algorithm.

**Keywords:** coverage path planning; K-means clustering; ant colony algorithm; point cloud; unmanned aerial vehicle

## 0 引言

传统的人工检测成本高昂,并且经常巡检不到位,准

确性随着长时间工作而下降<sup>[1]</sup>。对于一些危险系数高并且不易于人工完成的项目,无人机能够极大的降低人工成本,并且保护操作人员的安全<sup>[2-3]</sup>。无人机通过搭载各类传感器可方便地获取周围环境信息,已成功应用于基

基础设施和工业检查、精准农业、搜索和救援以及安全监测等领域<sup>[4-5]</sup>。这些视觉检测任务需要无人机收集目标信息,实现目标表面或指定的部分区域的覆盖。覆盖路径规划(coverage path planning, CPP)是机器人执行覆盖检测任务首先要解决的问题,其主要任务是找到一条扫描或监控整个目标区域的无碰撞路径。CPP 是无人机自主完成视觉检测任务的重要组成部分,对于提高无人机的区域勘察能力和搜索能力具有重大意义。

CPP 问题主要包括两个方面的内容:视图规划和路径规划。确定视点和视线的过程称为视图规划问题(view planning problem, VPP),视点是指无人机获取目标信息时所处的位置,视线是指从视点出发沿着观察方向的射线。寻找视点的访问序列和它们之间的无碰撞路径即为路径规划问题<sup>[6]</sup>。一般来说, CPP 需要考虑几个标准,包括目标表面的完全覆盖、检测任务的周期时间等。周期时间是机器人移动到视点的行程时间和在每个视点进行测量的检查时间的组合<sup>[7]</sup>。

根据目标几何模型已知或未知,将 VPP 划分成基于模型的方法和非基于模型的方法<sup>[8]</sup>。无人机巡检任务中生成视点主要使用的是基于模型的方法,包括偏移法<sup>[9]</sup>、随机采样法<sup>[10]</sup>等。Choi 等<sup>[9]</sup>根据视角的方向介绍了两种不同的视点生成方法:法向量偏移方法和垂直偏移方法。偏移法生成的视点数目多,计算成本高且不适用于大型结构的检测。Jing 等<sup>[10]</sup>提出了一种迭代随机采样的方法生成视点,并结合概率势场法生成视线。随机采样法较少考虑目标对象的结构特征,目标结构中的隐蔽角落会增加视图规划的时间。一般来说,理想的视点集合由数量较少并且覆盖面较广的视点组成。

寻找视点的访问序列和它们之间的无碰撞路径本质上来说是一个旅行商问题(travelling salesman problem, TSP)<sup>[11]</sup>。许多算法通过先解决 VPP 后解决 TSP 来求解 CPP 问题,得到的解决方案一般是次优解<sup>[12]</sup>。VPP 的解决方案确定了全面覆盖目标表面的视点数目,并确定了所需的检查时间, TSP 的解决方案确定了视点的最优访问顺序,并确定了移动机器人的路径长度和行程时间,以最大限度地降低巡检成本。在 Jing 等<sup>[10]</sup>通过组合优化来求解 VPP,以此来最小化视点数目。Bircher 等<sup>[13]</sup>将 VPP 限制为离散视点,不尝试最大程度地减少视点数目,而是尽可能减少视点之间的距离,以此来找到无人机的最短飞行路径。大多数学者对移动机器人路径规划的研究也局限在对路程长度的优化上,而忽略了路径的曲折程度、安全性等方面都要满足实际工作的需求<sup>[14]</sup>。

近些年来,学者们逐渐尝试同时解决 VPP 与 TSP 问题来找到连接视点的最佳顺序和无碰撞机器人路径。如 Jing 等<sup>[15]</sup>提出了一种新的工业检查应用的规划方法,通过将视图规划和路径规划问题转换为集合覆盖旅行商问

题,并提出了随机密钥遗传算法同时求解这两个问题。Glorieux 等<sup>[16]</sup>对钣金零件进行质量检验的覆盖路径规划的研究中,提出一种非随机目标视点采样策略来迭代寻找覆盖最大的视点,并重复此方法以获得一组冗余视点,通过访问冗余视点子集生成覆盖路径。Jing 等<sup>[15]</sup>和 Glorieux 等<sup>[16]</sup>考虑了旅行成本和视点检测成本,并没有考虑急转弯次数对无人机的能耗影响。Cao 等<sup>[17]</sup>提出了一种在两个不同级别生成路径的方法,解决采样视点的 TSP 问题。首先,将环境分成多个子空间,并求解全局 TSP 以确定访问子空间的顺序;其次,求解局部 TSP 在子空间内找到路径以进行详细覆盖,并通过添加新视点解决冲突。该方法中虽然降低了计算成本,但是模型中没有考虑覆盖率约束和无人机完成任务的能耗。

本文根据目标对象点云模型提出了一种降低计算成本的 VPP 方法以获得一组冗余的候选视点,然后将候选视点的一组子集用于生成覆盖路径。该方法考虑了无人机巡检任务的覆盖率约束,将路径长度、视点数目以及急转弯次数进行加权,转换为检测任务的总能耗,然后将总能耗最小作为目标函数建立无人机覆盖路径规划的数学模型,采用 S-HACO 算法来获得无人机的最优飞行路径。本文的主要贡献如下:

- 1) 提出了一种基于  $K$  均值聚类生成候选视点的方法,考虑了目标对象的结构特征,极大降低了计算成本。
- 2) 通过减少急转弯次数降低无人机巡检任务的总能耗,避免无人机的飞行路径出现频繁的转弯。
- 3) 在文献[10]的基础上,提出一种包含距离约束和角度约束的计算可见性矩阵的方法。
- 4) 将无人机三维覆盖路径规划模型看成 TSP 问题的变体,提出 S-HACO 算法来求解无人机飞行路径,在传统蚁群算法(ant colony optimization, ACO)的基础上混合遗传算法的交叉变异算子,并引入排名因子<sup>[18]</sup>改进传统 ACO 算法的信息素更新方式。

