

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2209558

# 无先验地图条件下电力管廊无人机自主巡检方法研究

黄 郑<sup>1</sup> 卞尹蕾<sup>2</sup> 王红星<sup>1</sup> 张 欣<sup>1</sup> 邹冰倩<sup>2</sup> 朱 洁<sup>1</sup>

(1.江苏方天电力技术有限公司 南京 211102; 2.南京航空航天大学 南京 211106)

**摘要:** 针对无先验地图条件下电力管廊无人机自主巡检能力不足的问题,本文提出了一种不依赖先验地图的无人机巡检方法。首先,无人机搭载激光雷达,通过 SLAM 算法进行实时场景构图,并基于 RRT 算法对构建的全局栅格地图进行边界搜索;其次,针对传统 RRT 算法难以判断环境地图完整性、保障巡检全面性的问题,提出了一种基于数字图像处理边界检测的方法。通过 Canny 算子对实时构建的地图进行边缘检测,并对地图进行完整性评估。最后,为验证本文提出方法的有效性,在江苏无锡处某 220 kV 电力管廊的仿真模型中进行验证,分别采用 RRT 算法和本文改进算法进行自主巡检测试,结果表明本文提出的算法相比 RRT 算法可提升 21.8% 的巡检覆盖率。

**关键词:** 电力管廊巡检;路径规划;RRT;边缘检测;Canny 算子

**中图分类号:** TP29 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.80

## Inspection method employing UAV of electricity pipe gallery based on LiDAR without prior map

Huang Zheng<sup>1</sup> Bian Yinlei<sup>2</sup> Wang Hongxing<sup>1</sup> Zhang Xin<sup>1</sup> Zou Bingqian<sup>2</sup> Zhu Jie<sup>1</sup>

(1. Jiangsu Frontier Electric Technology Co., Ltd., Nanjing 211102, China;

2. Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 211106, China)

**Abstract:** To tackle problem of insufficient capability of autonomous inspection employing UAV in electricity pipe gallery without prior map, this paper proposes a UAV inspection method which is independent of prior map. In the first place, the UAV is equipped with Lidar and builds the map in real time by SLAM algorithm. The UAV searches for frontiers by RRT algorithm based on global grid map. Secondly, traditional RRT algorithm is difficult to judge integrity of map and guarantee completeness of inspection. To improve coverage, a frontier detection method based on digital image processing is proposed. Canny operator is used to detect frontiers in the map which is built in real time and evaluate completeness of the map. Finally, in order to verify effectiveness of the proposed method, simulation experiments are conducted in the model of a 220 kV electricity pipe gallery which is located in Wuxi, Jiangsu province. RRT algorithm and the proposed algorithm in this paper are used to carry out autonomous inspection test respectively. The results show that the proposed algorithm can improve inspection coverage by 21.8% compared with RRT algorithm.

**Keywords:** electricity pipe gallery inspection; path planning; RRT algorithm; edge detection; Canny operator

## 0 引言

近年来,随着传感器和计算机等硬件性能不断提升,在民用和军用领域,无人机自主探测和构图的应用范围越来越广。目前无人机被广泛应用于航拍,工业检查<sup>[1-2]</sup>,救援搜索<sup>[3-4]</sup>等场景。无人机可以依靠自身的灵活性进入一些人类或者地面机器人不适合到达的区域,例如大型船舶、矿山和电力管廊等室内场景。

电力管廊等大型基础设施需要定期检查和维修,缺乏

适当的维护可能会导致结构破坏等灾难性的后果。在对电力管廊进行巡检的过程中,需要确保完整覆盖待巡检区域,并根据采集到的图像数据判断出存在安全隐患的部位。

目前无人机在室内的巡检应用大多依赖于先验地图<sup>[5-6]</sup>,针对环境信息事先已知的情况,根据任务需求提前规划路径<sup>[7]</sup>。然而,事先人为构建环境地图不仅需要耗费大量的时间和金钱成本,在隧道和矿山等场景中构图还存在较大的安全隐患,不能保证操作人员的安全。无人机自主探索可以将无人机引导到未巡检过的区域中,从而扩展

