

文章编号 1004-924X(2025)24-3835-15

## 复杂工况下的多传感融合点云空洞互补方法

杨洪涛\*, 庞好男, 黄昌九, 范瑞琳, 梁光磊  
(安徽理工大学 机电工程学院, 安徽 淮南 232001)

**摘要:**针对地下空间三维重建中因光照不均、强光、弱光、尘雾及遮挡等复杂环境干扰造成的点云空洞问题,本文提出了一种融合单线激光雷达与深度相机的空洞补全方法。首先通过联合标定建立两传感器的时空一致性关系,利用残差回归实现深度相机点云的结构保持型降噪,再基于加权频谱熵(Weighted Spectral Entropy, WSE)评估切片连续性,动态筛选优势切片并进行自适应融合,以补全因环境干扰产生的空洞区域。为验证方法的有效性,在弱光(5 lux)、强光(10 000 lux)、强光+尘雾及渐变干扰四种干扰条件下,选取五种深度学习补全方法以及多线激光雷达替代方案进行对比实验。结果表明,本文方法在四种工况下的 Chamfer Distance (CD)和 Earth Mover's Distance(EMD)均优于对比方法,CD 分别降低 85.82%, 82.64%, 82.39% 和 83.33%, EMD 分别降低 90.68%, 86.41%, 88.19% 和 89.08%;且尺寸误差小于 20 mm。研究表明,该方法在复杂地下工况下保证测量精度的同时具有显著的空洞补全优势,能够有效提升三维重建的完整性与可靠性。

**关键词:**深度相机;单线激光雷达;数据融合;三维重建;点云空洞补全

**中图分类号:**TD263;TN958.98 **文献标识码:**A

doi:10.37188/OPE.20253324.3835

CSTR:32169.14.OPE.20253324.3835

## Multi-sensor fusion for point cloud hole completion under challenging conditions

YANG Hongtao\*, PANG Haonan, HUANG Changjiu, FAN Ruilin, LIANG Guanglei

(College of Mechanical and Electrical Engineering, Anhui University of Science and Technology,  
Huainan 232001, China)

\* Corresponding author, E-mail: lloyd@163.com

**Abstract:** A fusion-based completion method combining a single-line LiDAR and a depth camera was presented. The method targeted point cloud voids caused by uneven illumination, lighting variation, dust, and occlusion in underground 3D reconstruction. The spatial and temporal consistency between both sensors was ensured through joint calibration. A residual regression model was then applied to perform structure-preserving denoising on the depth camera point cloud. The Weighted Spectral Entropy (WSE) metric was introduced to evaluate slice continuity in the frequency domain. This metric guided the adaptive selection and fusion of structurally superior slices, compensating for void regions influenced by environmental disturbances. The proposed framework was tested under four disturbance conditions: weak light (5 lux), strong light (10 000 lux), strong light with dust, and gradual illumination variation. Comparative

收稿日期:2025-08-25;修订日期:2025-09-30.

基金项目:安徽省重点研究与开发计划(No. 202004a07020046)

experiments were conducted with five deep learning-based completion algorithms and a multi-line LiDAR method. The proposed method achieved consistently higher accuracy across all scenarios. The Chamfer Distance (CD) is reduced by 85.82%, 82.64%, 82.39%, and 83.33%. The Earth Mover's Distance (EMD) is reduced by 90.68%, 86.41%, 88.19%, and 89.08%. The dimensional error remains below 20 mm under all conditions. Experimental results confirm that the proposed approach significantly improves point cloud completeness while preserving geometric accuracy. The method effectively handles lighting imbalance, dust interference, and visibility occlusion in confined underground scenes. It provides a robust strategy for enhancing 3D reconstruction quality and ensures stable mapping performance under complex and variable environmental conditions. Overall, the approach demonstrates strong reliability and adaptability for high-precision mapping in underground engineering applications.

**Key words:** depth camera; single-line LiDAR; data fusion; 3D reconstruction; point cloud hole completion

## 1 引言

地下空间作为矿产开发、轨道交通、人防工程等领域的核心场景,其高精度三维重建对地质勘探、结构安全监测与运维管理具有重要意义。然而,地下环境常呈现非结构化特性,受限于光照不均、纹理缺失、粉尘干扰及复杂几何形态等因素,三维传感器(如激光雷达、深度相机)在数据采集时易产生局部数据缺失或空洞问题。此类空洞不仅破坏重建模型的连续性,还会导致结构变形分析、设备设施异常检测等下游任务的误差累积,严重制约地下空间智能化管理的应用效能。

近年来,点云空洞补全已成为三维重建与建模领域的研究热点。现有研究主要基于单一传感器数据,方法分为三类:一是基于几何先验的模型驱动方法,二是基于数据驱动的深度学习方法,三是结合语义理解与局部特征推理的补全机制<sup>[1-2]</sup>。这类方法通常针对特定物体或场景构建模型,在缺失区域恢复结构与细节,从而提升点云的完整性与可用性。

在应用方面,研究者提出了多种具有代表性的策略。例如,黄明等提出一种融合全局与局部特征的室内点云补全网络,有效改善了缺失结构的还原能力与点云分布的均匀性<sup>[3]</sup>。汪卫兵等针对煤矿环境点云稀疏和不完整的特点,设计了基于残差优化的煤壁点云补全网络,在实测数据上表现出优于现有模型的补全精度与特征还原能

