

灾难场景建筑三维重建的无人机航迹规划方法*

陈伟文¹, 田秋扬¹, 胡天江^{1,2}

1. 中山大学航空航天学院, 广东 深圳 518107

2. 中山大学人工智能学院, 广东 珠海 519080

摘要: 利用无人机对灾难场景进行三维重建的应用技术, 可以帮助救援人员快速了解灾难现场破坏程度、受灾人员位置分布, 从而确定更好的救援方案。鉴于灾难场景状况复杂, 为无人机提前规划飞行航线和拍摄视点, 可实现快速对灾难区域的覆盖侦察与重建。在无人机面向灾难区域进行图像采集与三维重建的背景下, 重点关注无人机在灾难场景下的航迹规划问题, 通过无人机快速倾斜扫描灾难区域以建立先验模型, 并对先验模型表面进行采样和评估, 进一步生成具有位置和方向约束的三维视点。为满足无人机和云台相机的动力学约束, 将多视点连接与航迹规划作为优化问题进行求解, 同时考虑了路径的平滑性与视点的可达性以产生规划航迹。与环形航线和之字形航线的规划方法相比, 本文方法可以更为快速地实现无人机三维航迹规划并建立受灾区域的三维模型。

关键词: 灾难救援; 三维重建; 航迹规划; 无人机; 麻雀搜索算法

中图分类号: V19 **文献标志码:** A **文章编号:** 2097-0137(2024)02-0078-07

UAV path planning for 3D reconstruction of buildings under disaster scenarios

CHEN Weiwen¹, TIAN Qiuyang¹, HU Tianjiang^{1,2}

1. School of Aeronautics and Astronautics, Sun Yat-sen University, Shenzhen 518107, China

2. School of Artificial Intelligence, Sun Yat-sen University, Zhuhai 519080, China

Abstract: In recent years, three-dimensional (3D) reconstruction methods for complex disaster scenarios have attracted more and more attention, as the reconstruction of disaster scenarios can help rescuers rapidly cognize the extent of damage, locate victims, and plan the consequent tasks. To achieve rapid coverage and reconstruction of the chaotic disaster area, it is essential to plan optimized flying routes for UAVs. Based on the image acquisition and 3D reconstruction of the disaster area, this study focuses on the problem of path planning of UAVs. By establishing an a priori model via rapid air-camera sweeping of the UAV, the point cloud information is generated after evaluation, and the 3D viewpoint with position and direction constraints is generated. To meet the dynamic constraints of the UAV itself and the rotation constraints of the PTZ camera, the continuity of the path and the quality of the views are considered. Compared with Zig-Zag and circular paths, this study constructs a quick path planning method for 3D reconstruction of the disaster area.

Key words: disaster rescue; 3D reconstruction; path planning; UAV; sparrow search algorithm

* 收稿日期: 2023-01-08

录用日期: 2023-04-27

网络首发日期: 2023-12-04

基金项目: 国家自然科学基金(61973327)

作者简介: 陈伟文(2000年生), 男; 研究方向: 无人机系统; E-mail: chenww59@mail2.sysu.edu.cn

通信作者: 胡天江(1979年生), 男; 研究方向: 群体智能, 集群系统; E-mail: hutj3@mail.sysu.edu.cn

利用无人机进行空中三维重建在灾难救援中具有重要意义。及时、可靠的三维重建信息可以高效辅助救灾人员完成定位受灾点、规划救援路线以及寻找被困人员等任务。然而, 目前国内外使用无人机进行三维重建的主要方式为飞手进行操纵, 其存在耗时长、容错性差以及安全性低等缺点(Yan et al., 2021; Majdik et al., 2017), 从而导致侦察覆盖不完全、区域重建质量低等问题。因此, 针对上述的不足, 本文面向灾难场景重建任务, 开展无人机航迹自动规划问题的研究。

