

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2514765

面向建筑群巡检的无人机覆盖路径规划策略研究*

郑建校¹, 谭吉祥¹, 陈 刚², 张 雨³, 黄子健¹

(1. 西安建筑科技大学机电工程学院 西安 710055; 2. 嘉兴大学机械工程学院 嘉兴 314001;
3. 桂林理工大学商学院 桂林 541004)

摘 要:针对建筑群场景下无人机智能化巡检中覆盖约束下的观察点精简与路径质量优化问题,提出了一种基于密度自适应聚类与分层能耗优化的两阶段规划策略。首先,在观察点生成阶段,以建筑群的三角网格模型为基础,提出了一种密度自适应聚类(DAC)算法并结合基于 Pareto 前沿的包含视点数量、覆盖冗余以及观测质量的多目标全局优化策略,实现了观察点的高效生成;其次,在路径规划阶段,构建了综合考虑路径长度、转向角度及升降高度的多因素目标函数,并提出一种基于分层能耗模型的改进 LKH 算法(S-LKH)求解观察点的最优遍历顺序。为了验证所提算法的优越性,仿真实验在两种不同规模的建筑模型上开展,其结果表明:相较于体素膨胀与随机键遗传算法、两阶段优化方法和模糊聚类法,所提方法在来福士建筑群模型上视点数量相较于体素膨胀与随机键遗传算法、两阶段优化方法和模糊聚类法分别减少 45.10%、14.07% 和 27.78%;其 S-LKH 算法求解的目标函数值相较于 LKH 算法、可变策略强化算法、灰狼差分进化混合算法、多策略融合的差分进化算法和球面向量量子群算法分别下降 14.70%、6.86%、15.30%、20.89% 和 13.82%,路径上的最大转向角度和最大升降高度最高分别下降 11.68% 和 52.84%,平均转向角度和平均升降高度最高分别下降 10.08% 和 22.82%。最后,通过模拟与实地飞行验证,进一步证明了该方法的有效性 with 工程可行性。

关键词: 覆盖路径规划策略;无人机;密度自适应聚类;分层能耗模型;LKH 算法

中图分类号: TH166 TP242.6 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.80

Research on the path planning strategies for the drone coverage in building complex inspection

Zheng Jianxiao¹, Tan Jixiang¹, Chen Gang², Zhang Yu³, Huang Zijian¹

(1. School of Electrical and Mechanical Engineering, Xi'an University of Architecture and Technology, Xi'an 710055, China; 2. College of Mechanical Engineering, Jiaxing University, Jiaxing 314001, China;
3. Business School, Guilin University of Technology, Guilin 541004, China)

Abstract: To address the challenges of reducing observation points and improving path quality under the coverage constraints of inspecting building complexes with the intelligent drone, this study proposes a two-stage planning framework integrating density-adaptive clustering and hierarchical energy consumption optimization. Firstly, at the observation point generation stage, a Density-Adaptive Clustering (DAC) algorithm is proposed based on the triangular mesh model of the building complex, and is further integrated with a Pareto-front-based multi-objective global optimization strategy considering the viewpoint quantity, coverage redundancy and observation quality, thereby enabling the efficient observation point generation. Additionally a multi-objective function was constructed for the path planning stage by jointly considering path length, turning angle, and elevation change. Based on this formulation, an improved Lin-Kernighan-Helsgaun algorithm incorporating a hierarchical energy consumption model and termed Stratification-LKH (S-LKH) was proposed to optimize the traversal sequence of observation points. To validate the superiority of the proposed method, the simulation experiments were conducted on the building models of two different scales. For the Lufu building complex, the number of viewpoints was

收稿日期: 2025-12-12 Received Date: 2025-12-12

* 基金项目: 陕西省自然科学基金基础研究计划基金(2023-JC-YB-313)、陕西省科技厅-秦创原“科学家+工程师”队伍建设(2024QCY-KXJ-140)、浙江省尖兵领雁研发攻关计划(2024C04052)、浙江省自然科学基金联合基金(LBMHY25F030001)项目资助

reduced by 45.10%, 14.07%, and 27.78% compared to the voxel-expansion with random-key genetic algorithm, the two-stage optimization method, and the fuzzy clustering method, respectively. The proposed S-LKH algorithm also reduced the objective function values of 14.70%, 6.86%, 15.30%, 20.89%, and 13.82% compared with the LKH solver, variable-strategy reinforced algorithm, grey wolf-differential evolution hybrid algorithm, multi-strategy fusion differential evolution, and spherical vector-based particle swarm optimization, respectively. In terms of path features, the maximum turning angle and altitude change are decreased by up to 11.68% and 52.84%, while the average turning angle and altitude change are decreased by up to 10.08% and 22.82%. Finally, the simulation experiments and field flight tests further validate the effectiveness and engineering feasibility of the proposed method.

Keywords: coverage path planning strategy; unmanned aerial vehicle; density-adaptive clustering; hierarchical energy consumption model; LKH algorithm

0 引言

由于城市空间的持续扩张与更新,建筑群的密度和结构复杂性明显提升,其外立面材料在长期风化、振动及环境侵蚀下,极易出现老化、脱落和损伤等问题^[1-3]。这类隐患不仅削弱建筑的耐久性与使用性能,还可能引发安全事故,对居民与行人造成威胁^[4-5]。因此,定期对建筑群外立面的进行巡检与状态评估,已成为城市运行安全与精细化管理的重要需求^[6-7]。传统人工或简易设备巡检,在密集高层、复杂立体环境中存在效率低、覆盖不全以及安全风险高的问题^[8]。近年来,无人机凭借灵活机动、低成本部署及多源传感融合能力,逐渐成为城市建筑群外立面巡检的重要工具^[9]。通过搭载相机、激光雷达、红外等多类型传感器,无人机能够实现对建筑群表面的高精度感知与信息采集^[10]。对无人机合理规划其飞行路径,不仅可显著提升巡检效率与覆盖完整性,还能实现能耗与作业时间之间的平衡。因此,无人机覆盖路径规划(coverage path planning, CPP)已成为推动城市空间数字化感知与建筑群安全智能维护的关键技术方向^[11-12]。

为有效的解决 CPP 问题,常见思路是将 CPP 划分为观察点规划问题(view planning problem, VPP)和遍历路径规划问题(travelling salesman problem, TSP)两个部分来进行解决^[13]。其中 VPP 即是确定无人机相对于巡检对象的观察位置(包含位置坐标和对应的视线方向),基本要求是要满足所规划的观察点能够完全的覆盖巡检对象^[14]。在 VPP 研究方面,已有学者提出多种基于几何特征、可见性约束及表面采样的视点生成方法。Yan 等^[15]通过体素和采样策略结合遮挡检测生成建筑外立面的初始视点集,从而提高了巡检覆盖的完整性。Jing 等^[16]提出基于体素膨胀与随机键遗传算法的模型驱动视点生成方法,利用表面法线与视角距离等约束筛除冗余视点。Delmerico 等^[17]系统比较了体素化的信息增益度量,强调将可见性概率纳入视点评价以提高重建与巡检的鲁棒性。Zheng 等^[18]提出了一种两阶段观察点优化方法,先利用法向量分割和 K-means 聚类来生成初始观察点,然

后再根据贪婪优化算法进行视点优化来提升观察点的生成质量。张二虎等^[19]提出基于模糊聚类的候选视点生成方法,通过模糊聚类算法对三角网格中心点聚类,同时未全覆盖时对未覆盖部分重新聚类补充,以此减少冗余视点并提升飞机巡检视觉覆盖效率。Huang 等^[20]将建筑信息模型(building information modeling, BIM)几何与工程约束耦合到视点生成流程中,使视点集合更贴近实际巡检流程与运行限制。尽管现有方法在视点生成与优化方面取得了一定进展,但整体上仍缺乏对复杂建筑群环境下多因素耦合特性的系统研究与考虑。多数研究未能从全局优化视角协调覆盖完整性与视点数量控制,缺乏针对高密度立面结构的自适应采样机制,难以有效避免冗余或遗漏视点;此外,对遮挡效应和传感器视场角等真实感知约束的建模研究亦较为有限。这些不足共同制约了视点规划在高复杂度建筑群环境中的可执行性与效率提升。

在遍历路径规划(TSP)阶段,研究者通常采用智能优化算法^[21],或借助常用的 TSP 求解器(如 Lin-Kernighan-Helsgaun(LKH)求解器)^[22],在已生成的观察点集中搜索最优飞行路径,以实现巡检效率与能耗间的平衡。在智能优化算法方面,Yu 等^[23]提出将灰狼优化(grey wolf optimizer, GWO)与差分进化(differential evolution, DE)融合的混合算法,通过改进种群更新与变异机制,提高了复杂环境下的全局寻优能力并生成了更平滑的航迹;Chai 等^[24]基于多策略融合的差分进化算法(multi-strategy fusion differential evolution, MSF-DE)在复杂三维场景中被用于路径搜索,并通过能耗惩罚函数与约束处理有效降低了长距离或高耗段的飞行能耗;Phung 等^[25]提出的球面向量粒子群算法(spherical vector-based particle swarm optimization, SPSO)则将动力学约束与安全代价直接纳入目标函数,从而在满足避障与可执行性约束下提升了路径平滑度与姿态过渡连续性。在 TSP 求解器方面,Huang 等^[20]通过 LKH 求解器结合起降点与距离矩阵,求解视点最优遍历顺序以获最短路径,提升了无人机在复杂建筑结构巡检中的工作效率和检测灵活性。Zheng 等^[26]将 Q-learning、Sarsa 和蒙特卡洛这 3 种强化学习方法与经典启发式算法 LKH 相结合,提出了一种可变

策略强化算法(variable strategy reinforced Lin-Kernighan-Helsgaun algorithm, VSR-LKH)来求解遍历路径难题,其在求解质量和效率上显著优于传统LKH算法及现有深度强化学习方法。然而,现有研究普遍缺乏对建筑高度层次差异所带来的能耗变化与路径特性的综合考虑。多数路径规划方法仅在平面或准三维空间中进行优化,未能充分反映无人机在不同高度层间穿行时的能耗差异、气流扰动及避障风险等因素。这一不足使得规划结果在复杂建筑环境中往往偏离最优能耗路径,难以实现全局性能与安全性的兼顾。