力<sup>[4]</sup>。在工程结构领域,Matono G等提出结合深度学习与权重转移机制的组件级桥梁点云补全方法,实现不同结构组件的独立学习与重建,提高了桥梁点云补全的精度和细节表现<sup>[5]</sup>。在室内建模方面,Zhang Z等提出基于深度强化学习的渐进式视角修复模型,结合体积重建与二维视图补全,实现单幅RGB-D图像的高精度语义点云重建,提升了室内建模与虚拟现实中的适用性<sup>[6]</sup>。在交通场景中,Ren Y等提出的自监督车辆点云补全模型(Self-supervised Point Cloud Completion, TraPCC)通过引入车辆记忆库与自底向上的补全机制,结合场景图建模遮挡关系,在真实交通环境下实现精细化补全<sup>[7]</sup>。此外,在多视图点云优化<sup>[8]</sup>、机电系统遮挡重建<sup>[9]</sup>以及跨模态点云补全<sup>[10]</sup>等方向,也涌现出一系列探索性成果。

为应对基于深度学习模型及单一传感器在复杂地下环境中三维重构空洞补全的局限性,多源数据融合技术成为提升空洞补全精度的另一重要方向,其通过协同激光雷达、视觉、惯性导航等传感器优势,提高复杂场景中的三维重构补全鲁棒性。

基于这一技术路径,已有多项代表性融合方案被提出并验证。例如,陈仕明等将IMU与线结构光传感器融合,通过扩展卡尔曼滤波实现轨道环境的高精度点云构建,显著改善了轨道点云的完整性与测量精度<sup>[11]</sup>。张新荣等采用低成本激光扫描仪与IMU/GPS融合,结合步进

电机驱动的多视角扫描与卡尔曼滤波,实现毫米级点云配准与补全,在低成本条件下保证了高精度效果<sup>[12]</sup>。马庆碌等构建了 LiDAR 与 IMU 紧耦合建图系统,并通过回环检测与后端图优化显著降低位姿漂移,提升了大规模环境下三维地图的精度与一致性<sup>[13]</sup>。唐一亮等针对多源点云密度差异与特征不足问题,提出关键坡面特征增强的配准方法,实现了更高质量的融合地图生成<sup>[14]</sup>。在跨模态融合方面,研究者也取得了系列进展。例如,Cui M 等将事件相机与 LiDAR 融合,提出稠密深度估计方法,有效应对动态场景下的空洞补全<sup>[15]</sup>。Li S 提出了一种融合多视角投影与拉普拉斯坐标的多源点云融合方法,用于修复因遮挡导致的点云空洞,显著提升了点云细节的还原精度<sup>[16]</sup>。Meng H 等开发的 FastFusion 框架结合双目视觉与 LiDAR,在特征级和视差细化阶段进行多级融合,兼顾精度与实时性,适用于机器人导航与环境感知任务<sup>[17]</sup>。Ai Y 等提出的 PVFusion 方法通过透视视角下的稠密化与注意力融合,改善了矿区环境中远距离目标点云的完整性与稳定性<sup>[18]</sup>。Jung S 等则融合 ToF 传感器与立体视觉,利用三维配准与空洞补全,显著提升复杂场景下的点云完整度<sup>[19]</sup>。

当前,基于补全模型的方法虽然在算法层面不断优化,却难以兼顾复杂几何修复与计算效率,且严重依赖高质量训练数据。地下空间场景因环境封闭、数据采集成本高,导致公开标注数据集稀缺,模型在实际应用中易因数据分布差异出现性能下降与细节失真问题;多传感器融合技术虽能提升数据完整性,但其工程落地仍受限于硬件成本与复杂场景适应能力,且存在传感器互补性不足、数据冗余等缺陷,导致空洞补全不完整及补全精度低等问题。此外,在诸多地下狭长空间场景中,扫描方式往往受限于单向运动轨迹,特别是当传感器搭载于单轨吊、轨道运输车等仅能单向运行的载体时,难以实现多视角的全覆盖扫描。这种受限的观测条件进一步放大了单一传感器的不足,因此亟须设计互补性更强的融合方案,可以在单向扫

描条件下依然获得高完整度和高精度的三维重构结果。对此,本文提出一种单线激光雷达与深度相机融合的三维重建空洞互补方法。首先提出基于随机森林残差学习的结构保持型去噪模型,以激光雷达提供的稀疏高精度点云为参考,通过残差回归形式对深度相机采集的稠密点云进行去噪修正,在保留其原始空间分布特征的前提下,有效抑制局部噪声与伪结构。随后,本文设计一种 WSE 切片优选机制,将去噪后的多模态点云进行轴向切片,通过频域能量分布分析评估各切片的结构连续性与边界清晰度,动态选择高质量切片进行融合,从而实现多源点云的互补重建与局部空洞补全。

## 2 传感器数据采集与分析

### 2.1 整体系统组成

本文设计了如图 1 所示的履带式机器人及其测量系统,包含深度相机、两个单线激光雷达、多线激光雷达及工控机。多线激光雷达用于后续实验对比,单线激光雷达 A1 用于履带机器人的导航与避障,单线激光雷达 A3 与深度相机融合用于三维重构及空洞补全,工控机用于传感器数据的存储与处理。系统运行流程如图 2 所示,主要包含联合标定、三维重构与降噪和空洞互补三个核心环节。