## 1 无人机覆盖路径规划模型

本节介绍无人机三维覆盖路径规划的数学模型。通过求解 CPP 问题提前规划出无人机最优飞行路径,无人机通过携带视觉传感器(如相机)在飞行过程中感知目标对象的表面信息。如图 1 所示,将目标对象的点云模型作为输入,生成满足检测要求的无人机飞行路径。

### 1.1 预处理

假设目标结构是凸的且原始点云数据可获取。无人机完成对三维目标结构的巡检任务通常将其表面划分成若干个相差不大的三角形,然而原始点云数据不可避免地存在噪声和冗余数据,在实际研究过程中,为得到符合要求的对象模型,需对原始点云数据进行一系列预处理。

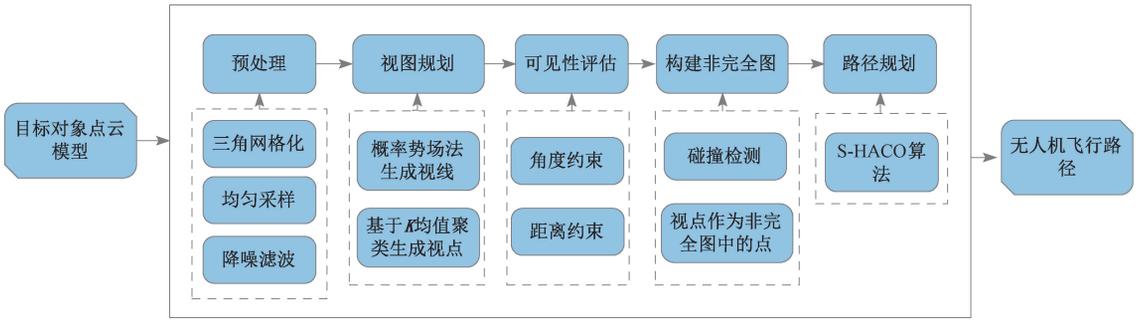


图1 本文主要研究思路

Fig.1 The main research ideas of this paper

主要步骤包括:1)对原始点云数据进行配准拼接以及滤波降噪等处理;2)点云数据均匀采样;3)针对点云数据进行三角网格化,使目标结构表面划分成若干个相差不大的三角形。定义三角形的集合为  $G$ , 包含  $z$  个三角形, 集合  $G = \{g_1, g_2, \dots, g_z\}$ 。

### 1.2 视图规划

在本小节中,生成候选视点分为两个步骤:视点的生成和视线的生成。本文提出了一种基于  $K$  均值聚类生成视点的方法;第1步,找到  $z$  个三角形的中心,三角形中心被描述成一个六维数组  $[x_i, y_i, z_i, n_x, n_y, n_z]$ , 其中,  $[x_i, y_i, z_i]$  表示三角形中心在三维坐标下的位置,  $\vec{n} = [n_x, n_y, n_z]$  表示三角形的法向量。第2步,从三角形中心中随机选择  $k$  个点作为聚类中心,  $k < z$ 。第3步,根据它们之间的相似度值将所有三角形中心划分成  $k$  个类,重新计算  $k$  个类的聚类中心。相似度  $R_{ij}$  的定义如式(1)所示,距离越小,法向量之间夹角越小,相似度越高。第4步,重复第3步,迭代  $\omega$  次,最终得到  $k$  个聚类中心。第5步,将聚类中心沿其法向量方向偏移,得到无人机的视点,即生成视点的总数为  $k$ 。偏移距离为  $f$ ,  $f$  的长度必须位于相机的可视距离内,即  $f \in [f_{\min}, f_{\max}]$ ,  $f_{\max}$  为最大可视距离,  $f_{\min}$  为最小可视距离。需要说明的是,这一部分会产生冗余视点,视点集合  $V = \{v_1, v_2, \dots, v_k\}$ 。

$$R_{ij} = \theta \times s_{ij} + (1 - \theta) \times \gamma_{ij} \quad (1)$$

其中,  $\theta \in (0, 1)$  表示权重,  $s_{ij} \in (0, 1)$  表示所有三角形中心点到第  $j$  个聚类中心的欧氏距离最小值与第  $i$  个三角形中心到第  $j$  个聚类中心的欧氏距离的比值。  $\gamma_{ij} \in (0, 1)$  表示第  $i$  个聚类中心和第  $j$  个聚类中心之间法向量夹角(单位弧度)与圆周率的比值。

在生成视点之后,下一步是生成相应的视线。本文利用概率势场法<sup>[10]</sup>生成视线,该方法考虑到视点和其附近的三角形具有与它们之间距离的平方成反比的吸引力,视线是通过对视点附近三角形的吸引力求和来计算的。如式(2)、(3)所示。

$$v = \frac{\sum_i^N \frac{a(p_{ii} - p_v)}{\|p_{ii} - p_v\|^3}}{\left\| \sum_i^N \frac{a(p_{ii} - p_v)}{\|p_{ii} - p_v\|^3} \right\|} \quad (2)$$

$$f_{\min} < \|p_{ii} - p_v\| < f_{\max} \quad (3)$$

其中,  $a$  是常数,  $p_v$  是视点位置,  $p_{ii}$  表示第  $i$  个三角形中心的位置,只有位于相机可视距离内的三角形才会被包含在视点的平均观察方向的计算中,  $N$  是满足式(3)的三角形中心个数。

### 1.3 可见性评估

如图2所示,要使目标结构表面的三角形被相机视为可见,它必须满足以下条件:1)三角形中心在相机的视角内;2)三角形中心到相机的距离  $l$  必须在相机的可视距离内,即  $l \in [f_{\min}, f_{\max}]$ ;3)三角形法向量和视点方向之间的夹角  $\delta$  应小于给定阈值,即  $\delta \in [0, \delta_{\max}]$ ;4)三角形不被目标结构的其他部位遮挡<sup>[19]</sup>。