综上所述,目前关于建筑群巡检的无人机覆盖路径规划策略研究中的VPP和TSP主要包含以下难题:1)VPP中关于对建筑群观察点生成方法存在全局优化不足、针对建筑群的自适应较差,在满足覆盖率条件的前提下如何生成高质量的观察点的方法还需要进一步探索;2)TSP中针对于生成的观察点在求解其遍历路径时对无人机的能耗影响因素(例如高度层)未充分考虑,无人机的巡检路径能耗模型可以进一步优化构建。基于此,本文依据建筑群的点云数据模型提出了一种基于密度自适应聚类(density adaptive clustering, DAC)与包含

视点数量、覆盖冗余以及观测质量的多目标全局优化的观察点生成与筛选方法,以实现从几何结构到感知约束的系统优化,在减少观察点数量的同时提升其生成质量。同时,在遍历路径规划方面,其能耗模型在考虑路径上的距离以及转角的影响因素下,将高度层也纳入能耗模型中,同时提出一种基于分层能耗模型与改进的LKH求解器的三维全局路径优化方法(stratification-Lin-Kernighan-Helsgaun, S-LKH),实现无人机能耗、安全与路径效率的协同最优。最后通过PX4 Autopilot(PX4)平台进行了模拟仿真验证和大疆无人机进行实地飞行,验证了本文方法的有效性和优越性。

1 总体设计

本研究针对建筑群外立面视觉巡检任务,提出了一种适用于复杂建筑群点云模型的无人机覆盖路径规划新方案。该方法结合机载多传感器实现对建筑表面信息的高效采集,并构建了系统性的巡检研究框架(如图1所示)。整体方案为建筑单体及建筑群的自动化巡检提供了可行的技术路径与实现机制。

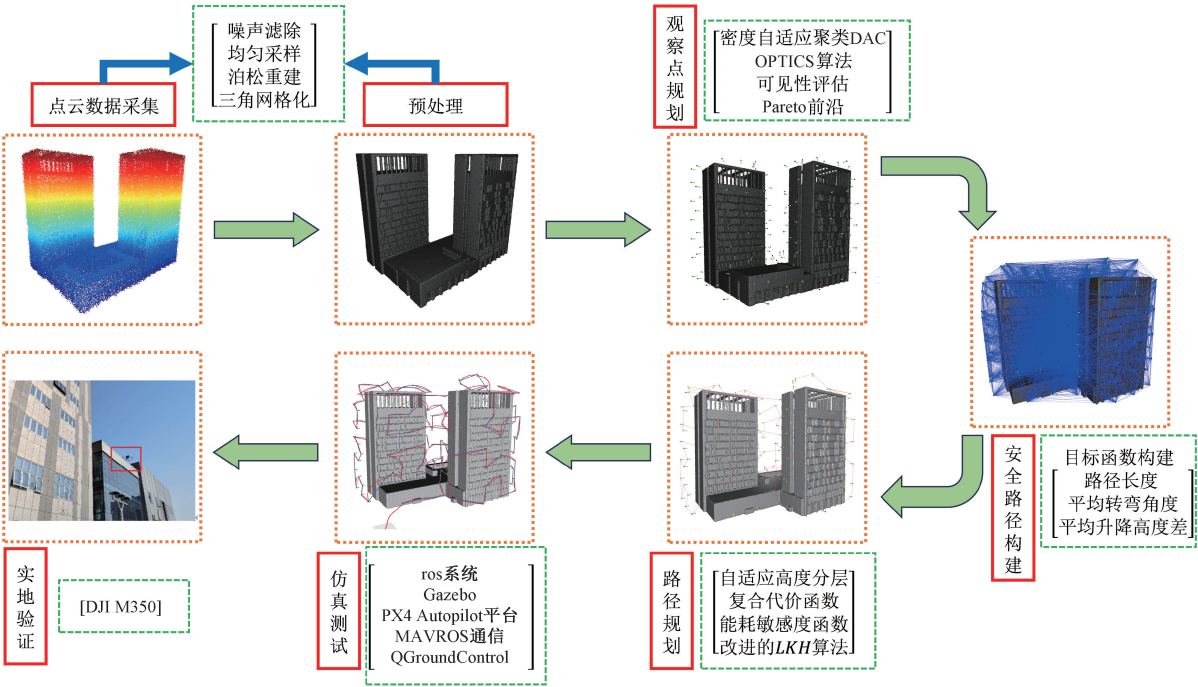


图1 本文研究框架

Fig. 1 Research framework

2 观察点规划问题

在进行观察点的生成之前,首先需要对无人机搭载激

光雷达采集到建筑群的点云原始数据进行预处理,主要步骤包含噪声滤除与离群点剔除、地面与非地面分离、表面重建与稀疏化处理等^[27-28],最终生成建筑群的三角形网格模型,为后续的观察点生成与遍历路径规划奠定基础。

定义建筑物表面生成的三角形集合为 Y , 包含 χ 个三角形, 则集合 $Y = \{y_i | i = 1, 2, \dots, \chi\}$ 。接下来就采用本文提出的基于密度自适应聚类与多目标全局优化方法来进行观察点的生成。

2.1 密度自适应聚类

在复杂建筑模型中, 其表面的三角形网格往往呈现出多尺度几何特征与显著法向差异, 如凸窗、幕墙边缘等局部细节。这些结构使得传统的基于欧氏距离的聚类方法(如 K-means 或基于密度的带噪声应用空间聚类算法(density-based spatial clustering of applications with noise, DBSCAN))^[29-30]在区域划分时难以同时兼顾空间邻近性与几何一致性, 容易出现“跨结构聚类”或“过分割”等问题。为此, 本文提出了一种基于密度自适应聚类(DAC)的建筑表面三角形网格聚类划分方法, 该方法在基于点排序的聚类结构识别算法^[31](ordering points to identify the clustering structure, OPTICS)框架下融合了空间距离与法向相似性, 从而实现对不同几何特征区域的自适应聚类。

OPTICS 算法是一种基于密度可达性的层次化聚类方法, 通过计算点之间的可达距离, 能够在无需预设簇数的情况下自动识别不同密度层次的聚类结构。相较于传统 DBSCAN, OPTICS 能在面对不同密度分布的建筑表面时保留更多的局部几何信息^[32]。本文在 OPTICS 框架上引入几何感知距离度量, 使其在建筑表面三角网格的聚类任务中具备以下优势: 1) 保持几何一致性, 通过综合空间距离与法向夹角差异, 避免了相邻但方向不一致的三角网格错误聚类; 2) 密度自适应性, 通过局部可达密度调整, 实现对复杂建筑区域(如凹凸立面)的自适应聚类; 3) 结构连续性增强, 算法通过层次化的可达距离分析, 保留了表面形态的自然分布, 便于后续的视点生成与覆盖优化。DAC 方法的具体步骤为:

1) 提取集合 Y 中每个三角形的中心点以及法向量, 将每个三角形的中心定义为一个六维数组 $[x_i, y_i, z_i, n_{xi}, n_{yi}, n_{zi}]$, 其中 $p_i = [x_i, y_i, z_i]$ 表示三角形中心坐标, $\mathbf{n}_i = [n_{xi}, n_{yi}, n_{zi}]$ 表示三角形中心法向量。同时计算出每个三角形的面积, 记作 S_i , 满足 $i \in \chi$ 。

2) 为反映空间邻近性与法向相似性, 定义复合距离度量函数如式(1)所示。

$$D_{ij} = \alpha_{ph} \cdot \frac{p_{j\min}}{\|p_i - p_j\|} + (1 - \alpha_{ph}) \cdot \frac{\arccos(|\mathbf{n}_i \cdot \mathbf{n}_j|)}{\pi} \quad (1)$$

其中, $p_{j\min}$ 为所有三角形网格中心点到第 j 个三角形网格中心点的空间距离最小值, 同时满足 $i \neq j$ 。 $\alpha_{ph} \in [0, 1]$ 平衡因子, 用于调节空间距离与法向夹角对聚类的影响。当 α_{ph} 较大时, 算法更注重几何邻近性; 当 α_{ph} 较小时, 法向差异在聚类中起主导作用。

3) 邻域搜索与局部密度估计。对于每个三角形网格中心点 y_i , 基于定义的符合距离阈值 ε 计算其领域集合 $N_\varepsilon(y_i)$, 该 $N_\varepsilon(y_i)$ 定义如式(2)所示。同时定义其局部密度估计为 ρ_i , 该密度指标反映了三角形网格所在局部区域的结构紧密程度, 其 ρ_i 定义如式(3)所示。

$$N_\varepsilon(y_i) = \{y_j | D_{ij} \leq \varepsilon\} \quad (2)$$

$$\rho_i = \frac{1}{|N_\varepsilon(y_i)|} \quad (3)$$

4) 核心距离与可达距离计算。对于每个核心点, 定义其核心距离为 $D_{core}(y_i)$, 其定义如式(4)所示。当算法遍历当前三角形网格中心点 y_i 的领域 $N_\varepsilon(y_i)$ 时, 对其尚未被访问的三角形网格中心点 y_j 计算其可达距离更新规则如式(5)所示。若 y_j 已存在一个历史最小可达距离 $D_{reach-\min}(y_j)$, 则其可达距离更新规则如式(6)所示。通过不断更新 $D_{reach-\min}(y_j)$, 算法能够动态地记录每个三角形网格中心点相对于已访问点集的最小密度可达度。

$$D_{core}(y_i) = D_{ik} \quad (4)$$

$$D_{reach}(y_i, y_j) = \max(D_{core}(y_i), D_{ij}) \quad (5)$$

$$D_{reach-\min}(y_j) = \min(D_{reach-\min}(y_j), D_{reach}(y_i, y_j)) \quad (6)$$

其中 D_{ik} 表示按复合距离从小到大排序的第 k 个邻居距离。

5) 依据局部密度关系对所有三角网格中心点进行可达排序。通过从任意核心中心点出发, 迭代更新其邻域中心点的最小可达距离, 得到一条连续的可达距离曲线。该曲线反映了建筑表面由高密度到低密度区域的变化特征, 其中曲线低谷对应几何连续的局部区域, 而高峰则标识不同结构之间的分界。