图 1 整体系统结构图

Fig. 1 Overall system structure diagram

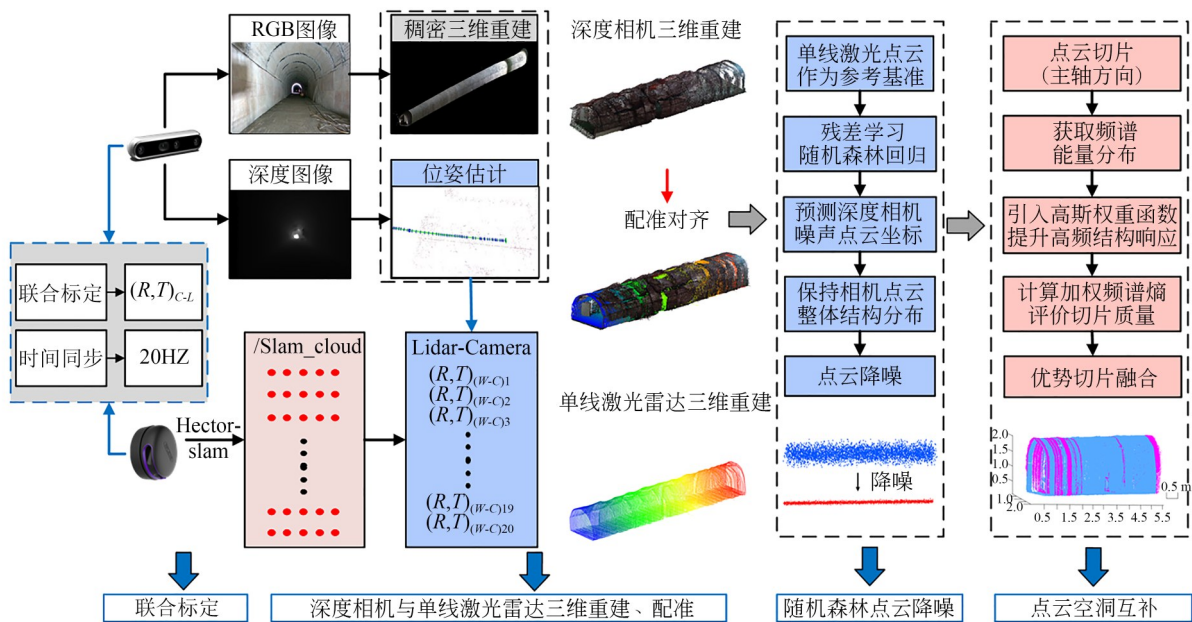


图2 系统整体流程图

Fig. 2 Overall system workflow

### 2.1.1 联合标定与点云配准

将测量单元固定于精密标定工装,对深度相机与单线激光雷达实施跨模态校准,建立两者间的空间变换矩阵。通过硬件同步控制器将数据采集频率锁定至20 Hz,采用PTP精确时钟协议确保多源数据的时间基准对齐。完成校准后,将测量系统集成至履带机器人平台,进行环境数据采集。

### 2.1.2 三维重构与点云降噪

深度相机采集RGB图与深度图,结合ORB-SLAM3估计位姿构建自身的三维点云地图;单线激光雷达同步采集二维极坐标数据,并借助相机位姿投影为稀疏点云。为降低深度相机在复杂环境下的噪声干扰,本文提出随机森林残差学习点云降噪方法,以配准后的激光点云为参考,训练模型预测深度相机点云中的噪声,在保持原始结构的基础上完成降噪。

### 2.1.3 点云融合与空洞互补

在配准与去噪基础上,对双模态点云进行主轴方向切片。利用提出的WSE切片质量评估方法,通过傅里叶变换获取频谱能量分布,引入高斯权重函数以提升高频结构响应,全面反映切片连续性与边界清晰度。基于WSE大小,动态选择优势切片进行融合,有效实现遮挡区域的空

洞补全与结构增强。

## 2.2 传感器数据获取

本文选用的深度相机型号为RealSense D455,其采用了结构光技术进行深度测量,通过在测量环境中投射红外光栅图案,结合相机的红外传感器捕捉到的反射光图像,计算出物体表面各点的深度信息。基于这些深度数据,可以通过针孔模型将像素坐标转换为空间中的三维坐标,从而获取所测对象在空间中的精确位置和形状。

在三维重建领域,RealSenseD455常与ORB-SLAM3算法相结合,实现场景的三维重建。ORB-SLAM3是一种强大的三维重建算法,能够处理单目、立体和RGB-D相机的数据,生成连续、完整的三维地图。其稠密建图流程包括:首先通过ORB特征提取和匹配技术,从图像帧中提取特征点,进行多视图几何匹配。随后,通过视觉里程计估计相机的相对位姿变化,结合局部地图管理减少漂移误差。最终,使用图优化技术进行全局约束调整,并通过多视图立体匹配生成稠密三维点云。

单线激光雷达垂直扫描时,由于无法独立完成位姿估计,因此需要借助深度相机运行ORB-SLAM3算法获取的相机位姿数据,实现其在全局坐标系下的三维重建。可分为以下三步:

(1)单线激光数据点云化:单线激光雷达采集的原始数据为二维的距离-角度对,不具备三维空间信息。本文采用Hector-SLAM算法,将连续帧的二维激光数据结合位姿信息转换为稀疏三维点云。

(2)时空一致性建立:通过联合标定确定激光雷达与深度相机间的空间变换关系,并利用同步启动与统一频率采样机制确保时间同步,从而实现激光帧与相机帧之间的时空对齐。

(3)激光三维地图重建与配准:基于ORB-SLAM3提供的相机位姿轨迹,结合已标定的外参变换,推算出激光帧的全局位姿,实现激光点云的三维地图构建,并完成与深度相机点云的空间配准。

### 2.3 点云空洞特征及成因分析

如图3所示,基于深度相机的三维重建方法可获取稠密且具备纹理信息的点云数据。然而在地下受限空间中,由于光照严重不均,易出现“灯下黑”现象,造成部分区域无法有效成像;同时,近距离测量带来的视差畸变、设备自身遮挡结构,以及现场中普遍存在的尘雾颗粒等干扰因素,均会导致深度图像中存在大量深度缺失区域。上述因素共同作用下,最终生成的点云模型中存在大量不可忽略的结构空洞与不连续区域,对巷道几何信息的完整表达和后续重建精度带来显著影响。

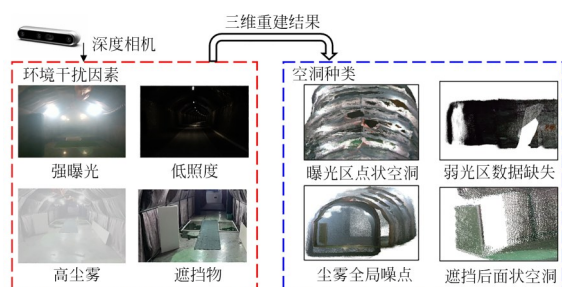


图3 深度相机点云空洞特点

Fig. 3 Characteristics of holes in depth camera point clouds

如图4所示,单线激光雷达在复杂地下环境中对光照变化、尘雾干扰和纹理缺失等因素具有较强的鲁棒性,所采集的三维点云噪声较小,测量结果相对稳定。然而,由于其固有的低频率、

窄视场以及扫描方式限制,面对如积水地面、黑色煤质地面等低反射区域,或受遮挡与盲区影响时,仍可能出现点云空洞或结构缺失。相比之下,深度相机尽管易受环境干扰,但可提供高密度、色彩丰富的点云数据。因此,将两者进行融合,可在保持几何精度的同时,实现空间信息与结构细节的互补增强,有效提升三维重建的完整性与可靠性。

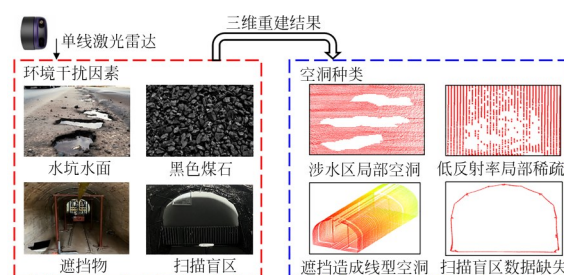


图4 单线激光雷达点云空洞特点

Fig. 4 Characteristics of holes in single-line LiDAR point clouds

## 3 多源点云融合空洞互补方法

### 3.1 联合标定与点云配准

深度相机与单线激光雷达安装在测量系统的不同位置,且其扫描方向相互垂直。因此,无法直接采用基于标定板的标准水平观测模型进行联合标定。为解决这一问题,本文采用了如图5所示的联合标定装置,以实现深度相机与单线激光雷达之间的坐标系转换。

(1)确定水平扫描的单线激光雷达与深度相机之间的空间转换关系:首先利用深度相机在不同拍摄角度下,拍摄多张包含标定板的图像,然后利用图像处理技术识别标定板中的角点,并将角点坐标与实际尺寸进行匹配,在这些图像数据和对应的实际尺寸之间进行计算和优化,最终可以得到相机的内参矩阵。

设世界坐标系中的一点,在单线激光雷达坐标系中表示为 $P_L$ ,在相机坐标系中表示为 $P_C$ ,那么二者之间的转换关系可以写为:

$$\begin{bmatrix} P_C \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} P_{CL} & t_{CL} \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_L \\ 1 \end{bmatrix}, \quad (1)$$