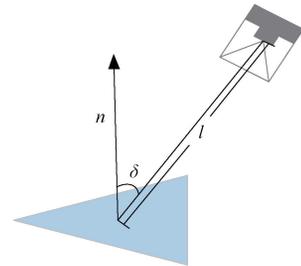


图2 视点对三角形的可见性图示

Fig.2 Visibility diagram of the viewpoint to the triangle

如式(4)所示,构建一个二进制可见性矩阵,  $C = B^{k \times z}$  表示视点集合  $V$  和三角形集合  $G$  之间的可见性估计;若第  $j$  个三角形对于第  $i$  个视点来说可见,则  $C_{ij} = 1$ , 否则为 0。  $i \in [1, k]$ ,  $i$  为整数。  $j \in [1, z]$ ,  $j$  为整数。

$$C = V^T \times G \quad (4)$$

### 1.4 构建非完全图

根据任意两个节点之间是否存在路径(边)相连,可

分为完全图 TSP 问题和非完全图 TSP 问题。本文构建的 CPP 模型将视点之间的路径长度小于间隔距离  $d_{\max}$  的视点相连,然后检测视点之间的路径是否和目标结构碰撞,凡是可能发生碰撞的视点路径均被删除,所以是非完全图 TSP 问题。如图 3 所示,用直线连接任意两个视点并和目标结构进行碰撞检测。如果与目标结构发生冲突,则丢弃该路径,否则保留。本文将无人机的运动限制在图  $G=(V,E)$  中,引入邻接矩阵  $\ell \in \{0,1\}^{k \times k}$ ,当  $\ell_{ij}=1$  时表示视点  $v_i$  和视点  $v_j$  之间存在一条路径,当  $\ell_{ij}=0$  时表示视点  $v_i$  和视点  $v_j$  之间的路径不可行。令  $D_{ij} \in R^{k \times k}$  表示视点  $v_i$  和视点  $v_j$  之间的距离成本,  $d_{ij}$  表示表示视点  $v_i$  和视点  $v_j$  之间的欧几里得距离。  $D_{ij}$  的计算方式如下:

$$D_{ij} = \begin{cases} d_{ij}, \ell_{ij} = 1 \\ \infty, \ell_{ij} = 0 \end{cases} \quad (5)$$

非完全图中边的集合定义为:

$$E = \{e_{ij} | e_{ij} = (v_i, v_j), \ell_{ij} = 1, i \in [1, k], j \in [1, k]\} \quad (6)$$

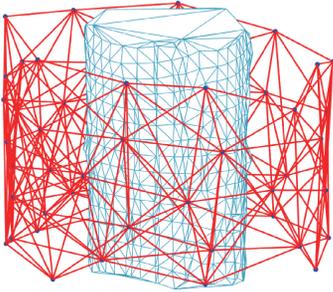


图 3 非完全图

Fig. 3 Incomplete graph

### 1.5 目标函数

在无人机完成巡检任务过程中,并不需要访问所有的视点,当达到最小覆盖率要求  $\xi_0$  时,无人机就会结束巡检任务。无人机到达视点处,会有一个检查时间,当检查时间过长时,会增加无人机能耗。另外,无人机巡检时频繁地急转弯也会增加巡检任务的能耗。为降低能耗,在目标函数中对无人机急转弯次数进行惩罚,以此来控制无人机的航向。如图 4 所示,根据式(7)计算转弯角度  $\phi$ ,当  $\phi \leq \frac{\pi}{2}$  时,记一次急转弯次数,急转弯次数  $t$  的计算公式如式(8)所示。当无人机从起点选择下一个视点时,转弯角度记为 0。

$$\phi = \arccos\left(\frac{(p_{v_3} - p_{v_2}) \cdot (p_{v_2} - p_{v_1})}{\|p_{v_3} - p_{v_2}\| \cdot \|p_{v_2} - p_{v_1}\|}\right) \quad (7)$$

$$\begin{cases} t = \exp\left(b \sum_{i=1}^{r-2} t_i\right) \\ t_i = \begin{cases} 0, i = 1, 2 \text{ 或 } \phi > \frac{\pi}{2} \\ 1, \text{其他} \end{cases} \end{cases} \quad (8)$$

其中,  $p_{v_1}, p_{v_2}, p_{v_3}$  分别表示视点  $v_1, v_2, v_3$  的位置坐标,  $b \in (0, 1)$  为惩罚系数。

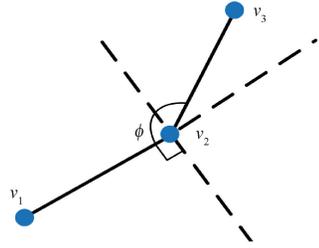


图 4 转弯角度示意图

Fig. 4 Schematic diagram of turning angle

本文以覆盖率为约束,以无人机完成巡检任务的路径长度、视点数目、急转弯次数为代价,将这三者分别赋予权重系数  $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3 \in (0, 1)$ ,并且  $\lambda_1 + \lambda_2 + \lambda_3 = 1$ 。实际应用中可根据不同的需求对权重系数的大小进行调整。将代价最小作为目标函数来构建三维覆盖路径规划模型。定义无人机巡检访问的视点集合为  $V^{(*)}$ ,选择的视点依次为  $v_1^{(*)}, v_2^{(*)}, \dots, v_r^{(*)}$ 。访问的视点会重新构建一个可见性矩阵  $c \in B^{r \times r}$ ,  $c_j$  表示矩阵  $c$  第  $j$  列中所有元素的集合,  $J$  表示目标函数。完整的三维覆盖路径规划模型如下:

$$\begin{cases} \min J = \lambda_1 \sum_{i=1}^{r-1} D_{v_i^{(*)} v_{i+1}^{(*)}} + \lambda_2 r + \lambda_3 \exp\left(b \sum_{i=1}^{r-2} t_i\right) \\ \text{s. t. } \frac{1}{z} \sum_{j=1}^z \max c_j \geq \xi_0 \end{cases} \quad (9)$$