收稿日期:2022-04-11

巡检过程中构建的已巡检区域地图,直至完成整个区域巡检。

目前无人机自主探索策略可大致分为基于边界的探索算法<sup>[8]</sup>和基于采样的探索算法<sup>[9]</sup>。

基于边界的探索算法是一类主流的无人机自主探索策略,其中边界是指已知不存在障碍物区域和未知区域之间的间隔。这类算法将无人机引导到边界进行探索,构建的全局栅格地图<sup>[10]</sup>不断扩展,同时算法生成新的边界。依此反复迭代,直至没有新的边界产生,即可判定探索完成。但是该种算法简单地选择了欧式距离最近的边界作为航路点,算法探索效率低,也并未考虑探索过程中构建地图的完整性。

基于采样的探索算法在探索空间中随机采样,根据效用函数选择最优的可行采样点作为航路点,但是由于其贪心算法的本质,规划的探索路径不一定是最优解。RRT<sup>[11-12]</sup>是一种基于采样的探索算法,针对 RRT 选择的航路点不是全局最优的问题,文献[13]基于“Next-Best-View”的思想,载体每次选择探索增益最大的分支的第一个节点作为航路点。针对 RRT 算法易陷入局部最优解的问题,文献[14]提出了具有历史信息的探索算法,保留每次生成的随机节点信息存入历史图中,在探索过程中不断维护更新历史图,在载体陷入局部最优时,从历史图中找到新的探索路径。然而,RRT 和以上改进算法以无法搜索到新的边界为探索终止条件,而且无法判断地图的完整性,容易导致无人机在未覆盖全部巡检区域时终止巡检。

针对于此,本文提出了一种基于数字图像处理的边界检测方法,通过 Canny 算子<sup>[15-16]</sup>对实时构建的全局栅格地图进行边缘检测,并对地图进行完整性评估。该方法可以实现无人机在不依赖先验地图下的电力管廊自主巡检,且可有效解决传统 RRT 算法难以保障巡检完整性的问题。

## 1 基于 RRT 的无人机电力管廊巡检算法

本文中用栅格地图来表示环境信息,栅格地图由一个个的栅格组成,每个栅格有 3 种可能值:1、0 和 0.5,分别对应已知存在障碍物、已知不存在障碍物和未知三种环境状态。

RRT 算法在规划空间中随机采样从而生成潜在的路径点,并通过树状结构存储可行路径点。基于 RRT 的无人机电力管廊巡检算法以巡检起点为随机树的根节点,不断在需要巡检的区域中随机采样向外扩展寻找边界点。一旦找到边界点,算法生成可行的飞行路径前往该边界点,直到无法搜索到新的边界点。基于 RRT 的无人机电力管廊巡检算法公式 1 所示:

公式 1 基于 RRT 的无人机电力管廊巡检算法

1 初始化随机树  $T$ :节点集合  $V \leftarrow x_{\text{init}}$ ,边界点集合  $F \leftarrow \emptyset$   
2 while( $T$  仍可以搜索到边界点)

```

3    $x_{\text{rand}} \leftarrow$  随机采样得到的节点
4    $x_{\text{nearest}} \leftarrow$  在随机树  $T$  中距离  $x_{\text{rand}}$  最近的节点
5    $x_{\text{new}} \leftarrow$  根据  $x_{\text{rand}}, x_{\text{nearest}}$  生成的新节点
6   判断线段  $Connection(x_{\text{nearest}}, x_{\text{new}})$  的状态
7   if 线段存在边界点  $x_{\text{frontier}}$  then
8        $V \leftarrow V \cup \{x_{\text{frontier}}\}, F \leftarrow F \cup \{x_{\text{frontier}}\}$ 
9   else if 线段已知不存在障碍物 then
10       $V \leftarrow V \cup \{x_{\text{new}}\}$ 
11  end if
12 end while

```

其中,  $x_{\text{new}}$  的计算如式(1)所示。

$$x_{\text{new}} = x_{\text{rand}} + \frac{\text{step}(x_{\text{nearest}} - x_{\text{rand}})}{\|x_{\text{nearest}} - x_{\text{rand}}\|} \quad (1)$$