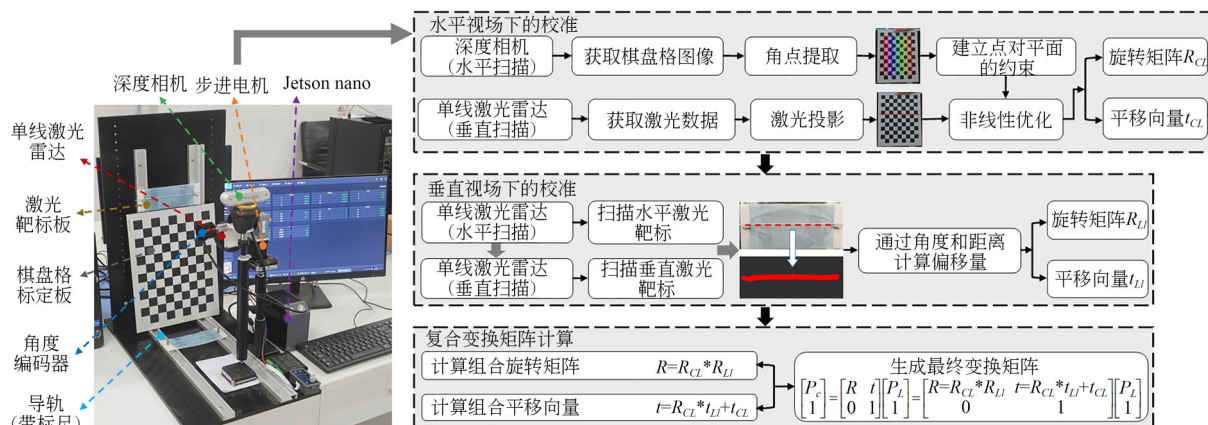


图5 标定系统结构及流程图

Fig. 5 Structural diagram and workflow of the calibration system

其中,  $R_{CL}$ ,  $t_{CL}$  分别为深度相机坐标系到单线激光雷达坐标系的旋转矩阵和平移向量。

如图7所示,求解  $R_{CL}$  和  $t_{CL}$  的具体步骤是将单线激光雷达的激光点云打在标定板上,得到激光点云在单线激光雷达坐标系下的坐标。深度相机提取标定板上的棋盘格角点,确立标定板在深度相机坐标系下的平面方程,构建点在平面上的约束,从而求解单线激光雷达到深度相机的变换,即  $(R_{CL}, t_{CL})$ 。为了得到单线激光雷达到深度相机变换的最优解需要采集  $N$  组数据进行联合优化,构建为非线性最小二乘问题求解,表达式为:

$$\begin{aligned} & (\hat{R}_{CL}, \hat{t}_{CL}) = \\ & \arg \min_{R_{CL}, t_{CL}} \sum_{i=1}^N \frac{1}{N_i} \sum_{m=1}^{N_i} \| n_{C_i}^T (R_{CL} P_{Lim} + t_{CL}) + d_{CL} \|^2, \end{aligned} \quad (2)$$

其中:  $N$  为采集的数据组数,  $N_i$  为第  $i$  帧激光落在标定板上的数目,  $n_{C_i}$  为深度相机坐标系下第  $i$  帧激光对应的标定板平面的三维法向量,  $d_{CL}$  为深度相机坐标系原点到平面的距离,  $P_{Lim}$  为第  $i$  帧激光中第  $m$  个激光点在单线激光雷达坐标系下的坐标。

(2) 确定垂直扫描的单线激光雷达与深度相机之间的空间转换关系: 首先, 需确定单线激光雷达在水平和垂直方向上的空间变换; 之后, 通过单线激光雷达与深度相机在水平扫描时的变换矩阵, 结合单线激光雷达自身的水平-垂直方