6) 分析可达距离曲线的局部极值变化, 实现建筑表面区域的初始聚类划分, 同时对每个聚类区域进行质量校验。首先, 根据式(7)计算区域 C_i 内部的法向一致性指标, 当局部法向差异超过阈值时, 对该区域执行局部再聚类以恢复几何一致性。此外, 为避免在大尺度平面上形成过大的聚类区域, 进一步对聚类规模施加限制: 若某个聚类中包含的三角网格数量超过设定阈值 N , 则基于复合距离度量对该区域进行局部切分, 使其分解为若干规模不超过 N 的子簇。

$$\sigma_i^2 = \frac{1}{n_i} \sum_{j=1}^{n_i} (1 - \mathbf{n}_j \cdot \bar{\mathbf{n}}_i) \quad (7)$$

其中, $\mathbf{n}_j$ 为局部网格法向, $\bar{\mathbf{n}}_i$ 为区域平均法向。当 $\sigma_i^2 \geq \tau_n$ 视为法向差异过大, 触发局部再聚类操作。依据经验, 阈值 τ_n 可设为 0.05 ~ 0.15。

该密度自适应聚类过程无需预设簇数, 能够在多尺度建筑表面上自适应区分几何特征层次, 显著提升了区域划分的连续性与法向一致性, 为后续观察点采样提供了几何合理的区域划分。

2.2 多目标全局优化的观察点生成与筛选

在完成建筑表面聚类分区后,为每个聚类区域计算其中心点及对应的法向平均方向。随后,沿法向方向在预设的可视距离范围内生成候选初始视点。设该范围为 $r \in [r_{\min}, r_{\max}]$, 其中 $r_{\min}$ 、 $r_{\max}$ 分别表示无人机相机最佳成像的最小距离和最大距离。由此可以得到初始的观察点集合 $V_0 = \{v_1, v_2, \dots, v_m\}$ 。在获得初始观察点后,为确定每个观察点的观测方向与姿态,本文将其所属聚类区域的法向合向量方向作为视线朝向。

由于相机视场角、视线被建筑模型遮挡以及同一个三角形网格被多个观察点观测到的影响,需要对初始生成的观察点进行去冗余优化。首先需要根据观察点位置、对应的视线方向以及相机参数构建一个关于观察点和三角形网格是否可见的矩阵,对于单个三角形来说,它能够被观察点所观察到必须满足以下4点要求:1)三角形中心点到相机的距离 r 必须在相机的可视距离内, $r \in [r_{\min}, r_{\max}]$; 2)三角形的视线方向和三角形网格的法向量 $\mathbf{n}$ 夹角 δ 应该小于相机可观测角度的阈值 ($\delta \in [0, \delta_{\max}]$), 这里的 $\delta_{\max}$ 依据相机的视场角 (field of view, FOV) 来确定; 3)视线方向到达三角形中心之间没有其它遮挡^[33-36]; 4)三角形在相机的视场角内。观察点对于三角形网格的可见性示意图如图2所示。



图2 观察点对于三角形网格的可见性示意图

Fig. 2 Visibility diagram of observation points in a triangular grid

由此建立观察点和三角形网格之间的可见性矩阵 $\mathbf{I}$, 其维度为 $l \times \chi$, 在这个矩阵中,若视点 i 对于三角形 j 可见,则有 $I_{ij} = 1$; 反之则有 $I_{ij} = 0$, 其中 $i \in [1, l]$, $j \in [1, \chi]$ 。

为解决在全覆盖约束下筛选出观察点数量最少、覆盖冗余最低、观测质量最优的候选集合,本文设计了一种基于 Pareto 前沿^[37]的多目标全局优化方法。该方法不依赖于传统贪婪选择,而通过在解空间中进行并行搜索与非支配排序,实现多目标之间的全局平衡。具体步骤为:

1) 首先构建多目标优化模型,设定当前选取的观察点子集为 $S \in V_0$, 则第 j 个三角形网格的覆盖次数为

$r_j(S)$, 其定义如式(8)所示。同时,建立最小化视点数量 $F_1(S)$ 、最小化覆盖冗余 $F_2(S)$ 以及最大化观测质量 $F_3(S)$ 的多目标优化模型如式(9)所示。

$$r_j(S) = \sum_{v_i \in S} I_{ij} \quad (8)$$

$$\begin{cases} \min F_1(S) = |S| \\ \min F_2(S) = \frac{1}{\chi} \sum_{j=1}^{\chi} \max(0, r_j(S) - 1) \\ \max F_3(S) = \frac{1}{\chi} \sum_{j=1}^{\chi} \max_{v_i \in S, I_{ij}=1} (\mathbf{n}_j \cdot \mathbf{d}_i) \\ \gamma_j(S) \geq 1, \quad \forall j \in [1, \chi] \end{cases} \quad (9)$$

其中, $\mathbf{n}_j$ 为三角形网格 y_j 的法向量, $\mathbf{d}_i$ 为观察点 v_i 的视线方向。

2) 对候选解进行初始化。依据可见性矩阵 $\mathbf{I}$, 随机生成若干满足全覆盖约束的初始解,每个解对应一个观察点子集 S_k 。为提升初始解质量,引入“贪婪初始化”:优先选择对未覆盖三角网格贡献最大的观察点,直至所有网格均被覆盖。

3) 进行全局搜索与 Pareto 更新。对当前候选解集进行并行扰动搜索:每一轮迭代中,随机替换部分观察点或交换不同解中的子集,生成新的候选解 $\{S'_k\}$ 。计算每个解的多目标向量 (F_1, F_2, F_3) , 并基于 Pareto 支配关系进行更新:若解 S_a 在所有目标上不劣于 S_b , 且至少在一个目标上优于 S_b , 则称 S_a 支配 S_b 。每轮迭代后,仅保留当前的非支配解组成 Pareto 前沿集 P^* , 作为下一轮搜索的基础。

4) 收敛与结果筛选。当 P^* 趋于稳定或达到最大迭代次数 $T_{\max}$ 时,输出 P^* 作为最终视点集合,用于接下来的路径规划。

3 遍历路径规划

在观察点规划得到的最终解集基础上进行路径规划(TSP)的求解,本章包含3个部分:安全路径构建、目标函数的构建、分层能耗模型以及改进的 LKH 求解器。

3.1 安全路径构建

无人机路径规划的根本目标在于获得一条满足空间约束条件的无碰撞安全轨迹。为避免无人机在观察点间迁移过程中与建筑模型表面发生干涉,本文对 P^* 中的所有观察点进行两两连线检测,以判断连线是否与模型表面相交或未能满足安全距离约束 $D_{\min}$ 。基于检测结果,构建观察点间安全连通矩阵 $\mathbf{E}$, 其定义为:若观察点 i 与 j 之间的连线满足安全条件,则置 $E_{ij} = 1$, 表示两观察点间存在可行的安全连通路;否则置 $E_{ij} = 0$, 表明该连线不可行,其中 $i, j \in [1, b]$ 。由此得到的观察点间安全路径如图3所示。在后续的遍历路径规划过程中,无人机的

连线选择将限于矩阵 E 所确定的安全连通集合内,以确保飞行过程的空间安全性与可行性。

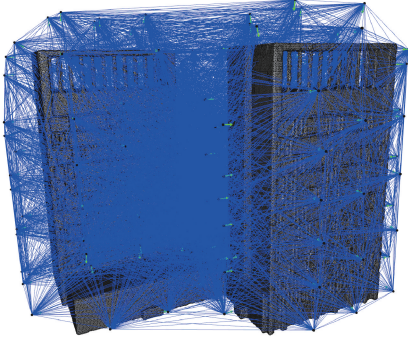


图 3 视点间的安全路径

Fig. 3 Safe path diagram between viewpoints

3.2 目标函数构建

在建筑群无人机巡检的路径规划中,对路径性能的评价遵循“效率优先、兼顾平稳与经济”的原则。其中,路径总长度是衡量巡检效率最核心的指标,直接决定了任务的时间成本与基础能耗,应作为首要优化目标。与此同时,过大的转向角度会影响飞行稳定性与图像采集质量,而频繁不必要的高度变化则会带来显著的额外能耗^[38]。因此,保证路径长度的前提下,应将转角代价与高度变化作为重要的辅助评价指标与优化约束,以生成一条既高效又实用的飞行路径。为此,本文构建了如式(10)所示路径目标函数:

$$J = \lambda_d \cdot D + \lambda_a \cdot A + \lambda_h \cdot H \quad (10)$$

$$\begin{cases} D = \sum_{i=1}^{n-1} \|v_{i+1} - v_i\| \\ A = \sum_{i=2}^{n-1} (\theta_i - \bar{\theta})^2 \\ H = \sum_{i=1}^{n-1} \max(0, |z_{i+1} - z_i| - \Delta h) \end{cases} \quad (11)$$

其中, λ_d 、 λ_a 、 λ_h 为权重调整系数, θ_i 为转向角, $\bar{\theta}$ 为路径上的平均转角, z_i 为观察点的当前高度, Δh 为预设的高度阈值。该目标函数来评价找到的路径,路径长度越短,观察点之间的平均转弯角度越小,平均升降高度差越小, J 越小,表示路径质量更好。

3.3 分层能耗模型与改进的 LKH 求解器

面向建筑群外立面巡检的无人机路径规划,需要充分考虑到不同作业高度下的能耗差异特性^[39-40]。随着飞行高度的增加,受环境风场梯度与重力势能累积的耦合影响,无人机动力系统的能耗呈现非线性增长趋势,这一物理现象可通过爬升能耗模型精确描述^[41-42],如式(12)所示。

$$E_c = mg\Delta h_f + \frac{1}{2}\rho v^2 C_D A \Delta h_f + E_{\text{hover}}(h) \quad (12)$$

式中: m 为整机质量; Δh_f 为爬升高度,表征重力做功的刚性代价; $E_{\text{hover}}(h)$ 为高度 h 处的悬停功率。能耗增长的物理机理在于:随高度攀升,近地表风切变迫使动力系统输出更高功率以维持姿态(抗风稳像),导致 $E_{\text{hover}}(h)$ 显著增加;叠重力做功项 $mg\Delta h_f$ 的累积效应,使得高层区域的垂直机动单位能耗远超低层。