目前三维重建的航迹规划方法大致可以分为直接规划方法和间接规划方法。直接规划方法由无人机在空域中自主进行视点规划和图像采集, 如基于下一最优视点(NBV, next best view)的航迹规划方法(Xu et al., 2015; Hardouin et al., 2021)根据已知视点信息主动寻找下一步移动的航点位置, 但对于未知先验信息的灾难场景, 该方法易陷入局部最优导致无法进行整体区域的完全重建。间接规划方法需要给出先验模型的粗略或完全已知的几何信息、外观信息等, 再通过先验模型生成相应的空间大规模视点, 随后进行视点筛选和优化以得到一组最优覆盖视点。

间接规划方法需要对灾难区域进行两阶段的“探索-利用”式(ETE, explore-then-exploit)规划(Hepp et al., 2019)。在“探索”阶段无人机沿着预先规划的倾斜摄影航迹对待测受灾区域进行大致扫描与图像记录, 在采集到图像或视频信息后, 根据典型的三维重建方法如从运动恢复结构(SFM, structure from motion)和多视点立体几何(MVS, multi-view stereo)等重建方法(Mancini et al., 2013; Smith et al., 2018; Schönberger et al., 2016; Qu et al., 2018)生成灾难区域的先验点云模型, 用于下一阶段中的模型评价与视点规划。在“利用”阶段中首先对先验模型进行下采样和点云表面质量评价, 找到模型表面的低质量区域, 并优先规划低质量区域对应的最优空中拍摄视点, 其中视点是包含无人机位置和云台相机偏航角和俯仰角的五维空间向量。将问题转化为三维点集的旅行商问题(TSP, travelling salesman problem), 在视点的选取上综合图像匹配阈值和最大信息增益生成下一候选视点, 并对生成轨迹进行平滑得到规划航迹。

本文为了满足灾难场景对重建快速性和可靠性的需求, 在间接规划方法(Yan et al., 2021;

Hepp et al., 2018)基础上, 对视点选择和轨迹优化算法进行了改进。本文的主要贡献点如下:

(1) 利用空间观测视点的评估得分作为评价指标筛选出最优视点, 给出了当前状态下视点信息增益的计算, 并通过麻雀搜索算法(SSA, sparrow search algorithm)规划了适于灾难救援场景的视点序列(汤安迪等, 2021)。

(2) 引入无人机和相机云台的动力学约束条件, 在视点序列的基础上对轨迹进行优化与平滑, 提高对灾难场景三维重建的速度。

(3) 搭建了基于虚幻引擎4与AirSim的仿真飞行系统, 并构建了高保真度的灾难场景模型。

1 航迹规划方法

本文提出面向灾难场景进行三维重建的航迹规划方法框架, 对此提出了一种基于间接规划方法的航迹规划策略, 主要包括先验模型生成与采样区域评估、设置候选视点、航线重规划与图像再采集等步骤。图1阐述了航迹规划的主要方法流程。

1.1 先验模型生成

先验模型的生成由无人机在安全飞行高度通过倾斜摄影的方式对需要进行灾难救援的地区扫描拍摄, 在此过程中, 无人机一般沿之字形或环形路径运动, 相机云台的俯仰角相对于机体垂直方向约为 25° 且对准灾难区域中心。机载云台相机拍摄的图像通过商业软件Context Capture生成需要进行灾难救援的区域的先验点云模型, 用于后续的先验模型表面质量评估。

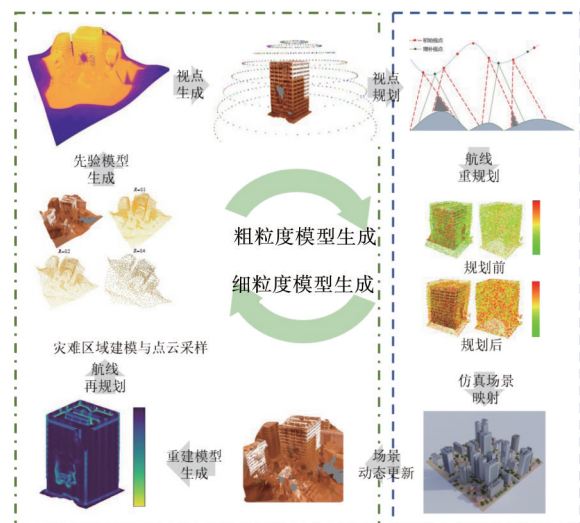


图1 航迹规划方法框架

Fig. 1 Framework of flight path planning

1.2 先验模型评价方法

由于初始扫描视角的局限性, 获取的先验模型通常是存在缺陷的。为了定量评估重建模型的优劣, 需要细化模型的表面区域, 并给出评价指标的计算方法。灾难场景的先验模型为大规模点云模型, 为减少后续计算量, 对点云进行了下采样(Roberts et al., 2017), 定义采样区域