$\text{step}$  是随机树的生长步长,  $\|x_{\text{nearest}} - x_{\text{rand}}\|$  是  $x_{\text{nearest}}$  和  $x_{\text{rand}}$  之间的欧式距离。

## 2 基于 Canny 算子的地图完整性评估算法

基于 RRT 的无人机电力管廊巡检算法仅以无法搜索到边界点为巡检终止条件,难以保障巡检覆盖区域的完整性。为了解决该问题,本文提出了一种基于 Canny 算子的地图完整性评估算法。首先,对巡检过程中实时构建的全局栅格概率地图进行预处理,将栅格概率地图灰度化转换为灰度图像;其次,基于 Canny 算子处理转换后的灰度图像,通过边缘检测来判断地图中是否存在未被搜索到的边界;最后,判断 Canny 算子检测边界的有效性,并根据提取出的有效边界继续执行巡检任务。

### 2.1 栅格概率地图预处理

灰度图像中每个像素的颜色值称为灰度,灰度值的范围是 0~255,黑色像素的灰度值为 0,白色像素的灰度值为 255。栅格概率地图中的所有栅格都可以用 3 种概率值表示,因此转换为灰度图像后,可以用 3 种不同的灰度值表示不同概率值的栅格。像素的灰度值和栅格的概率值对应关系如式(2)所示。

$$f(i, j) = \begin{cases} 0 & M(i, j) \rightarrow 1 \\ 255 & M(i, j) \rightarrow 0 \\ \epsilon & M(i, j) = 0.5 \end{cases} \quad (2)$$

其中,  $f(i, j)$  表示图像中第  $i$  行,第  $j$  列像素的灰度值,  $M(i, j)$  表示图像中第  $i$  行,第  $j$  列像素在全局栅格地图中所对应栅格的概率值,  $\epsilon \in (0, 255)$  表示未知区域的像素灰度值。

### 2.2 基于 Canny 算子的边缘检测算法

通过 Canny 算子对灰度图像进行边缘检测,共分为以下五个步骤,流程如图 1 所示。

1)通过高斯滤波器平滑图像

二维高斯分布函数如式(3)所示。

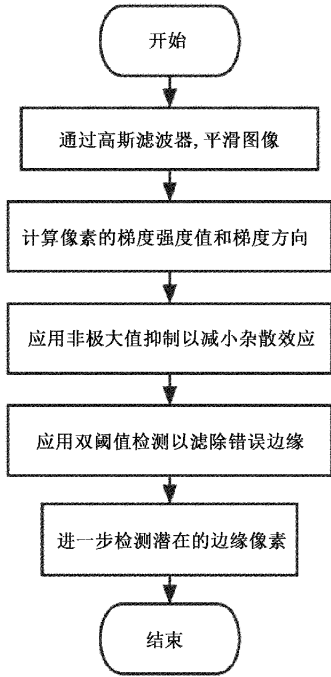


图 1 基于 Canny 算子的边缘检测流程

$$G(x,y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} \quad (3)$$

通过式(3)与原始的灰度图像  $f(x,y)$  分别在 X、Y 方向上进行卷积, 即可得到平滑后的图像。计算如式(4)所示:

$$I(x,y) = G(x,y) * f(x,y) \quad (4)$$

其中,  $I(x,y)$  是平滑后的图像,  $*$  是卷积操作符。

2) 计算像素的图像梯度强度值和图像梯度方向

像素的图像梯度(包括图像梯度强度值和图像梯度方向)的计算过程如下:通过如式(5)和(6)所示的两个模板与平滑后的图像  $I(x,y)$  进行卷积, 可以分别得到 X、Y 两个方向上的差分图, 由此可以根据式(7)和(8)计算出各个像素的图像梯度强度值和图像梯度方向。

$$C_x = \begin{pmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (5)$$

$$C_y = \begin{pmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{pmatrix} \quad (6)$$

$$G = \sqrt{G_x^2 + G_y^2} \quad (7)$$

$$\theta = \arctan(G_y/G_x) \quad (8)$$

其中,  $G_x = C_x * I(x,y)$ ,  $G_y = C_y * I(x,y)$ 。

3) 非极大值抑制

为了仅保留具有图像梯度强度局部最大值的像素, 需要进行非极大值抑制: 沿着某个像素的图像梯度方向, 比较该像素和邻域内的其他像素的图像梯度强度值。如果该像素的图像梯度强度值比其他像素的更大, 即该像素的图像