基于上述模型分析可知,若忽略高度对能耗的非线性放大作用,将导致高空区域的垂直机动自由度过大,从而产生过量的重力做功与抗风能耗,不利于全局作业的能耗最小化。为降低全过程作业能耗,本文提出一种垂直自由度受限的自适应分区策略。建立能耗敏感度函数 $w(h)$,将高度相关的能耗梯度映射为规划约束权重,如式(13)所示。

$$w(h) = 1 + \alpha_w \cdot \left(\frac{h}{H}\right)^2 \quad (13)$$

其中, α_w 是经过实验标定的能耗敏感系数, H 代表建筑物的总高度。基于该函数,各层的高度 Δh_i 通过式(14)逆向约束确定。其中 α_w 用于刻画高度变化对单位时间悬停功率的相对放大效应,反映特定无人机平台在不同高度下的能耗变化趋势。为准确获取该参数,本文进行了实地飞行标定实验:采用大疆 MATRICE 350 实时动态差分定位(real-time kinematic, RTK)无人机,在无载荷条件下,控制其从地面逐渐爬升至 500 m 相对高度进行定点悬停测试。每个高度层保持悬停 30 s,记录飞控系统返回的平均功率消耗。通过对多组实测数据进行最小二乘拟合,获得了悬停功率随高度变化的基准曲线(如图 4 所示)。

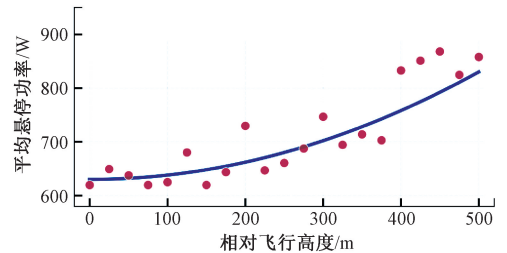


图 4 无人机能耗敏感系数 α_w 标定

Fig. 4 Calibration of the energy consumption sensitivity coefficient α_w for unmanned aerial vehicles

结果表明悬停能耗随高度呈现显著的非线性增长趋势。关于能耗敏感系数 α_w 的具体标定,本文采取了“任务最高高度实测值+冗余安全系数”的策略。针对本文创新大厦建筑群(任务点最高约 83 m)和来福士建筑群(任务点最高约 360 m)的实验对象,首先测得其在最高作业点处的平均功率增量(创新大厦约 1.9%,来福士约

21.1%) ,随后考虑到实测数据中瞬时功率波动峰值较均值偏离约20%~30% ,本文引入1.3的工程冗余系数,以覆盖突发阵风及机动飞行带来的能耗不确定性,最终标定创新大厦的 α_w 约为0.025,来福士约为0.27。

$$\Delta h_i = \frac{\Delta h_{\text{base}}}{w(h_i)} \cdot C_f, \quad \Delta h_{\min} \leq \Delta h_i \leq \Delta h_{\max} \quad (14)$$

其中,基准搜索跨度 Δh_{base} 定义为无人机在低能耗敏感区的最大垂直优化子空间。该参数设定综合了能耗曲线与相机视场:实测0~58 m低空区悬停能耗梯度微弱,允许大跨度作业;同时为避免路径规划退化为简单的线性扫描, Δh_{base} 需显著大于单次视场高度(约9.23~23.08 m),因此本文设定为58 m,赋予算法在层内遍历优化的自由度,有效防止路径碎片化并降低层间切换开销。表面复杂度修正因子 C_f 是表征立面几何特征对飞行机动性施加的“几何安全约束系数”。针对密集凸窗等复杂区域,设定 $0 < C_f < 1$ 以发挥“约束收敛”效应,强制压缩分层厚度并限制垂直机动,保障避障安全;在平整区域设定 $C_f \approx 1$ 以维持基准跨度。

该策略采用“高处细分、低处粗分”的非均匀划分机制,实现了对垂直机动自由度的差异化管控,在低能耗区,通过扩大作业跨度释放规划空间,利用低成本机动提升搜索效率;而在高能耗区,通过压缩分区厚度强制锁定垂直活动范围,降低高空频繁机动的能量损耗。有效避免了高空大幅度爬升动作,抑制了重力势能与抗风能耗的累积,从而实现全局作业能耗最小化。

在完成科学分层的基础上,各层内的路径规划采用改进的LKH求解器进行优化。LKH算法是当前解决旅行商问题最有效的启发式算法之一,特别适用于处理建筑巡检中大规模观察点的路径优化问题^[43-44]。该算法通过复杂的边交换操作和多层级搜索策略,能够在多项式时间内找到高质量近似最优解。但传统LKH算法主要优化路径长度单一目标,无法满足无人机巡检中对飞行平稳性和覆盖质量的多重要求。本文提出改进的复合代价函数(如式(15)和(16)所示),在路径长度基础上引入转向角度代价和覆盖质量代价,形成完整的多目标优化框架。对于第 k 层内的观察点序列 $V_k = \{v_1, v_2, \dots, v_n\}$,构建综合考虑路径长度和转向角度的复合代价函数:

$$F_k = w_1 \cdot \frac{d_k}{d_{\max}} + w_2 \cdot \frac{a_k}{a_{\max}} \quad (15)$$

$$\begin{cases} d_k = \sum_{i=1}^{n-1} \|v_{i+1} - v_i\| \\ a_k = \sum_{i=2}^{n-1} \theta_i^2 \\ \theta_i = \arccos\left(\frac{v_{i-1}v_i \cdot v_i v_{i+1}}{\|v_{i-1}v_i\| \cdot \|v_i v_{i+1}\|}\right) \end{cases} \quad (16)$$

其中, w_1, w_2 为权重调整系数,满足 $w_1 + w_2 = 1$, d_k 为路径长度代价, a_k 为转向角度代价, θ_i 为转向角。

本文采用S-LKH算法进行路径规划,其算法伪代码如算法1所示。

算法1:S-LKH 算法

输入:建筑观察点集 V ,建筑高度 H ,其他相关参数

输出:全局三维巡检路径 T_{global}

1:根据式(13)构建能耗敏感度函数 $w(h)$

2:根据式(14)计算各层的高度 Δh_i

3:执行自适应高度分层划分,得到层集合

$$L = \{L_1, L_2, \dots, L_k\}$$

4:初始化变量:当前层索引 $i \leftarrow 1$,上一层终点

$$P_{\text{prev}} \leftarrow P_{\text{takeoff}}$$

5:初始化全局路径集合 $\Pi \leftarrow \emptyset$

6:获取当前层 L_i 内所有观察点 V_{curr}

7:计算 P_{prev} 与 V_{curr} 中各点距离

8:选取最近邻点作为本层起点 P_{start} :

$$P_{\text{start}} \leftarrow \operatorname{argmin}_{p \in V_{\text{curr}}} \|P_{\text{prev}} - p\|$$

9:根据式(15)、(16)计算观察点间的复合代价 F

10:以 P_{start} 为起点,基于观察点之间最小化 F 生成

初始路径 Π_{curr}

11:根据式(10)、(11)计算初始路径评价指标 J_{best}

12:while 未满足收敛条件 do

13:根据式(10)、(11)评估路径确定优化目标 J

14:基于最小化 J 执行 $k-opt$ 边交换操作,生成新路径 Π_{new}

15:if $J(\pi_{\text{new}}) < J_{\text{best}}$ then

16: $\Pi_{\text{curr}} \leftarrow \Pi_{\text{new}}$

17: $J_{\text{best}} \leftarrow J(\Pi_{\text{new}})$

18: else

19: 拒绝交换或按概率接受

20:提取本层最优路径 Π_{curr} 的终点 P_{end}

21: $P_{\text{prev}} \leftarrow P_{\text{end}}$

22:将 Π_{curr} 加入全局集合 Π

23: $T_{\text{global}} \leftarrow \text{Concatenate}(\Pi)$

24: end for

25: return T_{global}

综上所述,该策略首先基于无人机高空能耗特性构建敏感度模型,实现对建筑表面观察点集高处细分、低处粗分的自适应分层。随后采用全局迭代规划框架,利用层间最近邻策略确立每层切入点,并引入改进LKH求解器进行层内寻优,即先通过最小化复合代价生成初始路径,再以优化全局评价指标为导向驱动边交换操作,最终通过各层路径的时序拼接,生成满足作业能耗、飞行平稳性和巡检效率要求的全局三维覆盖路径。

4 实验结果及分析

为了验证本文所提方法的有效性,选取了创新大厦建筑群(如图 5(a)所示)和来福士建筑群(如图 5(b)所示)进行分析验证。相关规模尺寸如表 1 所示,本文所采用的巡检设备为大疆 MATRICE 350 RTK(如图 6 所示),搭载的传感器为 Livox Mid-360 激光雷达(用于原始点云数据采集),搭载的相机相关参数如表 2 所示,包含水平视场角(horizontal field of view, HFOV)、垂直视场角(vertical field of view, VFOV)、对角视场角(diagonal field of view, DFOV)等。



图 5 本文选取的建筑对象

Fig. 5 The selected building objects by this study



图 6 大疆 MATRICE350 RTK 无人机

Fig. 6 Dji MATRICE350 RTK drone

表 1 建筑物规模尺寸

规模参数	创新大厦建筑群	来福士建筑群
底部最长距离	85. 6	212. 7
底部最宽距离	60. 5	116. 2
单栋规格	38×22×73	38×38×354

实验采用的设备为联想(Lenovo)拯救者 R9000P 2023,处理器为 AMD 锐龙 9 7945HX(16 核心/32 线程,2. 5/5. 4 GHz),显卡为 RTX4060,Windows11(64 位)操作系统,仿真在 PyCharm Community Edition 2024. 2. 0. 1 环境下进行。

表 2 相机相关参数

名称	具体参数
分辨率	1 920×1 080 pixels
HFOV	75°
VFOV	60°
DFOV	83. 8°
帧率	30 fps
可见距离阈值	0. 7~40 m
清晰成像距离建议	8~20 m
清晰成像最小区域(W×H)	11. 02×9. 23
清晰成像最大区域(W×H)	27. 56×23. 08
使用环境	表面有丰富纹理,光照条件充足(>15 lux,室内日光灯正常照射环境)