$$R_i = \{p_j | d(p_j, p_i) \leq R, p_i \in S\}, \quad (1)$$

式中 S 为先验模型表面区域的点云集合, p_i 表示当前采样区域的中心采样点, R 为采样区域的半径, $d(p_j, p_i)$ 表示两个点之间的距离, R_i 表示以当前 p_i 为中心、 R 为半径的下采样点云集合。进一步地, 采样区域内的模型质量可以使用点云评价函数衡量, 定义 Score_d 为点云密度评估值, 其反映采样区域内点云的稀疏程度; 定义 Score_d 为点云密度评估值,

$$\begin{aligned} \text{Score}_d &= \frac{N_i}{N_{\max}}, \quad (2) \\ N_i &= \text{enum}(R_i), \\ N_{\max} &= \max_{p_i \in S} \{N_i\}, \end{aligned}$$

式中, N_i 表示点云集 R_i 中点的数量, N_{\max} 表示所有采样区域的最大采样点云数量, 两者之比 Score_d 作为点云密度评价, 可反映采样区域内点云的稀疏程度。

进一步, 定义 Score_s 为该采样区域内点云的变化率评估值

$$\text{Score}_s = \frac{1}{N_i} \sum_{j=1}^{N_i} \frac{\min\{\lambda(p_j)\}}{\sum \lambda(p_i)}, \quad (3)$$

其中, $\lambda(p_j)$ 为点云在其 k -邻域的协方差矩阵的特征值, 可表征该处点云的表面曲率, $\sum \lambda(p_i)$ 表示协方差矩阵特征值之和。

在实际灾难场景中, 为了更为快速获得整体区域的受灾情况, 更被关注的是新增视图对整体区域的贡献情况, 而不过于强调实际采样点云的精细度, 因此采用如下含权重的综合评价指标:

$$\text{Score}_q = w_s \text{Score}_s + w_d \text{Score}_d.$$

根据实际测试经验, 本文选取的权重因子参数 $w_s = \{0.7, 0.85\}$, $w_d = \{0.3, 0.15\}$ 。

1.3 空间视点生成与评价方法

通过将先验模型周围空间离散化, 生成了一系列候选视点, 作为航迹规划的输入。其中候选视点的是由空间球面采样得到的(见图2), 其中球心坐标位于先验模型的点云中心。

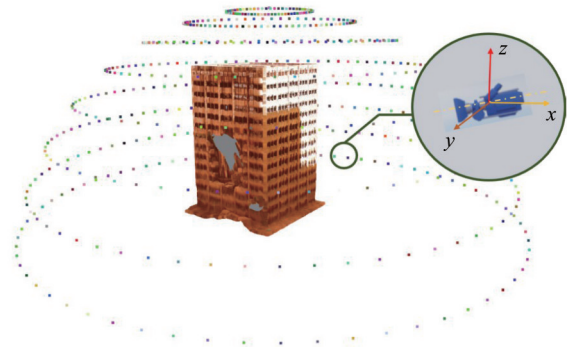


图2 空间视点生成

Fig. 2 Generation of spatial view points

根据前面生成的采样点, 对每一视点进行相应评价。为减少计算开销, 定义可见性指标

$$\text{Score}_v = \begin{cases} 0, & \text{if visible,} \\ 1, & \text{if invisible,} \end{cases} \quad (4)$$