向变换矩阵, 计算得到二者在垂直扫描下的变换关系。具体步骤如下。

在单线激光雷达水平和垂直两种扫描状态下, 依次扫描水平方向和垂直方向的激光靶标板。调整靶标板的高度, 使激光雷达能准确扫描到板上的线型靶标, 如图6所示。

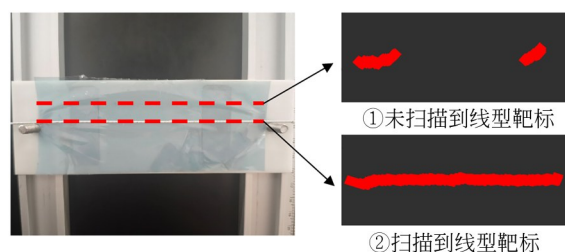


图6 单线激光雷达对线型靶标的观测

Fig. 6 Single-Line LiDAR observation of line target

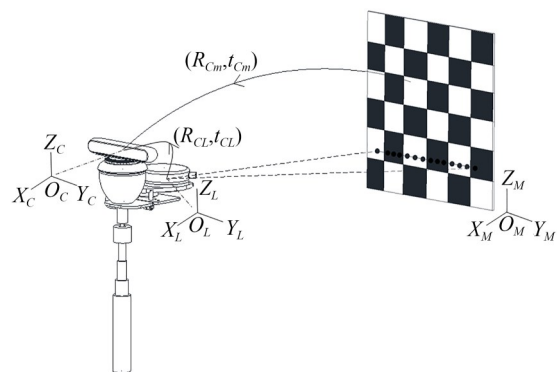


图7 相机与激光雷达共视平面观测

Fig. 7 Co-view plane observation of the camera and LiDAR

如图 8 所示,记录激光雷达在水平方向扫描时,线型靶标所在位置  $Y_1$  及测得的与水平靶标的最小距离  $L_1$ ;在垂直方向扫描时,记录线

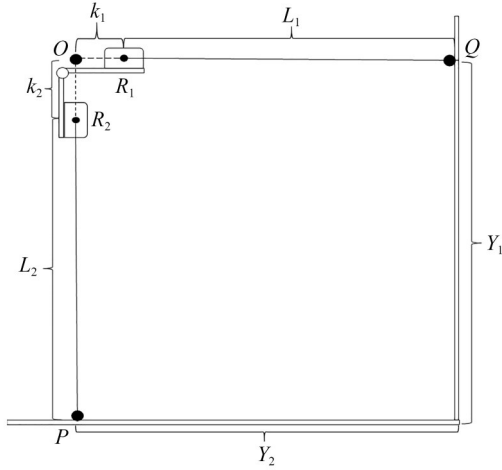


图 8 激光雷达水平观测约束的垂直投影

Fig. 8 Vertical projection of the horizontal observation constraint of the LiDAR

型靶标所在位置  $Y_2$  及垂直靶标的最小距离  $L_2$ 。重复测量 5 次并取平均值,最终得到水平与垂直方向的关键测量参数  $\bar{Y}_1, \bar{Y}_2$ ,从而计算单线激光雷达旋转后的距离的水平分量  $k_1$  和垂直分量  $k_2$ :

$$\begin{cases} k_1 = \bar{Y}_2 - \bar{L}_1 \\ k_2 = \bar{Y}_1 - \bar{L}_2 \end{cases} \quad (3)$$

由此可以计算出单线激光雷达由水平方向向垂直方向旋转  $90^\circ$  后的旋转矩阵  $R_{L1}$  与平移向量  $t_{L1}$ :

$$\begin{cases} R_{L1} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & -1 \\ 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \\ t_{L1} = (k_1, 0, -k_2) \end{cases} \quad (4)$$

最终的单线激光雷达坐标系到深度相机坐标系的旋转矩阵  $R$ , 平移向量  $t$  可表示为:

$$\begin{cases} R = R_{CL} * R_{L1} \\ t = R_{CL} * t_{L1} + t_{CL} \end{cases} \quad (5)$$

$$\begin{bmatrix} P_C \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.6892 & 0.0156 & 0.7383 & 0.1078 \\ -0.2196 & 1.0205 & -0.0177 & -0.002 \\ -0.7527 & -0.0003 & 0.6745 & 0.0580 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_L \\ 1 \end{bmatrix} \quad (6)$$

结合图 1 所示的传感器布局,垂直扫描的单线激光雷达点云在映射至深度相机坐标系时需考虑实际安装情况。为避免底盘遮挡,融合测量系统安装在履带式机器人尾部,且深度相机水平旋转  $180^\circ$ 。在该配置下,点云转换关系由公式(6)给出。标定后得到的 1 s 内的采样帧点云如图 9 所示,完整配准点云如图 10 所示。

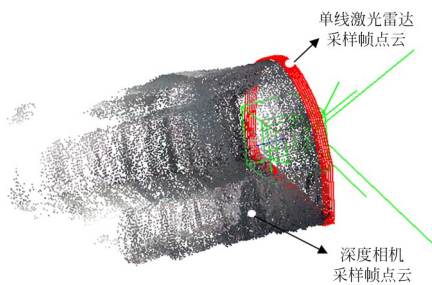


图 9 采样帧点云

Fig. 9 Point cloud of sampled frames

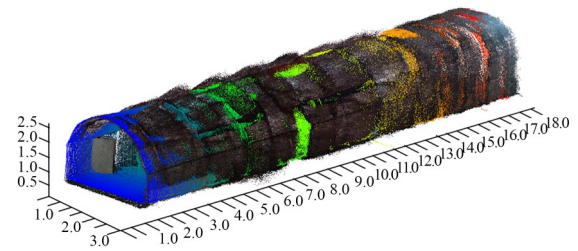


图 10 配准后的三维重建地图

Fig. 10 Registered 3D reconstruction map

### 3.2 基于残差回归的结构保持型点云去噪

为保证后续频域结构指标 WSE 评估的公平性与稳定性,本文提出一种基于残差学习的随机森林回归的点云去噪方法。由于深度相机的测量噪声远高于单线激光雷达,若直接用于空洞特征指标评判将造成结果偏差,因此以精度更高的单线激光雷达点云作为基准,对深度相机点云进行降噪处理。在保持深度相机原有整体空间分布结构的前提下,仅修正受环境干扰产生的噪声点云,

使得后续在单线激光雷达与深度相机点云的空洞对比中能够在相同的噪声水平下进行评估。

设来自深度相机的稠密但含噪点云为:

$$P_c = \{p_i^c | p_i^c \in R^3, i = 1, 2, \dots, N_c\}. \quad (7)$$

来自单线激光雷达稀疏但精度高的参考点云为:

$$P_L = \{p_i^l | p_i^l \in R^3, i = 1, 2, \dots, N_L\}. \quad (8)$$

对于每个深度相机点  $p_i^c$ , 通过最近邻搜索在  $P_L$  中寻找其空间对应的激光雷达点  $p_i^l$ :

$$p_i^{l*} = \arg \min_{p_j^l \in P_L} \|p_i^c - p_j^l\|_2, \quad (9)$$

其中:  $\|\cdot\|$  表示欧氏范数。这样得到的  $p_i^{l*}$  即为  $p_i^c$  在激光点云中的空间对应点。

计算其残差向量  $R_i$ :

$$R_i = p_i^{l*} - p_i^c. \quad (10)$$

由此, 构建残差学习样本对  $(p_i^c, R_i)$ , 即以原始点坐标作为输入, 以其误差残差作为回归目标。

为了实现该残差建模, 本文采用随机森林回归器作为预测模型。该模型由  $T=200$  棵独立训练的回归树组成, 单棵树的最大深度设为 15。最终输出为各树预测的平均值:

$$f(z) = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T f_t(z), \quad (11)$$