采集到的建筑点云原始数据经过预处理之后如图 7(a)和 8(a)所示,采用泊松算法^[45]重建后的建筑三角网格模型如图 7(b)和 8(b)所示,文中所涉及到的相关参数如表 3 所示。

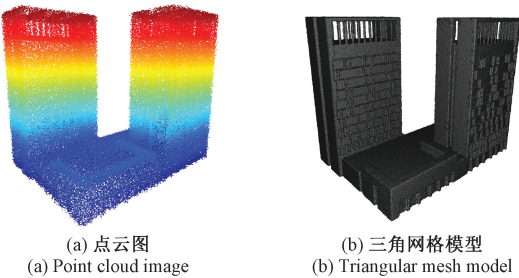


图 7 创新大厦预处理相关模型

Fig. 7 The pre-processing related models of Innovation building

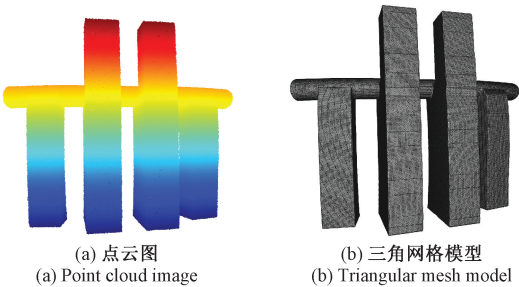


图 8 来福士预处理相关模型

Fig. 8 The pre-processing related models of Lufu building

关于平衡因子 α 的敏感性与鲁棒性分析,在满足覆盖率的要求(覆盖率>95%)下,对 $\alpha \in [0. 1, 0. 9]$ 进行测试(如图 9 所示)。实验表明, α 在 $[0. 5, 0. 7]$ 区间算法性能达到最优平衡;当 $\alpha < 0. 4$ 时,法向约束过强导致平坦

表3 相关参数
Table 3 Relevant parameters

参数名	数值	参数名	数值	参数名	数值	参数名	数值
α_{ph}	0.6	$T_{\max}$	400	v	3 m/s	C_{f2}	0.75
ε	0.1	$D_{\min}$	3 m	C_D	1.2	w_1	0.7
N	160	λ_d	0.5	A	0.7 m ²	w_2	0.3
τ_n	0.1	λ_a	0.2	α_{w1}	0.025	$\Delta h_{\min}$	8 m
$r_{\min}$	8 m	λ_h	0.3	α_{w2}	0.270	$\Delta h_{\max}$	25 m
$r_{\max}$	20 m	Δh	10 m	Δh_{base}	56 m		
$\delta_{\max}$	30°	m	7.05 kg	C_{f1}	0.8		

注:表3中 α_{w1} 、 α_{w2} 分别表示创新大厦建筑群和来福士建筑群的能耗敏感系数; C_{f1} 、 C_{f2} 分别表示创新大厦建筑群和来福士建筑群的表面复杂度修正因子。

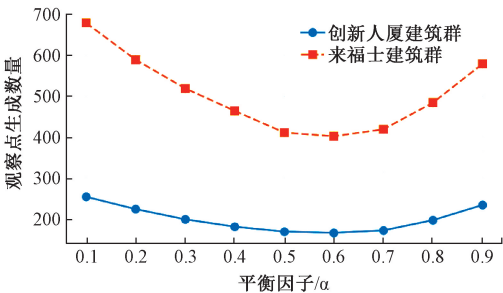


图9 平衡因子 α 敏感性分析

Fig.9 The sensitivity analysis of balance factor α

表面过分分割,增加视点冗余;当 $\alpha < 0.4$ 时,空间约束过强导致忽略拐角特征,引发跨结构错误聚类。基于此,本文选取 $\alpha = 0.6$ 以实现视点规模的最小化。此外,不同尺度(创新大厦与来福士)实验的最优区间高度一致,验证了式(1)中相对距离归一化设计的有效性,证明算法对宏观体量具有良好的鲁棒性。

4.1 观察点规划结果分析

本文提出的观察点规划方法主要包含基于DAC算法的密度自适应聚类以及基于Pareto前沿的多目标全局优化,该方法从全局优化的角度协调了观察点的质量与数量问题。本文针对创新大厦和来福士建筑群三角网格模型采用DAC算法聚类的效果如图10所示,同时根据Pareto前沿的多目标全局优化生成的最终观察点如图11所示。同时将本文观察点生成方法与文献[16]的体素膨胀与随机键遗传算法、文献[18]的两阶段优化方法以及文献[19]的模糊聚类法进行对比,表4的结果表明,在满足覆盖率的要求(覆盖率>95%)下,本文所提方法生成的观察点数目在创新大厦建筑群上较体素膨胀与随机键遗传算法、两阶段优化方法和模糊聚类法分别下降45.24%、8.24%和27.71%;在来福士建筑群上分别下降45.10%、14.07%和27.78%。

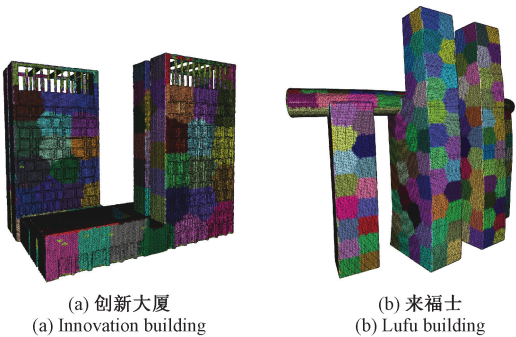


图10 密度自适应聚类效果

Fig.10 Density-adaptive clustering effect diagram

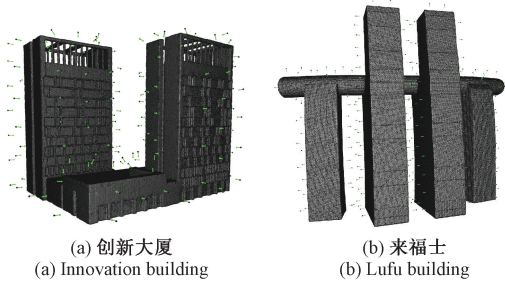


图11 观察点生成示意图

Fig.11 Schematic diagram of observation point generation

表4 观察点生成数目对比

Table 4 Comparison of the number of observation points generated

生成方法	创新大厦	来福士
体素膨胀与随机键遗传算法	306	734
两阶段优化方法	182	469
模糊聚类法	231	558
本文方法	167	403

4.2 路径规划结果分析

为了验证本文所提S-LKH算法在路径规划方面的高效性与可行性,将本文算法分别与文献[23]的GWO-DE算法、文献[24]的MSF-DE算法、文献[25]的SPSO算法、文献[20]的LKH算法以及文献[26]的VSR-LKH算法进行仿真对比实验,为了保证实验的完整性以及公平性,将每个算法的迭代次数都设置为400次,同时对比的6种算法设置其种群数量都为200,其余算法参数都参考对应的文献进行设置。

各算法针对观察点的路径规划结果如图12和13所示。各算法关于迭代次数与目标函数值变化曲线如图14和15所示,各算法路径规划性能对比如表5所示。

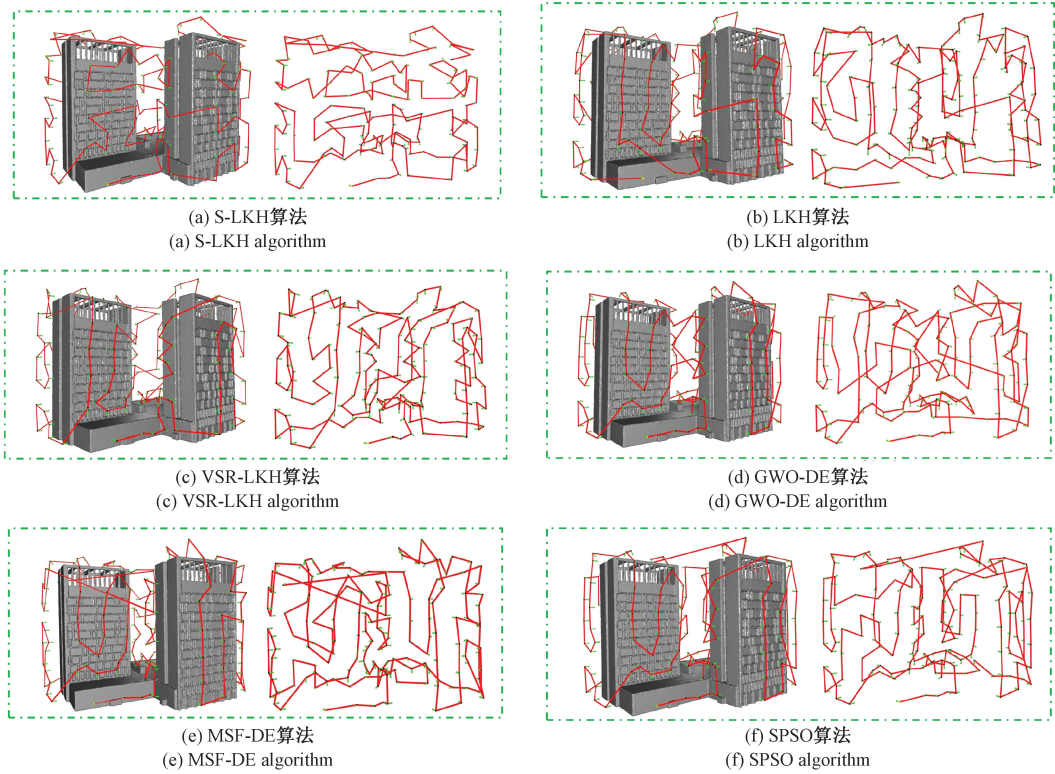


图 12 各算法路径规划可视化结果(创新大厦)

Fig. 12 Visualization results of each algorithm's path planning (Innovation building)