梯度强度值是邻域内的局部最大值, 那么保留该像素, 否则, 将该像素的图像梯度强度值置为 0。

4) 应用双阈值检测区分真实边缘和潜在边缘

经过非极大值抑制处理后的边缘会进一步贴近实际边缘, 但处理后的边缘中依然存在一些因为噪声和灰度变化较大而被误判为是边缘像素的错误边缘像素。为了滤除这些错误的边缘像素, 可以通过双阈值抑制来实现, 即筛去图像梯度强度值低于低阈值的边缘像素, 保留图像梯度强度值高于高阈值的边缘像素, 同时进一步检测图像梯度强度值处于低阈值和高阈值之间的潜在边缘像素。

5) 进一步检测潜在的边缘像素

经过双阈值检测后, 还需要进一步判断潜在边缘像素的有效性: 检查这些潜在的边缘像素及其 8 个邻域像素, 如果其中存在至少一个图像梯度强度值高于高阈值的像素, 则该潜在的边缘像素即为真实的边缘像素。

2.3 提取有效边界

基于 Canny 算子的边缘检测算法, 有效边界的提取共分为以下 4 个步骤:

1) 将原始灰度图像记为  $F_{origin}$ , 对其进行边缘检测, 得到的是已知不存在障碍物区域、已知存在障碍物区域和未知区域三种区域之间的三种边界, 该边界集合记为  $\{e_{origin}\}$ ;

2) 对原始灰度图像  $F_{origin}$  进行灰度调整, 将已知不存在障碍物区域的灰度与未知区域的灰度设为相同, 灰度调整后的图像记为  $F_{correct}$ , 对  $F_{correct}$  进行边缘检测, 得到的是已知存在障碍物区域与未知区域、已知存在障碍物区域与已知不存在障碍物区域之间的两种边界, 该边界集合记为  $\{e_{correct}\}$ ;

3) 已知不存在障碍物区域与未知区域的边界集合  $\{e_{final}\}$ , 可由式(9)计算得到:

$$\{e_{final}\} = \{e_{origin} - e_{correct}\} \quad (9)$$

4) 考虑到无人机的飞行安全, 将  $\{e_{final}\}$  中的每个边界的长度与无人机飞行安全阈值  $\tau_{free}$  比较, 如果边界的长度大于  $\tau_{free}$ , 则加入最终的有效边界集合  $\{e_{valid}\}$ 。

3 仿真实验与分析

为了验证本文提出算法的有效性, 在如图 2(a)所示的 Gazebo 中搭建的电力管廊仿真模型中, 使用无人机进行无先验地图下的全自主巡检。该电力管廊仿真模型参照如图 2(b)所示的实际电力管廊环境搭建。

图 3 是使用地图完整性评估算法对 RRT 巡检最终构建的全局栅格地图的边界提取结果。图 3(a)是最终构建的全局栅格地图, 图 3(b)是栅格地图预处理后的灰度图像, 图 3(c)是预处理后图像的边缘检测结果, 图 3(d)是经过灰度调整后的灰度图像, 图 3(e)是灰度调整后图像的边缘检测结果, 图 3(f)是已知不存在障碍物区域与未知区域的边界提取结果。可以看出, 由于狭窄的分支通道限制了