## 2 覆盖路径规划模型求解

本文建立的无人机三维覆盖路径规划模型是一个多约束非线性优化问题,而且可以看成传统 TSP 的一个变体。很多智能优化算法,如蚁群算法、遗传算法、粒子群算法等因其通用性强、计算速度快被广泛应用于旅行商问题和移动机器人路径规划问题的求解中<sup>[20]</sup>。其中,ACO 算法是一种基于群体觅食的随机启发式搜索方法,具有很强的鲁棒性和适应性,对解决路径规划问题有很好的效果<sup>[21]</sup>。本文研究的路径规划问题和传统 TSP 不同的是,无人机并不需要访问所有的视点,只需要完成覆盖率的要求就停止访问,并且不是所有的视点之间都存在路径连接。这导致了无人机飞行过程中路径点位置是未知的,这就造成可行解集中路径点序列个数不同,即解

的维度不确定。大多数智能优化算法(如粒子群算法、遗传算法、模拟退火算法)构建初始种群时难以构建符合要求的解,而ACO算法通过轮盘赌与禁忌表的设计可以使蚂蚁寻找路径时构建维度不一的初始解,并利用信息素反馈机制来不断优化路径<sup>[22]</sup>。传统ACO算法在移动机器人路径规划中存在路径规划时间长、收敛速度慢、容易陷入局部最优等缺点<sup>[23-24]</sup>。针对这些缺点,本文提出S-HACO算法来求解无人机覆盖路径规划问题。首先,改变传统ACO算法的启发函数,使无人机选择飞行成本更小的路径点;然后,引入遗传算法中交叉与变异的优点增加蚂蚁寻找全局最优解的能力,提高算法的收敛速度;最后,改变传统ACO算法中的信息素更新规则,使更优路径上的信息素浓度增加,较差路径更不容易形成自锁和压制更优路线的产生。因此本文提出S-HACO算法求解该覆盖路径规划问题。

综上所述使用S-HACO算法求解本文路径规划问题的流程如算法1所示。蚂蚁从给定的起点开始路径搜索,每次在当前可行路径点集选择下一个路径点,此过程持续进行,若检测到当前可行路径点集为空集或者达到覆盖率要求,则停止循环搜索,否则继续搜索。将所有经过的路径点顺次连接,构成一条完整的可行路径,计算所有可行路径的目标函数值,然后进行交叉、变异操作,并更新信息素,直至迭代完成,生成最优路径。

#### 算法1 S-HACO算法

输入:  $G(V, E)$ ,  $\xi_0$  和其他算法参数

输出:  $J$ , 无人机飞行路径

```

1: 初始化所有参数
2: for iter = 1: iter_max do
3:   form m = 1: M do
4:     if allow(m) = ∅ then
5:        $\xi \leftarrow$  计算当前覆盖率
6:       break
7:     else
8:       for i = 1: length(allow(m)) do
9:         根据式(10)选择下一个视点
10:         $\xi \leftarrow$  计算当前覆盖率
11:        if  $\xi > \xi_0$  then
12:          break
13:        end if
14:      end for
15:    end if
16:  end for
17:   $J \leftarrow$  根据式(9)计算目标函数
18:  交叉、变异操作
19:  根据式(12)更新信息素
20: end for
21: return  $J$ , 无人机飞行路径

```

## 2.1 选择下一个视点

假设蚂蚁的数目为  $M$ , 蚂蚁采用轮盘赌法选择下一个视点, 根据式(10)计算从当前节点转移到下一节点的概率。

$$P_{ij}^m = \begin{cases} \frac{[\tau_{ij}(t)]^\alpha \cdot [\eta_{ij}(t)]^\beta}{\sum_{u \in allow_m} [\tau_{iu}(t)]^\alpha \cdot [\eta_{iu}(t)]^\beta}, & u \in allow_m \\ 0, & u \notin allow_m \end{cases} \quad (10)$$

其中,  $allow_m$  表示第  $m$  只蚂蚁待访问视点的集合, 该集合为未被访问的视点集合和当前视点连接的视点集合的交集,  $\tau_{ij}(t)$  表示节点  $i$  和节点  $j$  之间的信息素浓度,  $\eta_{ij}(t)$  表示节点  $i$  到节点  $j$  之间的启发式信息, 启发函数的定义如式(11)所示。  $\alpha$  为信息素浓度重要程度因子,  $\beta$  为启发函数重要程度因子。

$$\eta_{ij} = \frac{w_1}{d_{ij}} + w_2 \Delta\sigma_{ij} + w_3 \phi_{ij} \quad (11)$$

其中,  $w_1, w_2, w_3 \in (0, 1)$  为权重系数, 且  $w_1 + w_2 + w_3 = 1$ 。  $d_{ij}$ ,  $\Delta\sigma_{ij}$ ,  $\phi_{ij}$  分别表示视点  $i$  到视点  $j$  之间的距离、覆盖率增量、转弯角度。覆盖率增量表示为当前视点集合新增一个视点  $j$  后覆盖三角形的增加数目。当无人机从当前视点  $i$  选择下一视点  $j$ , 会尽可能选择覆盖率增量较大、距离较短、转弯角度较小的视点, 直到找到一条满足覆盖率约束的可行解为止。