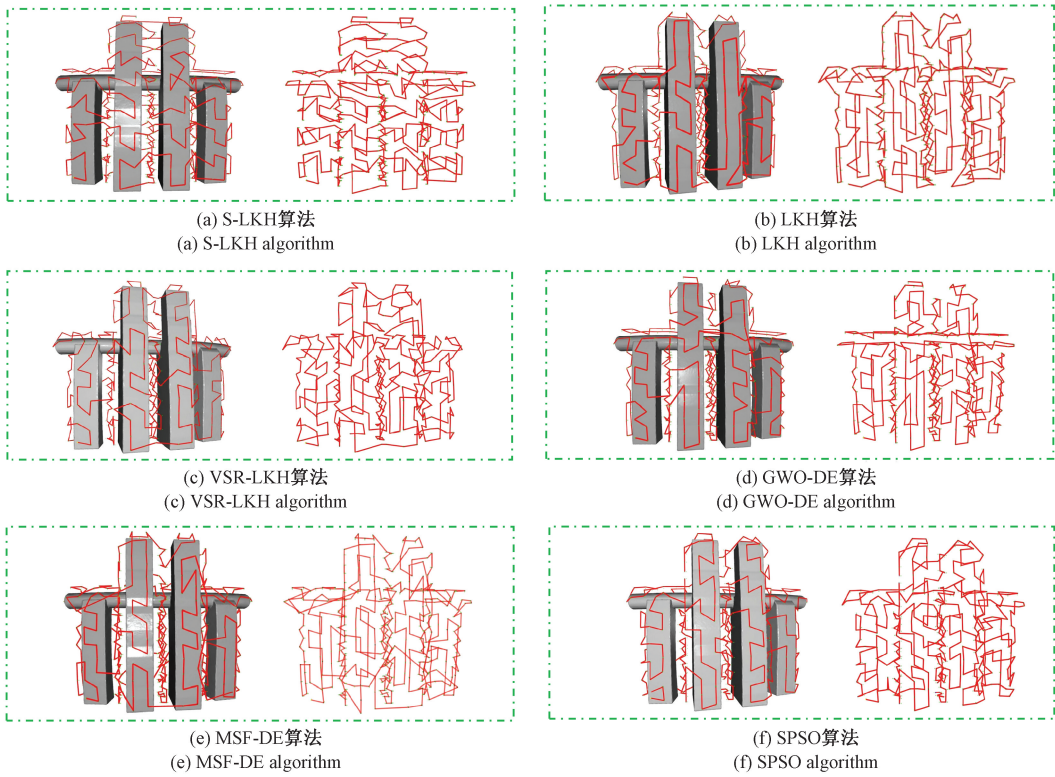


图 13 各算法路径规划可视化结果(来福士)

Fig. 13 Visualization results of each algorithm's path planning (Lufu building)

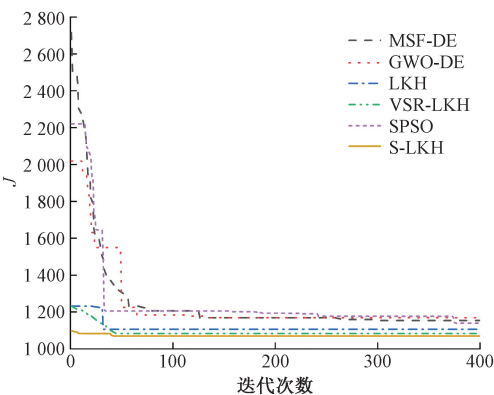


图 14 各算法路径规划迭代曲线(创新大厦)

Fig. 14 Iteration curve of each algorithm's path planning (Innovation building)

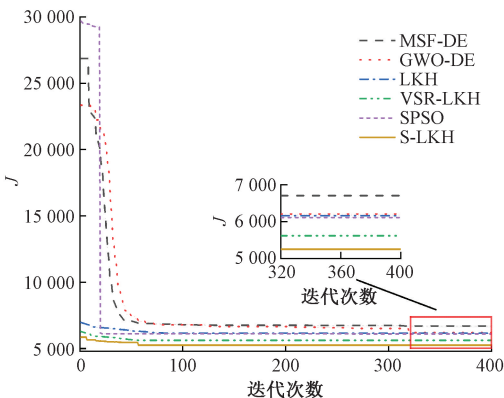


图 15 各算法路径规划迭代曲线(来福士)

Fig. 15 Iteration curve of each algorithm's path planning (Lufu building)

由上述对比结果可知,本文所提 S-LKH 算法所规划的路径会优先遍历相近高度层次的观察点,避免无人机的路径出现一直上升或一直下降的情况,减小能量损耗。同时由图 14 和 15 可知,本文算法找到最优解的迭代次数相对最短,收敛速度更快,这是因为本文在路径规划前构建了观察点之间的可行性安全路径,摒弃了大多数不可行的路径,同时结合改进的 LKH 算法求解的高效且低复杂度、强鲁棒性以及卓越的寻优精度与收敛性能,有效提高了本文求解建筑巡检路径的质量与效率。根据各算法路径规划性能对比表 5 可知,以大规模复杂建筑群来福士模型为例,本文算法 S-LKH 算法相较于对比的其它算法寻找到的目标函数值最小、路径长度最短,同时寻找到的最优路径上观察点间的转向角度和升降高度均有一定优势,特别是平均升降高度有着显著优势。本文所提 S-LKH 算法求解的 J 值相较于 LKH、VSR-LKH、GWO-DE、MSF-DE 和 SPSO 分别下降 14.70%、6.86%、15.30%、20.89% 和 13.82%,可以为无人机巡检找到更优的路径,避免频繁的转弯以及直升直降的情况,满足无人机巡检需求。虽然随着结构复杂度提升计算时间有所增加,但本方法仍能保持良好的覆盖率与近似最优的路径质量,验证了其在不同场景下的鲁棒性。

4.3 仿真飞行测试

为确保实地巡检的安全可靠性,本文在实地测试前构建了基于机器人操作系统(robot operating system, ROS)的高保真仿真环境(以创新大厦建筑群模型为例)。该系统集成了 PX4 开源飞控、Gazebo 可视化引擎、

表 5 各算法路径规划性能对比

Table 5 The path planning performance comparison of various algorithms

模型	算法名称	J	D/m	$\theta_{ij}(\text{max})/(^{\circ})$	$\bar{\theta}_{ij}/(^{\circ})$	$h_{ij}(\text{max})/\text{m}$	$\bar{h}_{ij}/\text{m}$	t/s
创新大厦 建筑群	S-LKH	1 039.76	1 933.18	148.97	67.50	15.94	5.52	106.69
	LKH	1 106.29	1 985.35	147.64	68.07	22.54	6.94	71.22
	VSR-LKH	1 083.50	1 962.90	163.12	66.75	21.43	6.73	127.48
	GWO-DE	1 165.48	2 115.41	154.09	72.14	20.89	7.54	271.14
	MSF-DE	1 169.42	2 079.02	154.13	64.93	26.00	7.93	368.85
	SPSO	1 139.02	2 020.47	148.86	61.96	36.52	7.74	529.01
来福士建 筑群	S-LKH	5 253.62	9 638.30	149.23	67.89	41.31	12.82	159.01
	LKH	6 159.31	11 213.22	145.63	75.50	81.04	14.56	101.47
	VSR-LKH	5 613.81	10 794.04	164.93	68.11	79.08	15.22	194.98
	GWO-DE	6 202.57	11 561.16	166.47	69.59	85.26	16.05	595.13
	MSF-DE	6 641.27	12 382.85	168.96	70.91	87.59	16.61	754.16
	SPSO	6 095.87	11 720.90	149.93	74.92	67.42	14.42	614.82

注:表 4 中 J 表示目标函数值, D 表示路径长度, $\theta_{ij}(\text{max})$ 表示路径上观察点间的最大转向角度, $\bar{\theta}_{ij}$ 表示路径上观察点间的平均转向角度, $h_{ij}(\text{max})$ 表示路径上观察点间的最大升降高度, $\bar{h}_{ij}$ 表示路径上观察点间的平均升降高度, t 表示算法运行时间。

MAVLink ROS 通信组件及 QGC (QGroundControl) 地面站,能够精确模拟真实的传感器数据与飞行力学。实验设置方面,将重建模型、规划视点坐标、视线向量及路径时序导入系统,并编写控制节点以发布飞行状态与坐标变换指令。选用内置 CGO3 云台的 TyphoonH480 无人机模型(如图 16 所示),以满足巡检拍摄需求。飞行逻辑设定为:无人机起飞后依次遍历规划视点,并在每个视点悬停 2 s 进行图像采集,直至任务完成。

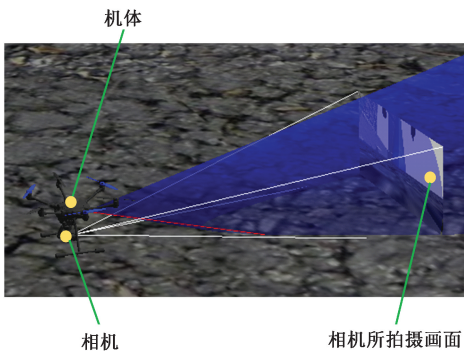


图 16 Typhoon H480 无人机
Fig. 16 Typhoon H480 unmanned aerial vehicle

在效果评估上,本文通过对比规划路径与实际轨迹在 3D 空间及 XY 、 YZ 、 XZ 平面的投影偏差来量化跟踪误差;同时利用 QGC 实时监控云台姿态以验证拍摄视角的准确性。仿真结果如图 17 和 18 所示。

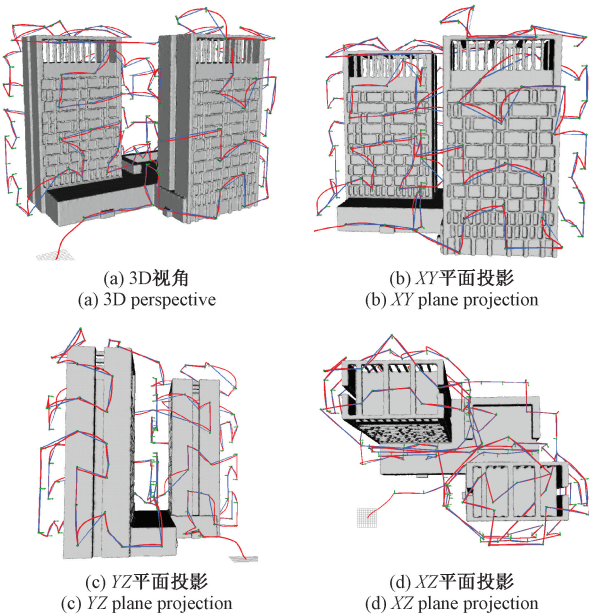


图 17 路径规划与仿真飞行轨迹的对比
Fig. 17 Comparison between the path planning and simulated flight trajectories