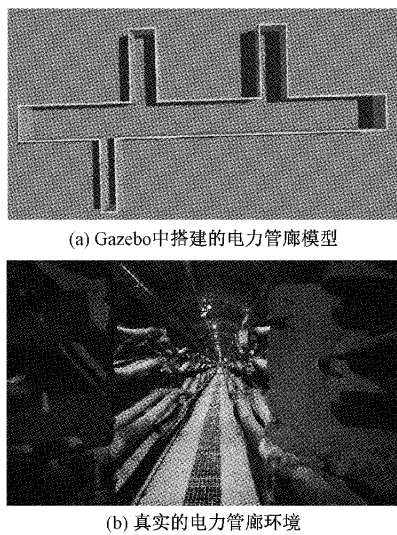


图 2 电力管廊仿真模型及实际环境

随机树的生长,基于 RRT 的无人机电力管廊巡检算法在狭窄分支中可能无法找到边界,导致在电力管廊的狭窄分支中仍存在有效边界,即地图未构建完整的情况下提前终止巡检。

图 4~6 是无人机使用本文改进算法在 3 个不同时刻的边界提取结果,图 4(a)、5(a)和 6(a)是全局栅格地图,图 4(b)、5(b)和 6(b)是栅格地图预处理后的灰度图像,图 4(c)、5(c)和 6(c)是预处理后图像的边缘检测结果,图 4(d)、5(d)和 6(d)是经过灰度调整后的灰度图像,图 4(e)、5(e)和 6(e)是灰度调整后图像的边缘检测结果,图 4(f)、5(f)和 6(f)是已知不存在障碍物区域与未知区域的边界提取结果。

从图 3(f)中已知不存在障碍物区域与未知区域的边界提取结果可以看出使用 RRT 算法进行巡检,在电力管廊的狭窄分支中仍存在有效边界,地图尚未构建完整,未能完整覆盖需要巡检的区域。