## 2.2 交叉、变异算子

在传统蚁群算法的基础上, 本文利用遗传算法中交叉与变异的优点, 通过引入交叉算子和变异算子增强蚁群算法寻找全局最优的能力, 提高算法的收敛速度<sup>[25]</sup>。在路径规划问题中, 将视点被访问的顺序组成编码, 确定编码方式之后, 将蚁群算法中每次迭代后得到的所有蚂蚁的完整路径作为遗传算法的初始种群。另外, 即使本文并不需要访问所有的视点, 染色体仍分成  $k$  段, 当确定了所需的视点访问顺序之后, 后续的编号记为 0。交叉操作将蚂蚁群体的任意两条路径进行交叉, 在进行交叉操作时要确定两个待交叉染色体编码不为 0 的数目的最小值  $\varepsilon$ , 产生两个位于区间  $[1, \varepsilon]$  的随机整数, 确定两个位置, 对两个位置的中间数据进行交叉。变异操作对蚂蚁自身的路径进行变异, 在染色体编码不为 0 的部分随机选择两个点, 将其对换位置。如果得到更好的个体, 接受交叉和变异操作, 否则不接受。交叉和变异概率分别为  $P_c$ 、 $P_m$ 。

## 2.3 信息素更新

本文在文献[17]的启发下, 对传统ACO的信息素更新规则进行优化, 将每只蚂蚁路径的目标函数从小到大排序, 选择合适的百分比  $P_i$ , 只允许前  $P_i$  的蚂蚁在它们

的路径上双向留下信息素,权重和目标函数大小成反比,并且乘以排名因子。第一名蚂蚁排名因子为 1,至  $P_i$  处排名因子减少到 0。另外,在迭代早期增加信息素挥发系数,使蚂蚁释放大量信息素,此时信息素更新系数为  $\rho_{\max}$ ,在迭代中后期仅允许前蚂蚁释放少量信息素,并逐渐降低信息素更新系数至  $\rho_{\min}$ 。信息素初始值全为 1,当所有蚂蚁完成一次迭代之后,各个视点间的信息素浓度将根据式(12)进行实时更新。

$$\begin{cases} \tau_{ij}(t+1) = (1-\rho)\tau_{ij} + \sum_{m=1}^M \Delta\tau_{ij}^{(m)} \\ \Delta\tau_{ij}^{(m)} = \begin{cases} \frac{Q}{g_m} \times R, & \text{蚂蚁 } m \text{ 从节点 } i \text{ 到节点 } j \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \end{cases} \quad (12)$$

其中,  $Q$  为常数,  $R$  为排名因子,  $\rho \in [\rho_{\min}, \rho_{\max}]$  为信息素挥发系数,  $\rho$  越大表示信息素挥发越快,  $\Delta\tau_{ij}^{(m)}$  表示蚂蚁  $m$  在节点  $i$  和节点  $j$  连接路径上的信息素浓度,  $g_m$  表示蚂蚁  $m$  的目标函数值。

### 3 仿真实验结果与分析

无人机巡检任务要求无人机对目标结构进行无遗漏的表面检测,同时避免碰撞。为了验证本文覆盖路径规划算法的有效性,本文利用无人车搭载 VLP-16 激光雷达采集一模拟的罐体侧面的点云数据,该罐体高 1.8 m,半径 0.6 m,如图 5 和图 6(a)所示。另外,使用 MATLAB 2019a 软件完成对点云数据的配准拼接以及滤波降噪等处理,然后进行后续仿真实验。图 6(b)为原始点云数据进行滤波降噪处理后的结果。需要说明的是,罐体侧面的点云数据在进行三角网格化时,会将其上下底面划分成三角形,上下底面的三角形并不包含在三角形集合  $G$  中。S-HACO 算法参数和其他参数分别如表 1 和 2 所示。

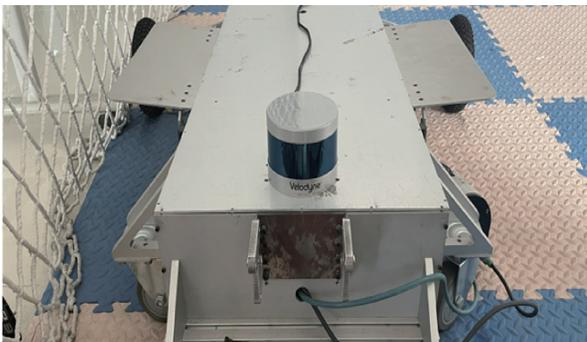
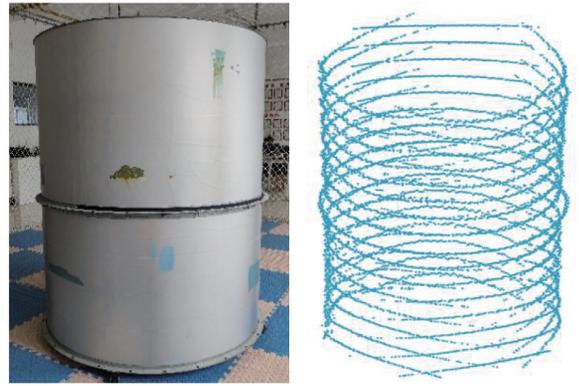


图 5 无人车搭载激光雷达

Fig. 5 Unmanned vehicles equipped with lidar



(a) 模拟罐体 (a) simulated tank  
(b) 罐体点云 (b) tank point cloud

图 6 目标对象模型

Fig. 6 Target object model

表 1 S-HACO 算法参数

Table 1 S-HACO algorithm parameters

$iter_{\max}$	$M$	$\alpha$	$\beta$	$P_c$	$P_m$	$w_1$
200	200	1	5	0.9	0.05	0.8
$w_2$	$w_3$	$P_t$	$Q$	$\rho_{\max}$	$\rho_{\min}$	
0.1	0.1	30%	1	0.3	0.1	

表 2 其他参数

Table 2 Other parameters

$f$	$f_{\max}$	$f_{\min}$	$\omega$	$\sigma_{\max}$	$d_{\max}$
0.6(m)	0.8(m)	0.4(m)	100	90°	1(m)
$\theta$	$b$	$\lambda_1$	$\lambda_2$	$\lambda_3$	$\xi_0$
0.8	0.5	0.4	0.3	0.3	100%