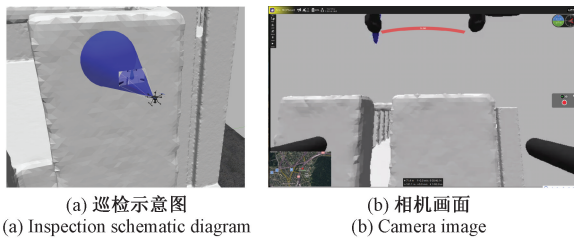


图 18 模拟飞行示意图
Fig. 18 Schematic diagram of simulated flight

从 4 个不同观测视角开展的 PX4 平台仿真测试显示,本文提出的无人机覆盖路径规划策略表现出良好的可行性与有效性。测试中,无人机的模拟飞行轨迹与预先规划路径的偏差极小,不仅能精准抵达各预定航点,还能严格沿规划航线平稳飞行,且全程未与建筑模型发生碰撞,成功完成了建筑巡检的全流程任务。这一测试结果为后续实地飞行验证提供了更可靠的技术参考,也为实地作业的安全开展筑牢了基础。

4. 4 实地飞行验证

在仿真飞行测试完成以后,本文进行了对创新大厦建筑群视觉巡检的实地飞行任务,本次飞行测试的实验设备为大疆 MATRICE 350 RTK,如图 19 所示。其飞行流程整体与 PX4 里面的模拟飞行测试一致,不同的是需要先将在 ENU 坐标系下的观察点坐标与视线向量转换为 WGS-84 格式(经纬度和高度),再将这些 GPS 坐标导入到大疆无人机中来完成巡检任务。

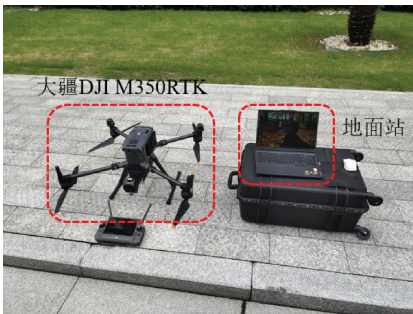


图 19 实地验证设备
Fig. 19 On-site verification of equipment

图 20~25 为无人机在执行创新大厦建筑群表面巡检任务的动态过程和相机所拍摄的部分照片,无人机的实时位置用线框标出。实地飞行验证表明,无人机能够比较准确的到达算法规划的观察点位置(受到风速等环境因素干扰会略有偏差),并根据预设的视线方向调整云台相机拍摄建筑表面清晰照片,进一步验证了本文算法的有效性与工程可行性。



图 20 第 21 和 22 个观察点及其对应照片
Fig. 20 The 21st and 22nd observation points and their corresponding photographs

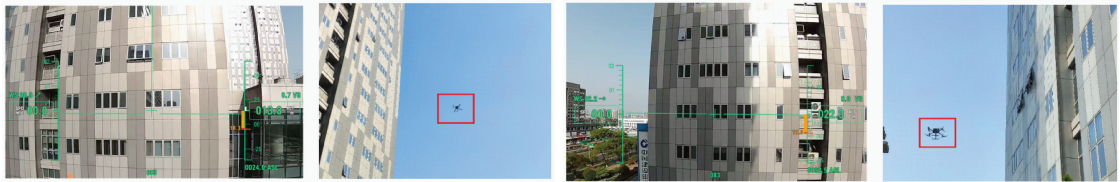


图 21 第 90 和 91 个观察点及其对应照片
Fig. 21 The 90th and 91st observation points and their corresponding photographs



图 22 第 93 和 37 个观察点及其对应照片
Fig. 22 The 93rd and 37th observation points and their corresponding photographs



图 23 第 35 和 36 个观察点及其对应照片
Fig. 23 The 35th and 36th observation points and their corresponding photographs



图 24 第 38 和 47 个观察点及其对应照片
Fig. 24 The 38th and 47th observation points and their corresponding photographs



图 25 第 49 和 50 个观察点及其对应照片
Fig. 25 The 49th and 50th observation points and their corresponding photographs

5 结 论

本文研究了无人机在建筑群环境下的巡检覆盖路径规划策略。首先,提出了一种基于 DAC 算法的密度自适应聚类以及基于 Pareto 前沿的多目标全局优化方法来生成巡检的观察点;其次,构建观察点间的可行性安全路径以及包含路径长度、转向角度和升降高度的目标函数;最后,采用 S-LKH 算法以目标函数为导向求解其最优巡检路线。以两个不同尺度的建筑模型为实验对象进行仿真实验,研究结果表明:本文提出的观察点规划策略在满足覆盖条件下进一步降低观察点数目,实现了观察点的全局优化;S-LKH 算法避免了无人机在高空区域进行垂直方向上的频繁机动,能够有效地降低无人机在高层建筑群巡检的能量损耗,与 GWO-DE、MSF-DE、SPSO、LKH、VSR-LKH 相比,S-LKH 算法在探索最优解和稳定性方面展现出明显优势。仿真飞行测试和实地飞行进一步验证了本文策略的工程实际可行性。

尽管本文提出的覆盖路径规划策略有效提升了单机作业的能耗效率,但面对大规模建筑群的常态化巡检需求,单一无人机仍受限于电池物理容量,需要考虑使用多无人机协同进行联合巡检。在未来的研究工作将主要聚焦于多无人机协同巡检与动态避障技术的深度融合,研究基于集群能耗均衡的任务分配机制,利用高度能耗模型智能划分巡检子区域,防止个别无人机因高空作业过早耗尽电量。同时,针对实际飞行中可能存在的突发移动障碍物及机间干扰,将进一步引入动态感知与实时重规划算法,赋予无人机群在复杂时变环境下的在线规避能力,满足建筑群巡检的高效性与安全性。

参考文献

- [1] 杨肖悦, 谢零明. 建筑覆面风致连锁损坏的概率风险评估[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2019, 51(6): 185-192.
YANG X Y, XIE J M. Probabilistic risk assessment of cascading damage for building cladding in strong wind[J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2019, 51(6): 185-192.
- [2] 张在明, 韩焜. 城市隧道施工引起建筑物变形的损坏评估[J]. 土木工程学报, 2011, 44(5): 123-130.
ZHANG Z M, HAN X. Assessment of damage of deformed buildings induced by urban tunnelling [J]. China Civil Engineering Journal, 2011, 44(5): 123-130.
- [3] GALANTUCCI R A, FATIGUSO F. Advanced damage detection techniques in historical buildings using digital

photogrammetry and 3D surface analysis[J]. Journal of Cultural Heritage, 2019, 36: 51-62.

- [4] WALUŚ K J, WARGUŁA Ł, WIECZOREK B, et al. Slip risk analysis on the surface of floors in public utility buildings[J]. Journal of Building Engineering, 2022, 54: 104643.
- [5] 祝小龙, 向泽君, 谢征海, 等. 大型建筑结构长期安全健康监测系统设计[J]. 测绘通报, 2015(11): 76-79.
ZHU X L, XIANG Z J, XIE ZH H, et al. The design of large scale structure of long-term safety health monitoring system [J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2015(11): 76-79.
- [6] 刘春, 艾克然木·艾克拜尔, 蔡天池. 面向建筑健康监测的无人机自主巡检与裂缝识别[J]. 同济大学学报(自然科学版), 2022, 50(7): 921-932, 918.
LIU CH, AKBAR A, CAI T CH. UAV autonomous inspection and crack detection towards building health monitoring[J]. Journal of Tongji University (Natural Science), 2022, 50(7): 921-932, 918.
- [7] 陈鹏禄. 基于数字孪生和自适应机制的无人机建筑外墙智能巡检方法研究[D]. 深圳: 深圳大学, 2023.
CHEN P L. Intelligent inspection of building exterior wall by UAV based on digital twin and adaptive mechanism[D]. Shenzhen: Shenzhen University, 2023.
- [8] SHARIQ M H, HUGHES B R. Revolutionising building inspection techniques to meet large-scale energy demands: A review of the state-of-the-art[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2020, 130: 109979.
- [9] 李奇洋, 涂海燕, 叶鸿达. 考虑地面行人安全的无人机低风险路径规划策略[J]. 电子测量技术, 2023, 46(20): 58-64.
LI Q Y, TU H Y, YE H D. Low-risk path planning strategy to consider ground pedestrian for unmanned aerial vehicle[J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(20): 58-64.
- [10] RAKHA T, GORODETSKY A. Review of Unmanned Aerial System (UAS) applications in the built environment: Towards automated building inspection procedures using drones [J]. Automation in Construction, 2018, 93: 252-264.
- [11] BEZAS K, TSOUMANIS G, ANGELIS C T, et al. Coverage path planning and point-of-interest detection