用于评估候选视点是否有效观察到灾难区域的实际情况。如果可以观察到则候选视点, 评分为1; 否则, 评分为0。

定义

$$\text{Score}_l = n_s \cdot \text{norm}(c_i, p_j), \quad (5)$$

用于评估视线方向与点云表面法向量的线性重合度, 如果实现方向和点云表面法向量重合度更大, 则会带来更多的信息收益; 式(5)中 n_s 表示采样区域的法向量; $\text{norm}(c_i, p_j)$ 表示候选视点与采样区域中心连线的单位向量。

定义 Score_h 为视点的距离评分

$$\text{Score}_h = \left(\frac{d_{ij} - \frac{Rn_s}{2 \tan \theta}}{d_{ij} - d_s} \right)^2, \quad (6)$$

其中 d_{ij} 表示 p_i 和 p_j 之间的距离, d_s 表示安全距离, 其值越大, 获取到的图像越模糊, 其值越小, 图像清晰, 但新增的信息收益更少; θ 表示机载成像设备的视场角大小。

候选视点的观察范围是有限的, 为了在灾难场景下快速建立该区域模型, 在路径规划中需要优先考虑最大信息增益的视点方向, 对应于任务而言即为尽量获取未拍摄到的区域图像。假设当前视点观察到的采样区域数量为 n , 在这些采样区域中被其他已规划视点观察到的采样区域数量为 n' , 则当前视点信息增益可记为:

$$n_c = (n - n') \cdot \text{Score}_c,$$

$$\text{Score}_c = \text{Score}_v \cdot \text{Score}_l \cdot \text{Score}_h,$$

其中 Score_c 为当前视点的评估值。在航迹规划过

程中, 视点信息增益 n_c 被加入到适应度函数的计算。在权重因子的设计上, 考虑到灾难场景更优先需求新增未观察区域的视图, 故赋值了视点信息增益更高的综合权重。

2 航迹规划约束与求解

进行航迹规划的求解需要通过将轨迹生成转化为 TSP 问题, 生成一个合适的视点序列, 并将其平滑连接成空中轨迹。但是轨迹的生成还需要考虑无人机的动力学约束和云台相机的转动约束, 故设置相应的代价函数

$$D_c = \|v_i - v_{i+1}\|_2, \quad (7)$$

$$R_c = \Psi(v_i, v_{i+1}), \quad (8)$$

其中 v_i 为当前视点的位置坐标, D_c 和 R_c 分别表示无人机在运动过程中的路程代价函数和云台的转动角代价函数。同时路径规划过程中还需要满足相邻图像帧重合度约束(石础, 2021)、立体重合度约束(国家测绘局, 2003)、无人机运动学约束、云台相机转动约束(韩青岩, 2017)。其中相邻图像帧重合度约束是为了在图像匹配阶段尽可能多获得有效重建图像, 立体重合度约束是为了能够在三维重建过程中得到更多的控制点以获得精确度高的三维点云或曲面模型。

设置无人机运动学约束、云台相机转动约束能够更好地模拟无人机在真实世界中的运动模式, 提高仿真结果的有效性。如图3所示, 灰色区域代表2个视点的重叠区域的上方, 视点的观察区域在模型表面的可见区域以圆形表示, 若两个观察区域的重叠度小于给定阈值, 则在2个视点之间增加一个新的视点以提高重叠度。

在完成建立约束条件和优化函数后, 该问题的描述就可以看作一个在无人机航迹规划中典型

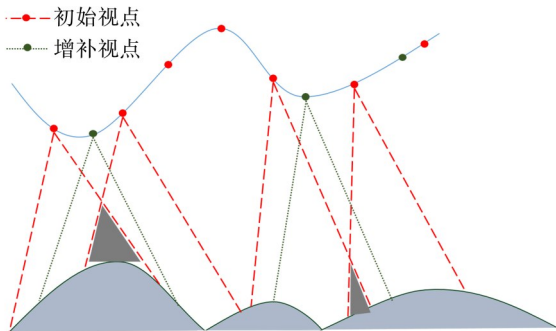


图3 立体重合度约束表示与视点增补

Fig. 3 Stereo overlapping constraint and view point supplement

的非确定性多项式(NP, nondeterministic polynomial)问题。然而随着视点数量的增加, 计算求解的困难度和计算量将会迅速增加。因此, 本文采用麻雀搜索算法进行航迹规划的求解, 其具有调整参数少、收敛速度快、计算简单等优点, 通过与蚁群算法(Liu et al., 2022)和粒子群算法(Akshya et al., 2021)对比说明了该算法的有效性。