#### 3.1 视图规划结果分析

视图规划的目标是最小化候选视点的数量,以此来降低计算成本。本小节进行了一系列计算测试,将基于  $K$  均值聚类生成视点的方法和文献[9]和[10]中偏移法和迭代随机采样法进行比较。3种方法的区别在于如何生成候选视点和视线,偏移法通过直接从每个三角形中心偏移一段距离来生成候选视点,然后生成视线指向对应的三角形。迭代随机采样法通过在指定区域随机生成一系列视点和对应视线,再针对未被覆盖的三角形生成额外视点和视线。表 3 的结果表明,在覆盖率为 100% 时,本文所提出的方法需要的视点数目分别减少了 96.25% 和 42.10%。图 7 为基于  $K$  均值聚类的方法生成的候选视点,圆点表示视点,箭头表示对应视线。

表 3 视点数目对比

Table 3 Comparison of the number of viewpoints

方法	$K$ 均值聚类法	偏移法	迭代随机采样法
视点数目	55	1 468	95

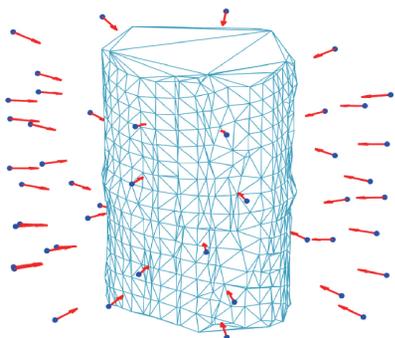


图 7 基于  $K$  均值聚类的方法的候选视点

Fig. 7 Candidate viewpoints for methods based on  $K$ -means clustering

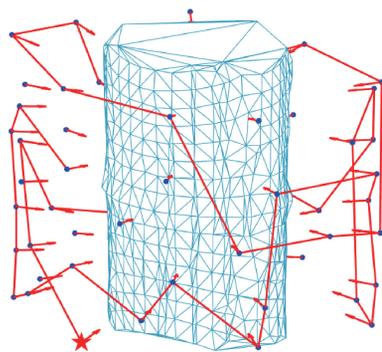


图 8 传统 ACO 算法路径规划结果

Fig. 8 Path planning results of traditional ACO algorithm

### 3.2 路径规划结果分析

为了验证 S-HACO 算法针对无人机覆盖路径规划模型的可行性和有效性,本文分别使用 S-HACO 算法和传统 ACO 算法来获取无人机飞行路径。需要说明的是,相比于其他智能优化算法,如遗传算法、粒子群算法,ACO 算法在求解该问题时具有明显的优势。ACO 算法中蚂蚁是根据概率公式从一个节点移动到下一个节点,通过概率公式的设计可以选择符合要求的较优路径点,并且在构建初始解集时已经摒弃了大多数不可行路径,而遗传算法和粒子群算法通过随机化的方式构建初始解集,初始解集需要满足覆盖率、避碰等多种条件,这就导致了初始解集中出现了大量不可行路径,而初始解集是遗传算法和粒子群算法的迭代起点,它的好坏将直接影响算法的效率,所以遗传算法和粒子群算法在求解该模型具有一定的挑战性。

图 8 和 9 分别为使用传统 ACO 算法和 S-HACO 算法的无人机覆盖路径规划结果,两种算法的参数相同,传统 ACO 算法的信息素挥发系数为  $\rho_{\min}$ 。粗实线代表无人机的飞行路径,圆点表示无人机视点,五角星表示无人机飞行起点,视点编号为 9。当使用传统 ACO 时,无人机的飞行路线的终点的视点编号为 14,此时总路径长度为 25.1316 m,视点数目为 39,急转弯次数为 5;当使用 S-HACO 算法时,无人机的飞行路线的终点的视点编号为 17,此时总路径长度为 22.5020 m,视点数目为 34,急转弯次数为 3。无人机巡检任务中没有重复视点,当完成目标结构全覆盖之后,无人机的飞行结束。

### 3.3 算法性能比较

为了评估 S-HACO 算法的性能,本文将传统 S-HACO 算法和传统 ACO 算法、PSO 算法在公共数据集上进行对比,公共数据集选择 34 个城市的 TSP 问题,旅行商人从城市 1 出发,最终回到城市 1。图 10 和 11 为 S-HACO 算法、ACO 算法、PSO 算法求解 TSP 的最优路径和迭代曲

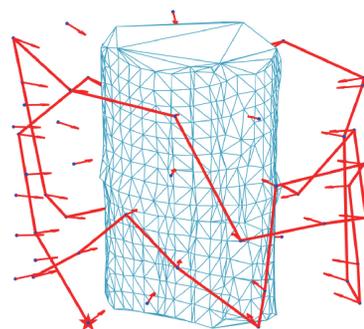


图 9 S-HACO 算法路径规划结果

Fig. 9 S-HACO algorithm path planning results

线。仿真结果表明,在相同的种群数目和迭代次数下,虽然 PSO 算法的运行时间较短,但是需要较多的迭代次数才能达到较优解,并且得到的路径长度远大于 ACO 算法和 S-HACO 算法。S-HACO 算法通过改变信息素更新方式,引入交叉、变异算子,运行时间较 ACO 算法短,较容易跳出局部最优,得到的路径长度最短。总体上看,S-HACO 算法在求解 TSP 问题上拥有更优的性能。