其中:  $z$  为输入特征向量,  $f(z)$  为随机森林的最终预测输出,  $f_t(z)$  为第  $t$  棵回归树的预测输出。

每棵树通过递归方式构建: 在每个分裂节点上, 从当前训练样本中选择最优分裂维度  $d$  和分裂阈值  $\tau$ , 将样本划分为左子集  $D_l$  和右子集  $D_r$ :

$$D_l = \{z_i | z_i^{(d)} \leq \tau\}, D_r = \{z_i | z_i^{(d)} > \tau\}. \quad (12)$$

分裂标准依据残差向量的方差降低量(即误差平方和的下降)来确定, 节点内的不纯度  $L(D)$  定义为:

$$L(D) = \frac{1}{|D|} \sum_{z_i \in D} (R_i - \bar{R}_D)^2, \quad (13)$$

其中,  $\bar{R}_D$  为当前节点内所有残差的均值。最佳分裂应最大化不纯度下降量  $\Delta L$ :

$$\Delta L = L(D) - L(D_l) - L(D_r). \quad (14)$$

为保证每个叶节点具有足够的统计代表性, 并抑制噪声样本对残差预测的影响, 本文规定叶节点最少包含样本数为 5。

训练完成后, 对于每个待去噪点  $p_i^c$ , 通过模型预测其残差:

$$\hat{R}_i = f(z_i). \quad (15)$$

并加至原始坐标得到去噪后的点:

$$\hat{P}_c = \{\hat{p}_i^c | i = 1, 2, \dots, n\}. \quad (16)$$

该方法充分利用稀疏激光雷达提供的高精度结构作为监督信号, 在不破坏原始点云几何拓扑的前提下, 有效抑制因遮挡、光照干扰、弱纹理等因素引入的局部高频噪声。相比直接进行坐标回归, 该结构保持型残差建模方法能够为后续的空洞补全提供更具代表性、结构完整性更高的基础点云。

### 3.3 基于加权频谱熵的点云空洞互补方法

为进一步提升点云结构的完整性与重建精度, 本文在完成基于残差回归的结构保持型去噪后, 进一步提出 WSE 指标, 利用点云切片在频域中的能量分布刻画空间结构的连续性与完整性, 其中高频能量对应边界变化与空洞区域。传统熵定义忽略频段差异, 易在结构缺失时仍产生较高熵值。为此, 本文在 Shannon 熵的基础上引入高斯型频率权重函数以增强高频响应, 使 WSE 值能够更敏感地反映局部结构变化。WSE 值越低表示切片存在空洞或不连续, 值越高则表明结构更完整、边界更清晰。该指标为从频域角度定量评估点云切片质量提供依据, 同时结合单线激光雷达的高精度与抗干扰优势及深度相机的宽视场与高密度特性, 构建了面向复杂地下环境的双模态互补融合策略。

结合巷道结构的线性延展特征, 将点云最大边界长度方向定义为主轴  $d$ , 并沿该方向将激光雷达点云  $P_L$  与深度相机点云  $P_c$  分别划分为连续切片  $S_k^L, S_k^C$ , 每个切片对应巷道的局部横截面信息。

$$S_k^L = \{p_i^l | p_i^l \cdot d \in [a_k, a_{k+1}]\}, k = 1, 2, \dots, m, \quad (17)$$

$$S_k^C = \{p_j^c | p_j^c \cdot d \in [a_k, a_{k+1}]\}, k = 1, 2, \dots, m, \quad (18)$$

其中:  $p \cdot d$  为点在主轴方向的投影,  $[a_k, a_{k+1})$  是第  $k$  个切片的轴向区间, 切片厚度  $\Delta d$  设定为 0.02 m, 以保证统计稳定性与局部结构保真度。

为客观评估点云切片的完整性, 本文引入频谱熵用于量化其空间结构复杂度。具体而言, 将每个切片的三维点云投影至垂直于主轴的二维平面, 并在该平面  $(u, v)$  上构建网格化密度图  $G_k(u, v)$ , 以反映点云的空间分布特征。

$$G_k(u, v) = \sum_{(x, y, z) \in S_k} \delta(u - f_u(x, y, z), v - f_v(x, y, z)), \quad (19)$$

其中:网格分辨率为  $512 \times 512$ ,  $f_u, f_v$  是将三维坐标映射至二维网格坐标的映射函数,  $\delta(\cdot)$  为 Dirac  $\delta$  函数,用于统计所有投影点的密度累积。接着对密度图  $G_k(u, v)$  进行二维傅里叶变换,分析点云在频域中的分布情况,以获得频谱  $F_k(u, v)$ :

$$F_k(u, v) = \sum_{N-1-M-1}^{u'=0} G_k(u', v') e^{-j2\pi(uu'/N + vv'/M)}, \quad (20)$$

其中:  $G_k(u', v')$  为第  $k$  个切片的二维密度图,  $(u', v')$  对应原二维网格上的像素坐标位置,  $N, M$  为网格分辨率  $512 \times 512$ 。