2.1 适应度函数

定义无量纲的适应度函数

$$f = w_n(-n_c/\max(n_c)) + w_t(G_c/\max(G_c)), \quad (9)$$

其中 n_c 为当前视点信息增益, D_c 和 R_c 分别是式(7)和式(8)中的路径代价与转动代价函数, G_c 为对二者进行归一化后的代价值,

$$G_c = \Delta D_c/\max(D_c) + \Delta R_c/\max(R_c).$$

根据实际测试的经验, 本文选取的权重因子参数为 $w_n = 0.7$, $w_t = 0.3$ 。因此该优化问题可以表述为

$$\min\{f\},$$

$$\begin{aligned} \text{s.t.} \quad & \chi(v_i, v_{i+1}) \geq \text{Thres}_\chi, \\ & \eta(v_i, v_{i+1}) \geq \text{Thres}_\eta, \\ & \Delta(v_i, v_{i+1}) < D_{\max}, \\ & \gamma(v_i, v_{i+1}) < \Psi_{\max}. \end{aligned} \quad (10)$$

2.2 算法参数设置

在算法中, 麻雀种群初始值的设置有3类: 探索者、跟随者和警戒者, 分别有各自的位置更新准则。探索者个体 P_{si}^t 的更新规则为

$$P_{si}^{t+1} = \begin{cases} P_{si}^t e^{\delta \cdot ir_{\max}}, & R < Ts, \\ P_{si}^t + \gamma M, & R \geq Ts, \end{cases} \quad (11)$$

其中 t 为当前迭代步, P_{si}^t 代表第 i 个体在 t 迭代步时的适应度值, ir_{\max} 代表最大迭代步长, δ 是服从 $(0, 1)$ 高斯分布的随机变量, R 表示当前个体的警戒值, 其决定了不同的更新方式, 通过与警戒值上限 Ts 比较来判断。

跟随者个体 P_{fi}^t 的更新规则为

$$P_{fi}^{t+1} = \begin{cases} \gamma \cdot e^{\frac{P_{\text{worst}}^t - P_{fi}^t}{i^2}}, & i > \frac{N}{2}, \\ P_{fi}^t + \|P_{\text{best}}^t - P_{fi}^t\|_2 \mathbf{VM}, & i \leq \frac{N}{2}, \end{cases} \quad (12)$$

其中 P_{best}^t 和 P_{worst}^t 分别代表探索者所占据的局部最优和最差位置, \mathbf{V} 和 \mathbf{M} 分别表示值为 ± 1 的向量。警戒者个体 P_{wi}^t 的更新规则为

$$P_{wi}^{i+1} = \begin{cases} P_{best}^i w \|P_{best}^i - P_{wi}^i\|_2, & f_i > f_g, \\ P_i^i + \lambda \frac{\|P_{best}^i - P_{wi}^i\|_2}{(f_i - f_w) + \delta}, & f_i \leq f_g, \end{cases} \quad (13)$$

其中 f_i 与 f_g 分别表示当前适应度与最大适应度值， w 为 $[-1, 1]$ 的随机数，表示优化方向， λ 与 δ 均为服从 $(0, 1)$ 高斯分布的随机变量。表1给出了求解该优化问题的算法步骤与其实现的流程。

由于完全按照视点序列生成的轨迹并不满足无人机相关动力学约束，还需要后续对轨迹进行平滑处理与视点增补(Stoican et al., 2015)。

表1 算法求解步骤

Table 1 Steps of algorithm

基于麻雀搜索的航迹规划算法	
输入:	
Max_iter:	最大迭代次数
Pop:	种群数量
WN:	警戒种群数量
R2:	警戒阈值
R_D:	视点距离矩阵
输出:	
随迭代次数变化的适应度值，最终的视点序列	
算法步骤:	
步骤一: 初始化种群并定义相关参数，根据当前种群信息对适应度进行排序	
步骤二: 根据式(11)~(13)对种群信息更新	
步骤三: 获取当前状态信息，判断在视点可达空间内是否满足相应约束，如果不满足重合度约束，则在当前视点和下一视点间增补视点	
步骤四: 判断采样区域是否均被覆盖，如果满足，则输出当前视点序列，若未完成覆盖，则返回步骤二，以当前状态信息开始迭代。	