- using autonomous drone swarms [J]. *Sensors*, 2022, 22(19): 7551.
- [12] SABAG J, PINKOVICH B, RIVLIN E, et al. Efficient coverage path planning for a drone in an urban environment[J]. *Drones*, 2025, 9(2): 98.
- [13] JAYALAKSHMI K P, NAIR V G, SATHISH D. A comprehensive survey on coverage path planning for mobile robots in dynamic environments [J]. *IEEE Access*, 2025, 13: 60158-60185.
- [14] TORRES M, PELTA D A, VERDEGAY J L, et al. Coverage path planning with unmanned aerial vehicles for 3D terrain reconstruction [J]. *Expert Systems with Applications*, 2016, 55: 441-451.
- [15] YAN F H, XIA EN Y, LI ZH X, et al. Sampling-based path planning for high-quality aerial 3D reconstruction of urban scenes[J]. *Remote Sensing*, 2021, 13(5): 989.
- [16] JING W, SHIMADA K. Model-based view planning for building inspection and surveillance using voxel dilation, medial objects, and random-key genetic algorithm[J]. *Journal of Computational Design and Engineering*, 2018, 5(3): 337-347.
- [17] DELMERICO J, ISLER S, SABZEVARI R, et al. A comparison of volumetric information gain metrics for active 3D object reconstruction[J]. *Autonomous Robots*, 2018, 42(2): 197-208.
- [18] ZHENG J X, TAN J X, CHEN G. Research on UAV coverage path planning in building visual inspection[J]. *Journal of Building Engineering*, 2025, 111: 113556.
- [19] 张二虎, 郑永帅, 杨朝栋, 等. 面向大飞机上表面视觉覆盖任务的无人机路径规划[J]. *计算机工程与应用*, 2025, 61(12): 385-390.
- ZHANG ER H, ZHENG Y SH, YANG CH D, et al. UAV path planning for large aircraft upper surface visual coverage tasks[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2025, 61(12): 385-390.
- [20] HUANG X W, LIU Y P, HUANG L ZH, et al. BIM-supported drone path planning for building exterior surface inspection [J]. *Computers in Industry*, 2023, 153: 104019.
- [21] 黄傲, 李敏, 曾祥光, 等. 基于 PPO 的自适应杂交遗传算法求解旅行商问题[J]. *计算机科学*, 2025, 52(S1): 224-229.
- HUANG AO, LI M, ZENG X G, et al. Adaptive hybrid genetic algorithm based on ppo for solving traveling salesman problem [J]. *Computer Science*, 2025, 52(S1): 224-229.
- [22] HELSGAUN K. Solving the equality generalized traveling salesman problem using the Lin-Kernighan-Helsgaun algorithm[J]. *Mathematical Programming Computation*, 2015, 7(3): 269-287.
- [23] YU X B, JIANG N J, WANG X M, et al. A hybrid algorithm based on grey wolf optimizer and differential evolution for UAV path planning [J]. *Expert Systems with Applications*, 2023, 215: 119327.
- [24] CHAI X ZH, ZHENG ZH SH, XIAO J M, et al. Multi-strategy fusion differential evolution algorithm for UAV path planning in complex environment [J]. *Aerospace Science and Technology*, 2022, 121: 107287.
- [25] PHUNG M D, HA Q P. Safety-enhanced UAV path planning with spherical vector-based particle swarm optimization[J]. *Applied Soft Computing*, 2021, 107: 107376.
- [26] ZHENG J ZH, HE K, ZHOU J R, et al. Combining reinforcement learning with Lin-Kernighan-Helsgaun algorithm for the traveling salesman problem [C]. *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, 2021, 35(14): 12445-12452.
- [27] 王立辉, 陈勇吉, 韩华春, 等. 基于点云分割与主成分分配准的换电机器人位姿估计方法[J]. *仪器仪表学报*, 2024, 45(10): 123-132.
- WANG L H, CHEN Y J, HAN H CH, et al. Pose estimation method for battery swapping robot based on point cloud segmentation and principal component registration[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2024, 45(10): 123-132.
- [28] 李茂月, 马康盛, 王飞, 等. 基于结构光在机测量的叶片点云预处理方法研究[J]. *仪器仪表学报*, 2020, 41(8): 55-66.
- LI M Y, MA K SH, WANG F, et al. Research on the preprocessing method of blade point cloud based on structured light on-machine measurement [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2020, 41(8): 55-66.
- [29] 陈丽, 陈洋, 杨艳华. 面向三维结构视觉检测的无人机覆盖路径规划[J]. *电子测量与仪器学报*, 2023, 37(2): 1-10.
- CHEN L, CHEN Y, YANG Y H. UAV coverage path

- planning for 3D structure visual inspection[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 37(2): 1-10.
- [30] 郭保青, 朱力强, 史红梅. 基于快速 DBSCAN 聚类的铁路异物侵限检测算法[J]. 仪器仪表学报, 2012, 33(2): 241-247.
- GUO B Q, ZHU L Q, SHI H M. Intrusion detection algorithm for railway clearance with rapid DBSCAN clustering[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2012, 33(2): 241-247.
- [31] TANG CH H, WANG H, WANG ZH W, et al. An improved OPTICS clustering algorithm for discovering clusters with uneven densities [J]. Intelligent Data Analysis, 2021, 25(6): 1453-1471.
- [32] LIU L X, HU ZH H, ZHOU CH L, et al. Research on the clustering algorithm of the bicycle stations based on OPTICS [J]. Concurrency and Computation: Practice and Experience, 2019, 31(10): e4876.
- [33] ZHU H, CHUNG J J, LAW RANCE 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, 2021: 1488-1494.
- [34] HORNUNG A, WURM K M, BENNEWITZ M, et al. OctoMap: An efficient probabilistic 3D mapping framework based on octrees [J]. Autonomous Robots, 2013, 34(3): 189-206.
- [35] BIRCHER A, KAMEL M, ALEXIS K, et al. Receding horizon “next-best-view” planner for 3D exploration[C]. 2016 IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2016: 1462-1468.
- [36] QIAN H X, GUO X J, SU SH J, et al. A real-time stitching method based on FLANN algorithm of multi-UAV for remote sensing image [J]. Instrumentation, 2025, 12(3): 76-87.
- [37] 戴永彬. 不规则 Pareto 前沿多目标进化算法的综述[J]. 辽宁工业大学学报(自然科学版), 2025, 45(4): 265-271.
- DAI Y B. Survey of multi-objective evolutionary algorithms for irregular pareto fronts [J]. Journal of Liaoning University of Technology (Natural Science Edition), 2025, 45(4): 265-271.
- [38] SIEBERT S, TEIZER J. Mobile 3D mapping for surveying earthwork projects using an unmanned aerial vehicle (UAV) system[J]. Automation in Construction, 2014, 41: 1-14.
- [39] PAREDES J A, SAITO C, ABARCA M, et al. Study of effects of high-altitude environments on multicopter and fixed-wing UAVs' energy consumption and flight time[C]. 2017 13th IEEE Conference on Automation Science and Engineering, 2017: 1645-1650.
- [40] ZENG Y, XU J, ZHANG R. Energy minimization for wireless communication with rotary-wing UAV[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2019, 18(4): 2329-2345.
- [41] HE Y C, LIN H B, FU J Y, et al. Dependence of wind load on air density for high-rise buildings[J]. Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics, 2021, 211: 104558.
- [42] STOLAROFF J K, SAMARAS C, O'NEILL E R, et al. Energy use and life cycle greenhouse gas emissions of drones for commercial package delivery [J]. Nature Communications, 2018, 9(1): 409.
- [43] ZHONG L, LIN SH B. Combine deep learning and LKH algorithm to solve multi-constraint tourism planning[C]. Third International Symposium on Computer Applications and Information Systems, 2024, 13210: 288-293.
- [44] HUANG T, ZHANG ZH Q, GONG Y J, et al. nLKH-ACS: A niching Lin-Kernighan-Helsgaun based ant colony system for multi-solution traveling salesman problems[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2024, 29(6): 2596-2610.
- [45] 杨友宁. 点云的泊松曲面重建方法研究与实现[D]. 太原: 中北大学, 2022.
- YANG Y N. Research and implementation of Poisson surface reconstruction method for point clouds [D]. Taiyuan: North University of China, 2022.

作者简介



郑建校(通信作者), 1999 年于吉林工业大学获得学士学位, 2005 年于吉林大学获得硕士学位, 2022 年于西安建筑科技大学获得博士学位, 现为西安建筑科技大学副教授, 主要研究方向为机器人智能化技术及应用、车辆系统动力学、车辆结构疲劳可靠性设计、机械产品数字仿真与优化设计、复合材料力学性能研究。

E-mail: zjx2002518@163.com

Zheng Jianxiao (Corresponding author) received his B. Sc.

degree from Jilin University of Technology in 1999, his M. Sc. degree from Jilin University in 2005, and his Ph. D. degree from Xi'an University of Architecture and Technology in 2022. He is currently an associate professor at Xi'an University of Architecture and Technology. His main research interests include intelligent robot technology and applications, vehicle system dynamics, fatigue reliability design of vehicle structures, digital simulation and optimization of mechanical products, and research on mechanical properties of composite materials.



谭吉祥,2023 年于重庆理工大学获得学士学位,现为西安建筑科技大学硕士研究生,主要研究方向为无人机覆盖路径规划。
E-mail:tjxxauqt@163.com

Tan Jixiang received his B. Sc. degree from Chongqing University of Technology in 2023. He is currently pursuing his master's degree at Xi'an University of Architecture and Technology. His main research interest is UAV coverage path planning.

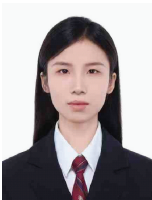


陈刚,1999 年于吉林工业大学获得学士学位,2002 年于中国科学院自动化研究所获得硕士学位,2005 年于法国里昂国立应用科学学院获得博士学位,现为嘉兴大学副教授,主要研究方向为机器人感知与导航、智能无人系统。

E-mail:gchenchine@foxmail.com

Chen Gang received his B. Sc. degree from Jilin University of

Technology in 1999, his M. Sc. degree from the Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences in 2002, and his Ph. D. degree from the National Institute of Applied Sciences of Lyon (INSA Lyon), France, in 2005. He is currently an associate professor at Jiaxing University. His main research interests include robot perception and navigation, and intelligent unmanned systems.



张雨,2024 年于重庆移通学院获得学士学位,现为桂林理工大学硕士研究生,主要研究方向为智能无人系统的产业分析与应用趋势。
E-mail:2532877903@qq.com

Zhang Yu received her B. Sc. degree from Chongqing College of Mobile Telecommunications in 2024. She is currently a master's student at Guilin University of Technology. Her main research interests include industrial analysis and application trends of intelligent unmanned systems.



黄子健,2023 年于西安交通大学城市学院获得学士学位,现为西安建筑科技大学硕士研究生,主要研究方向为智能车路径规划。
E-mail:1207465029@qq.com

Huang Zijian received his B. Sc. degree from the City College of Xi'an Jiaotong University in 2023. He is currently a master's student at Xi'an University of Architecture and Technology. His main research interest is intelligent vehicle path planning.