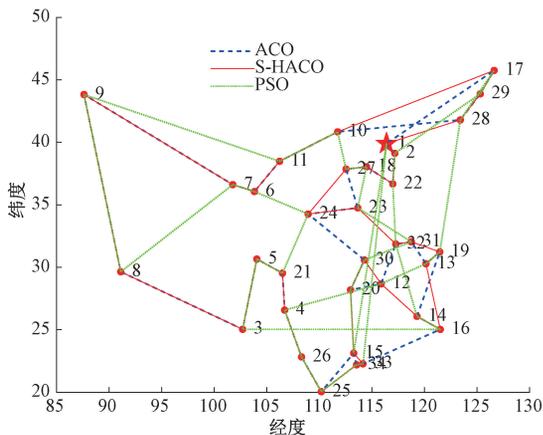


图 10 S-HACO 算法、ACO 算法、PSO 算法求解 TSP 最优路径

Fig. 10 S-HACO algorithm, ACO algorithm, PSO algorithm to solve TSP optimal path

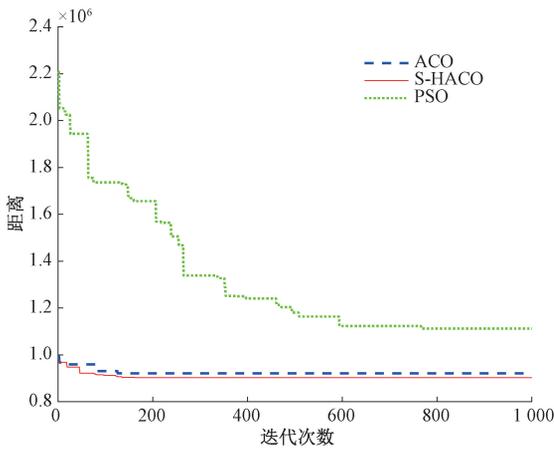


图 11 S-HACO 算法、ACO 算法、PSO 算法求解 TSP 迭代曲线  
Fig. 11 S-HACO algorithm, ACO algorithm, PSO algorithm to solve TSP iteration curve

如图 12 和表 4 所示,比较 S-HACO 算法和传统 ACO 算法求解本文提出的无人机覆盖路径规划模型的迭代曲线和时间复杂度。对比结果表明,S-HACO 算法较传统 ACO 算法收敛速度更快,更容易跳出局部最优,目标函数降低了 19.14%,算法的运行时间减少了 25.27%。

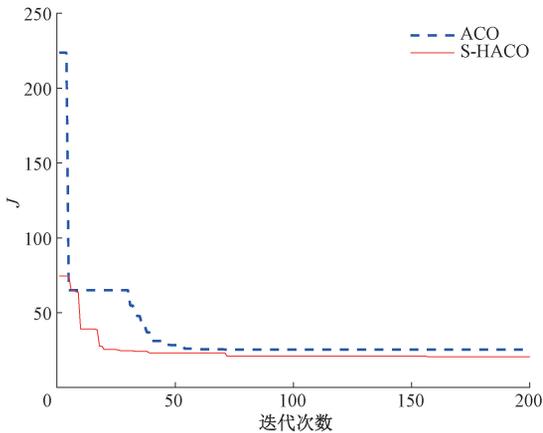


图 12 求解覆盖路径规划模型迭代曲线  
Fig. 12 Iterative curve of solving the coverage path planning model

表 4 求解覆盖路径规划模型算法性能对比  
Table 4 Algorithm performance comparison of solving the coverage path planning model

算法名称	$J$	运行时间/s
ACO	25.407 4	375.848 0
S-HACO	20.545 3	280.864 0

## 4 结 论

本文讨论了无人机在三维环境下的覆盖检测路径规

划问题。首先,提出了一种基于  $K$  均值聚类生成无人机电视点的方法;其次,构建包含距离约束和角度约束的可见性矩阵;然后,以覆盖率为约束,以最小化无人机路径长度、视点数目、急转弯次数的加权和为目标建立数学模型;最后,采用 S-HACO 算法求解该数学模型。仿真结果表明,本文所提出的方法不仅可以减少视点数量,而且可以得到能耗更优的路径规划结果。

由于无人机电池容量的影响,单个无人机无法在规定时间内完成大规模结构的巡检任务,未来的工作将考虑使用多个无人机来协作完成巡检任务。另外,本文得到的无人机飞行路径可能存在直上直下的情况,后期将会继续探索和改进。

## 参考文献

- [ 1 ] ABHAYARATHNE M A I M, ATTHANAYAKE I U. Automatic fabric defects inspection machine [ J ]. Instrumentation, 2021, 8( 3 ): 16-25.
- [ 2 ] AGNISARMAN S, LOPES S, MADATHIL K C, et al. A survey of automation-enabled human-in-the-loop systems for infrastructure visual inspection [ J ]. Automation in Construction, 2019, 97: 52-76.
- [ 3 ] 周炜,王小平,孙浩水,等.基于贝赛尔曲线的四旋翼无人机轨迹优化 [ J ]. 电子测量与仪器学报, 2019, 33( 10 ): 53-58.  
ZHOU W, WANG X P, SUN H Y, et al. Trajectory optimization of quadrotor UAV based on Bezier curve [ J ]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2019, 33( 10 ): 53-58.
- [ 4 ] PAPACHRISTOS C, KAMEL M, POPOVI M, et al. Autonomous Exploration and Inspection Path Planning for Aerial Robots Using the Robot Operating System [ M ]. Robot Operating System ( ROS ). Springer, Cham, 2019: 67-111.
- [ 5 ] 杨岳航,陈武雄,朱明,等.基于机器视觉的无人机自主着陆技术 [ J ]. 国外电子测量技术, 2020, 39( 4 ): 57-61.  
YANG Y H, CHEN W X, ZHU M, et al. Autonomous landing technology of UAV based on machine vision [ J ]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2020, 39( 4 ): 57-61.
- [ 6 ] TAN C S, MOHD-MOKHTAR R, ARSHAD M R. A comprehensive review of coverage path planning in robotics using classical and heuristic algorithms [ J ]. IEEE Access, 2021( 9 ): 119310-119342.
- [ 7 ] GLORIEUX E, FRANCIOSA P, CEGLAREK D. Coverage path planning with targeted viewpoint sampling