2.3 考虑动力学的轨迹平滑方法

为满足无人机在飞行过程中的动力学约束，需尽量使得无人机在到达拍摄航点时，云台相机也能柔顺地转动到相应姿态角。因此，无人机轨迹平滑显得尤为重要，鉴于样条曲线的平滑特性，在任意两个航点之间通过控制点生成B样条曲线表征的三维空间轨迹，在每个航点的连接处满足平滑约束，样条曲线表征的平滑轨迹可表示为

$$B(u) = \sum_{i=0}^n L_i(u) N_i, \quad (14)$$

其中 n 为样条曲线的阶次， $L_i(u)$ 为基函数， N_i 为控制点。由于待插值点个数往往比较多，在实际

处理中多采用三阶样条曲线进行轨迹平滑处理，在两段样条曲线衔接处通过改变控制点使得曲线满足二阶可导，从而满足无人机的动力学约束。对于灾害场景重构探测多旋翼无人机，采用分段三阶贝塞尔曲线的表征形式

$$B(u) = (1-u)^3 N_0 + 3u(1-u)^2 N_1 + 3u^2(1-u) N_2 + u^3 N_3, \quad (15)$$

其中阶次 $n=3$ ，基函数分别取 $L_i(u)=u^i(1-u)^{3-i}$ ， $i=0, 1, 2, 3$ 。根据该式(15)生成的无人机航迹可使得无人机既能在有限时间内到达下一航点，又可将相机云台同步转动到相应拍摄姿态，进行场景拍摄，避免常规方法在到达航点处须停留再调节云台的额外时间代价，减少了灾害场景探测的全过程时间。

2.4 图像筛选方法

采集过程中图像较多，容易导致三维重建速度减慢。对于灾难场景重建问题，需要筛选有效图像并快速获取受灾区域实际三维模型。本文采用SIFT算子(Paul et al., 2022)对相邻图像帧进行筛选，与上一帧图像进行匹配获取有效点对数量，并去掉冗余图像。实现的算法流程见图4。

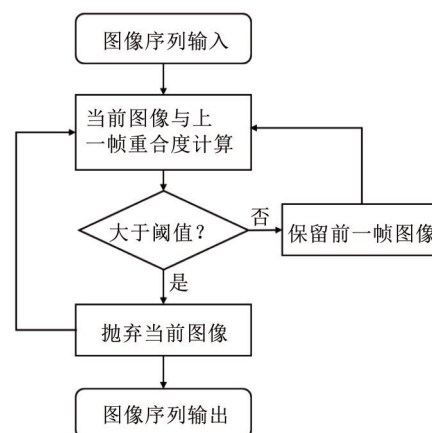


图4 图像序列筛选流程

Fig. 4 Sequential images filtering process

3 仿真实验与分析

3.1 点云采样结果

本文在AirSim(Shah et al., 2018)仿真场景下进行了相关实验测试，根据简单扫掠航线采集的图像生成了灾难区域的局部点云模型，通过对点云模型进行采样得到的采样点如图5所示。

3.2 适应度函数计算结果

为规划无人机的飞行路径，需对采样点进行质量评价，优先规划质量较差的采样点对应的空

间视点以提高模型的精确度, 并通过前述的航迹平滑方法对轨迹进行优化。本文采用的算法与其他算法的比较结果数据见图 6。相较于蚁群算法和粒子群算法, 本文所采用的算法能更快收敛, 并且在相同迭代次数下的适应度值更低, 说明本文采用的麻雀搜索算法得到的路径序列代价更小。