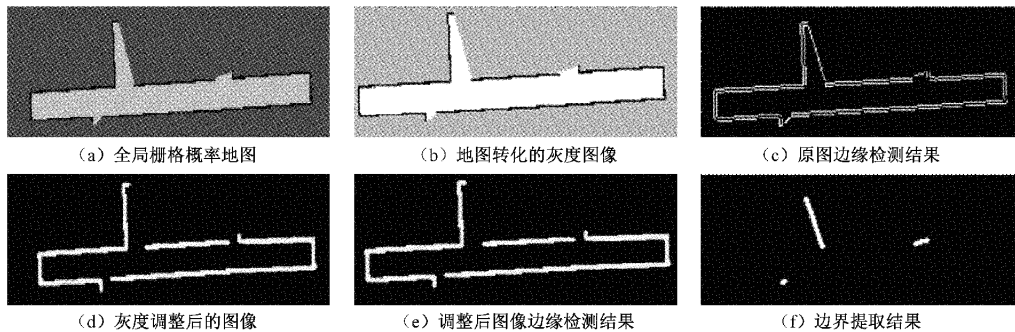


图 3 RRT 巡检算法的边界提取结果

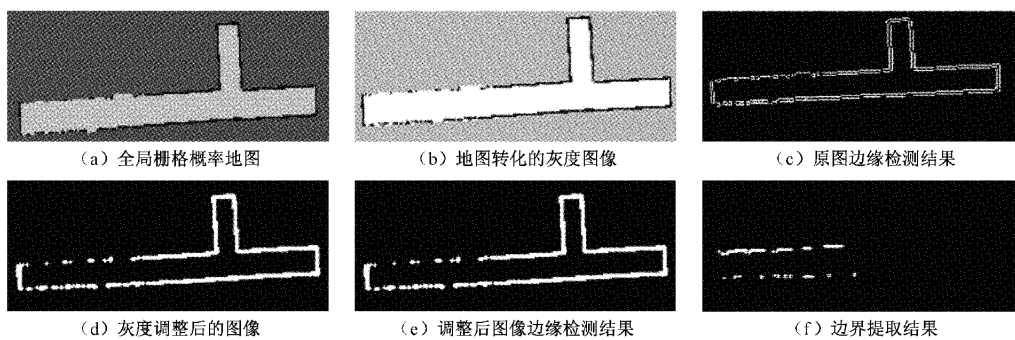


图 4 本文改进算法的边界提取结果一

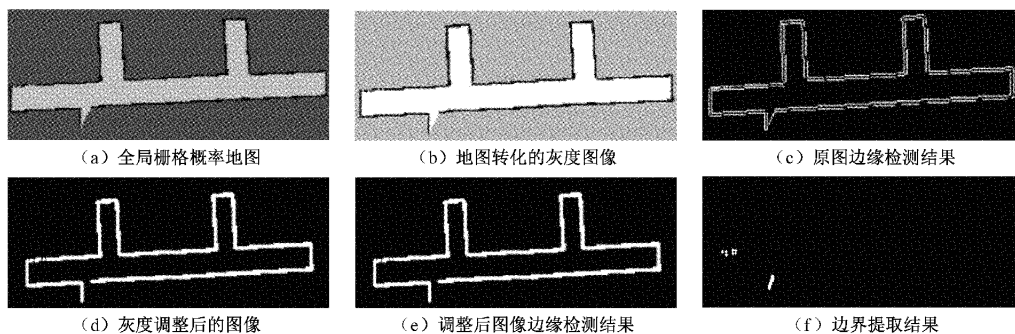


图 5 本文改进算法的边界提取结果二

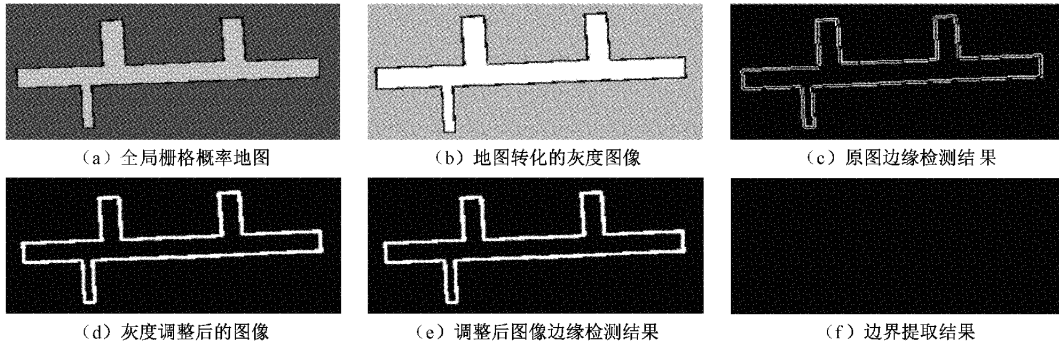


图 6 本文改进算法的边界提取结果三

从图 4(f)中已知不存在障碍物区域与未知区域的边界提取结果可以看出,在使用本文改进算法进行巡检的时刻一,电力管廊的左下角仍存在较多有效边界,地图尚未构建完整。从图 5(f)中已知不存在障碍物区域与未知区域的边界提取结果可以看出,在使用本文改进算法进行巡检的时刻二,根据时刻一提取有效边界的引导,无人机前往边界继续巡检,但电力管廊的左下角仍存在有效边界,地图尚未构建完整。从图 6(f)中已知不存在障碍物区域与未知区域的边界提取结果可以看出,在使用本文改进算法进行巡检的时刻三,根据时刻二提取有效边界的引导,无人机前往边界继续巡检,最终不存在有效边界,完整构建了需要巡检区域的地图,可以覆盖需要巡检的区域,相对传统 RRT 算法有效提高了巡检完整性。

为定量分析本文算法的优势,对两种算法的巡检覆盖区域面积进行统计,结果如表 1 所示。

表 1 两种算法的巡检覆盖率对比

指标	RRT 算法	本文巡检算法
巡检覆盖区域面积/m <sup>2</sup>	101.6	130
巡检覆盖区域占总区域比例/%	78.2	100

从表 1 中的数据可以看出,对于一些狭窄区域 RRT 算法难以完成巡检,在找不到边界点的情况下,RRT 提前终止了巡检,传统 RRT 算法的巡检覆盖率为 78.2%。而本文算法通过对环境地图的完整性评估,巡检覆盖率可达到 100%,完整构建了需要巡检区域的地图,有效保障了无人机巡检作业完整性。