- for robotic free-form surface inspection[J]. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 2020, 61: 101843.
- [ 8 ] BOLOURIAN N, HAMMAD A. LiDAR-equipped UAV path planning considering potential locations of defects for bridge inspection [ J ]. *Automation in Construction*, 2020, 117: 103250.
- [ 9 ] CHOI Y, CHOI Y, BRICENO S, et al. Three-dimensional UAS trajectory optimization for remote sensing in an irregular terrain environment [ C ]. 2018 International Conference on Unmanned Aircraft Systems (ICUAS). IEEE, 2018: 1101-1108.
- [ 10 ] JING W, POLDEN J, LIN W, et al. Sampling-based view planning for 3D visual coverage task with unmanned aerial vehicle [ C ]. 2016 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). IEEE, 2016: 1808-1815.
- [ 11 ] XIE J, CARRILLO L R G, JIN L. Path planning for UAV to cover multiple separated convex polygonal regions [ J ]. *IEEE Access*, 2020, 8: 51770-51785.
- [ 12 ] ALMADHOUN R, TAHA T, SENEVIRATNE L, et al. A survey on multi-robot coverage path planning for model reconstruction and mapping [ J ]. *SN Applied Sciences*, 2019, 1(8): 1-24.
- [ 13 ] BIRCHER A, ALEXIS K, BURRI M, et al. Structural inspection path planning via iterative viewpoint resampling with application to aerial robotics [ C ]. 2015 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). IEEE, 2015: 6423-6430.
- [ 14 ] 杨立炜, 付丽霞, 王倩, 等. 多层优化蚁群算法的移动机器人路径规划研究 [ J ]. *电子测量与仪器学报*, 2021, 35(9): 10-18.  
YANG L W, FU L X, WANG Q, et al. Research on path planning of mobile robot based on multi-layer optimization ant colony algorithm [ J ]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2021, 35(9): 10-18.
- [ 15 ] JING W, POLDEN J, TAO P Y, et al. Model-based coverage motion planning for industrial 3D shape inspection applications [ C ]. 2017 13th IEEE Conference on Automation Science and Engineering (CASE). IEEE, 2017: 1293-1300.
- [ 16 ] GLORIEUX E, FRANCIOSA P, CEGLAREK D. Coverage path planning with targetted viewpoint sampling for robotic free-form surface inspection [ J ]. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 2020, 61: 101843.
- [ 17 ] CAO C, ZHANG J, TRAVERS M, et al. Hierarchical coverage path planning in complex 3D environments [ C ]. 2020 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). IEEE, 2020: 3206-3212.
- [ 18 ] HE Z, ZHOU T. A model for cooperative scientific research inspired by the ant colony algorithm [ J ]. *PLoS One*, 2022, 17(1): e0262933.
- [ 19 ] ZHU H, CHUNG J J, LAWRENCE N R J, et al. Online informative path planning for active information gathering of a 3D surface [ C ]. 2021 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). IEEE, 2021: 1488-1494.
- [ 20 ] PATLE B K, PANDEY A, PARHI D R K, et al. A review: On path planning strategies for navigation of mobile robot [ J ]. *Defence Technology*, 2019, 15(4): 582-606.
- [ 21 ] 张宏宏, 甘旭升, 李双峰, 等. 复杂低空环境下考虑区域风险评估的无人机航路规划 [ J ]. *仪器仪表学报*, 2021, 42(1): 257-266.  
ZHANG H H, GAN X SH, LI SH F, et al. UAV route planning considering regional risk assessment in complex low-altitude environment [ J ]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2021, 42(1): 257-266.
- [ 22 ] 路浩, 陈洋, 吴怀宇, 等. 受路网和测量约束的变电站巡检机器人路径规划 [ J ]. *中国机械工程*, 2021, 32(16): 1972-1982.  
LU H, CHEN Y, WU H Y, et al. Path planning of substation inspection robot constrained by road network and measurement [ J ]. *China Mechanical Engineering*, 2021, 32(16): 1972-1982.
- [ 23 ] 刘耀, 毛剑琳. 基于自适应变步长蚁群算法的路径规划研究 [ J ]. *电子测量技术*, 2020, 43(7): 76-81.  
LIU Y, MAO J L. Research on path planning based on adaptive variable step ant colony algorithm [ J ]. *Electronic Measurement Technology*, 2020, 43(7): 76-81.
- [ 24 ] 江明, 王飞, 葛愿, 等. 基于改进蚁群算法的移动机器人路径规划研究 [ J ]. *仪器仪表学报*, 2019, 40(2): 113-121.  
JIANG M, WANG F, GE Y, et al. Research on path planning of mobile robots based on improved ant colony algorithm [ J ]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2019, 40(2): 113-121.
- [ 25 ] ENGIN O, GÜÇLÜ A. A new hybrid ant colony optimization algorithm for solving the no-wait flow shop

scheduling problems [ J ]. Applied Soft Computing, 2018, 72: 166-176.

### 作者简介



陈丽, 2021 年于武汉科技大学获得学士学位, 现为武汉科技大学硕士研究生, 主要研究方向为移动机器人路径规划。

E-mail: 1195173950@qq.com

**Chen Li** received her B. Sc. degree from Wuhan University of Science and Technology in 2021. Now she is a M. Sc candidate at Wuhan University of Science and Technology. Her main research interest includes mobile robot

path planning.



陈洋(通信作者), 2012 年于中国科学院沈阳自动化研究所获得博士学位, 现为武汉科技大学教授, 主要研究方向为移动机器人建模、规划与控制等。

E-mail: chenya@wust.edu.cn

**Chen Yang** (Corresponding author) received his Ph. D. degree from Shenyang Institute of Automation Chinese Academy of Sciences in 2012. Now he is a professor at Wuhan University of Science and Technology. His main research interests include modeling of mobile robot, planning and control, etc.