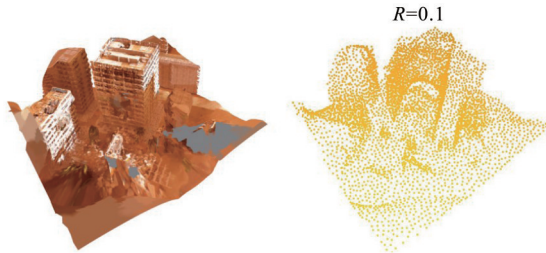


图 5 点云采样结果, R 代表采样区域半径
Fig. 5 Sampling results for point cloud with $R=0.1$ standing for the sampling radius

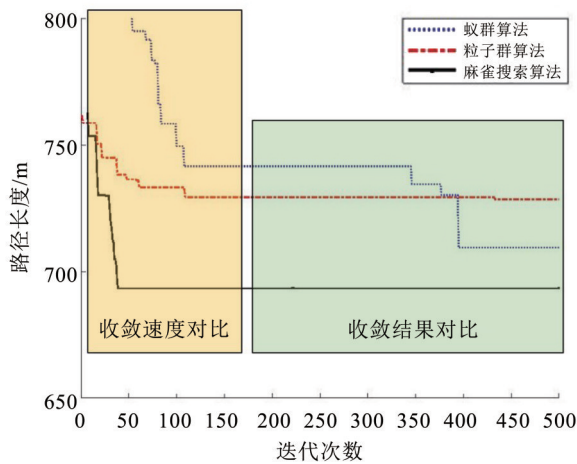


图 6 不同优化算法对比

Fig. 6 Comparison among different optimization algorithms

3.3 重建效果对比

在得到最佳视点序列后, 根据前述方法对视点序列进行相应的平滑与优化。如果无人机无法满足在两个视点间生成的曲线轨迹实现动力学可达, 则在曲线轨迹上增设新的拍摄视点。通过规划新的航迹再次采集的灾难区域的图像生成相应的三维模型, 并与先验模型进行对比。如图 7 所示, 最终模型的整体完整性相比于先验模型要更高, 并在部分表面得到了更好的重建效果。

3.4 评价指标

规划后生成的三维模型对于灾难区域建筑物的破损部位以及周边环境进行了更精细的重建。以模型光滑度评价为最终的评价指标, 得到的结果如图 8 所示。最终模型相较于先验模型有更好的

表面光滑度和更完整的模型表面, 对于灾难区域建筑的破损部分也有较好的重建效果, 在部分表面上达到了和真值相当的结果, 说明本文方法在模型三维重建的有效性。

表 2 对比了环形路径和之字形路径相较于本文所述方法生成的三维模型相应结果的不同指标, 本文所采用方法在航迹规划完成时间、采集到的有效图像数量以及模型的质量评价等方面更优。

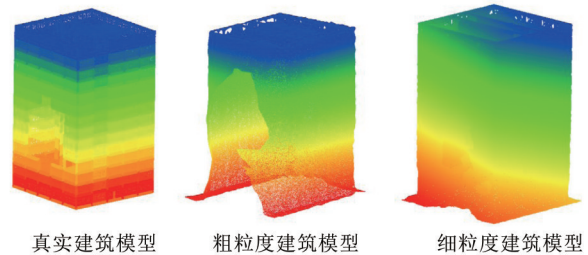


图 7 重建模型对比

Fig. 7 Comparison among reconstructed models

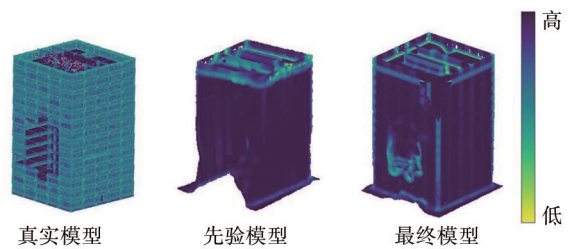


图 8 模型光滑度指标对比

Fig. 8 Comparison under metric of smoothness

表 2 与其他方法对比

Table 2 Comparison among other methods

方法	路径用时/s	图像数量	光滑度/%
环形路径	38	68	83.7
往复式路径	97	165	94.4
本文	78	135	96.5

4 结论

本文研究了空中三维重建受灾区域场景的三维路径规划问题, 并提出了一种考虑无人机和云台相机动力学的空中航迹生成方法, 该方法基于初始飞行路径生成的先验点云模型, 根据先验点云模型评价得分来规划三维视点, 最后基于麻雀搜索算法规划了用于重建的航迹规划路线。通过对仿真环境下的灾难场景进行了测试, 该方法可以获得较好质量的重建模型, 对灾难场景的侦察与救援具有一定参考价值。