#### 4 结 论

针对无先验地图下的电力管廊巡检场景,本文提出了一种无人机自主巡检方法。无人机通过机载激光雷达传感器信息和 SLAM 算法构建全局栅格地图,并通过 Canny 算子边缘检测和灰度调整对全局栅格地图进行完整性评估,从而提升了传统 RRT 算法的巡检覆盖率。通过仿真表明,本文提出的巡检方法可以实现无人机在不依赖先验地图情况下的电力管廊自主巡检,且相对传统 RRT 算法

可提高 21.8% 的巡检覆盖率。

#### 参 考 文 献

- [1] ANDREAS B, MINA L, KOSTAS A, et al. Three-dimensional coverage path planning via viewpoint resampling and tour optimization for aerial robots[J]. *Autonomous Robots*, 2016, 40(6): 1059-1078.
- [2] TOLGA Ö, SHAOJIE S, YASH M, et al. Inspection of penstocks and featureless tunnel-like environments using micro UAVs[C]. *Field and Service Robotics*, Springer, Cham, 2015: 123-136.
- [3] HARIS B, JANUSZ B, SHASHANK G, et al. Integrated data management for a fleet of search-and-rescue robots[J]. *Journal of Field Robotics*, 2017, 34(3): 539-582.
- [4] TEODOR T, KORBINIAN S, PHILIPP L, et al. Toward a fully autonomous UAV: Research platform for indoor and outdoor urban search and rescue[J]. *IEEE Robotics & Automation Magazine*, 2012, 19(3): 46-56.
- [5] 唐先锋. 基于高精地图的隧道巡检无人机自主导航技术研究[D]. 绵阳: 西南科技大学, 2021, DOI: 10.27415/d.cnki.gxngc.2021.000008.
- [6] 袁广进. 多无人机协同搜索算法研究与实现[D]. 南京: 南京邮电大学, 2021, DOI: 10.27251/d.cnki.gnjdc.2021.001149.
- [7] 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.
- [8] LIONEL H, DOMINIK H, GIM H L, et al. Autonomous visual mapping and exploration with a micro aerial vehicle[J]. *Journal of Field Robotics*, 2014, 31(4): 654-675.
- [9] DHARMADHIKARI M, DANG T, SOLANKA L, et al. Motion primitives-based path planning for fast

- and agile exploration using aerial robots [C]. 2020 IEEE International Conference on Robotics and Automation(ICRA),IEEE, 2020: 179-185.
- [10] KOHLBRECHER S, VON STRVK O, MEYER J, et al. A flexible and scalable SLAM system with full 3D motion estimation [C]. 2011 IEEE international symposium on safety, security, and rescue robotics, IEEE, 2011: 155-160.
- [11] TUNG D, FRANK M, SHEHRYAR K, et al. Graph-based pathplanning for autonomous robotic exploration insubterranean environments [C]. 2019 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems(IROS), IEEE, 2019: 3105-3112.
- [12] UMARI H, MUKHOPADHYAY S. Autonomous robotic exploration based on multiple rapidly-exploring randomized trees [C]. 2017 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems(IROS), IEEE, 2017: 1396-1402.
- [13] BIRCHER A, KAMEL M, ALEXIS K, et al. Receding horizon “next-best-view” planner for 3D exploration [C]. IEEE International Conference on Robotics and Automation. Stockholm, 2016: 1462-1468.
- [14] OLEYNIKOVA H, TAYLOR Z, SIEGWART R, et al. Safe local exploration for replanning in cluttered unknown environments for microaerial vehicles [J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2018, 3(3): 1474-1481.
- [15] 徐武,张强,王欣达,等. 基于改进 Canny 算子的图像边缘检测方法[J]. 激光杂志, 2022, 43(4): 103-108, DOI:10.14016/j.cnki.jgzz.2022.04.103.
- [16] 田贝乐,牛宏侠,刘义健. 一种优化的 Canny 边缘检测算法[J]. 铁路计算机应用, 2021, 30(10): 14-18.

#### 作者简介

黄郑, 硕士, 主要方向为无人机智能巡检技术方向。

E-mail: hz10@vip.qq.com