参考文献:

- 国家测绘局, 2003. 测绘标准汇编—摄影测量与遥感卷[M]. 北京: 中国标准出版社.
- 韩青岩, 2017. 面向三维重建的航拍路径规划及相机位姿控制技术研究[D]. 南京: 南京航空航天大学.
- 石础, 2021. 面向城市三维重建的无人机航拍路径规划方法研究[D]. 天津: 天津理工大学.
- 汤安迪, 韩统, 徐登武, 等, 2021. 基于混沌麻雀搜索算法的无人机航迹规划方法[J]. 计算机应用, 41(7): 2128–2136.
- AKSHYA J, PRIYADARSINI P L K, 2021. Area partitioning by intelligent UAVs for effective path planning using evolutionary algorithms [C]//2021 International Conference on Computer Communication and Informatics (ICCCI). India: 1–6.
- HARDOUIN G, MORAS J, MORBIDI F, et al, 2021. Next-best-view planning for surface reconstruction of large-scale 3D environments with multiple UAVs [C]//2020 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). USA: 1567–1574.
- HEPP B, NIEßNER M, HILLIGES O, 2019. Plan3D: View-point and trajectory optimization for aerial multi-view stereo reconstruction [J]. ACM Trans Graph, 38 (1) : 1–17.
- LIU H, LI X, FAN M, et al, 2022. An autonomous path planning method for unmanned aerial vehicle based on a tangent intersection and target guidance strategy [J]. IEEE Trans Intell Transp Syst, 23(4) : 3061–3073.
- MAJDIK A L, TILL C, SCARAMUZZA D, 2017. The Zurich urban micro aerial vehicle dataset [J]. Int J Robotics Res, 36(3) : 269–273.
- MANCINI F, DUBBINI M, GATTELLI M, et al, 2013. Using unmanned aerial vehicles (UAV) for high-resolution reconstruction of topography: The structure from motion approach on coastal environments [J]. Remote Sens, 5 (12) : 6880–6898.
- PAUL S, UDAYSANKAR D, NAIDU Y, et al, 2022. An efficient SIFT-based matching algorithm for optical remote sensing images [J]. Remote Sens Lett, 13 (11) : 1069–1079.
- QU Y, HUANG J, ZHANG X, 2018. Rapid 3D reconstruction for image sequence acquired from UAV camera [J]. Sensors, 18(1) : 225.
- ROBERTS M, SHAH S, DEY D, et al, 2017. Submodular trajectory optimization for aerial 3D scanning [C]//2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). Italy: 5334–5343.
- SCHÖNBERGER J L, FRAHM J M, 2016. Structure-from-motion revisited [C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). USA: 4104–4113.
- SHAH S, DEY D, LOVETT C, et al, 2018. AirSim: High-fidelity visual and physical simulation for autonomous vehicles [C]//Field and Service Robotics. Cham: Springer: 621–635.
- SMITH N, MOEHRLE N, GOESELE M, et al, 2018. Aerial path planning for urban scene reconstruction: A continuous optimization method and benchmark [J]. ACM Trans Graph, 37: 6.
- STOICAN F, POPESCU D, 2015. Trajectory generation with way-point constraints for UAV systems [C]//Advances in Robot Design and Intelligent Control. Cham: Springer: 379–386.
- XU K, HUANG H, SHI Y, 2015. Autoscanning for coupled scene reconstruction and proactive object analysis [J]. ACM Trans Graph, 34(6) : 1–14.
- YAN F, XIA E, LI Z, et al, 2021. Sampling-based path planning for high-quality aerial 3D reconstruction of urban scenes [J]. Remote Sens, 13(5) : 989.

(责任编辑 秦社彩)