进一步计算频谱功率谱  $P_k(u, v) = |F_k(u, v)|^2$ , 并归一化成概率分布  $p_k(u, v)$ 。

$$p_k(u, v) = \frac{P_k(u, v)}{\sum_{u, v} P_k(u, v)}. \quad (21)$$

为增强  $P_k(u, v)$  中高频区域的响应能力,引入以频率半径为变量的二维高斯权重函数  $W_k(u, v)$ :

$$W_k(u, v) = \exp\left(-\frac{r(u, v)^2}{2\sigma_k^2}\right), \quad (22)$$

$$r(u, v) = \sqrt{u^2 + v^2},$$

其中,  $r(u, v)$  是由二维频率坐标  $(u, v)$  计算得到的频率半径。

不同于固定的经验参数设定,本文提出通过频谱能量自适应估计尺度参数  $\sigma_k$ , 以适应不同切片结构的频率分布:

$$\bar{r}_k = \sum_{u, v} P_k(u, v) \cdot r(u, v)^2, \sigma_k = \gamma \cdot \sqrt{\bar{r}_k}, \quad (23)$$

其中:  $\bar{r}_k$  表示功率谱对频率半径的加权均方根,  $\gamma$  为高频增强系数,用于控制频域权重的灵敏度。通过多组隧道实测数据的参数敏感性分析发现,当  $\gamma$  位于  $[0.15, 0.25]$  区间时, WSE 与几何完整度的相关性最高且结果稳定;  $\gamma$  过小会降低对边

界的响应,过大则放大高频噪声。综合考虑精度与稳健性,本文取  $\gamma = 0.2$ 。

在上述权重分布基础上,定义第  $k$  个切片的 WSE 为  $H_k^{\text{WSE}}$ :

$$H_k^{\text{WSE}} = - \sum_{u, v} W_k(u, v) \cdot P_k(u, v) \cdot \log(P_k(u, v) + \epsilon), \quad (24)$$

其中,  $\epsilon$  是一个很小的常数 ( $10^{-12}$ ), 用于保证对数项的数值稳定性。公式 (24) 在 Shannon 熵的基础上引入高频区域加权,从而提高了对结构边界与非平滑区域的响应度。

在切片融合决策阶段,利用频谱熵值的大小直观反映点云质量的高低,通过比较单线激光雷达点云切片  $S_k^L$  和深度相机点云切片  $S_k^C$  的加权频谱熵  $H_k^L$  和  $H_k^C$ , 选择熵值较高,结构更为规则和完整的切片作为融合结果。

$$S_k^F = \begin{cases} S_k^L, H^{\text{WSE}}(S_k^L) \leq H^{\text{WSE}}(S_k^C) \\ S_k^C, H^{\text{WSE}}(S_k^L) > H^{\text{WSE}}(S_k^C) \end{cases} \quad (25)$$

当选取的优势切片为单线激光雷达点云切片  $S_k^L$  时,为保持融合点云颜色的统一性与一致性,采用  $K$  最近邻算法进行颜色迁移。具体而言,即找到激光雷达切片中最近的  $K$  个点,通过计算其颜色均值赋予相机切片点云相应的颜色信息:

$$c(p_j^L) = \frac{1}{K} \sum_{p_i^C \in N_K(p_j^L)} c(p_i^C), \quad (26)$$

其中:  $c(p_j^L)$  为激光点云颜色值,  $c(p_i^C)$  为相机点云颜色值,  $N_K(p_j^L)$  为深度相机点云切片中距离单线激光雷达点  $p_j^L$  最近的  $K=5$  个点集合。最后,将所有选出的优势切片进行融合,得到融合后的完整点云。

图 11 与图 12 展示了有空洞与无空洞切片

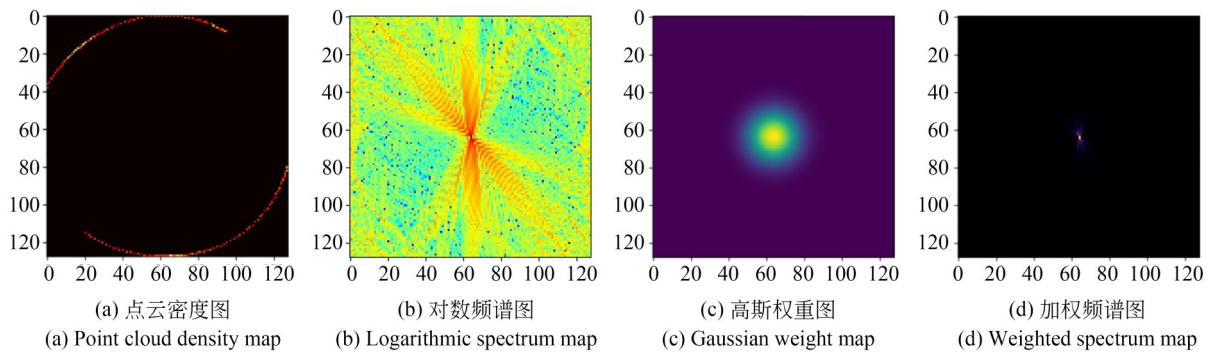


图 11 有空洞的点云切片频谱图

Fig. 11 Frequency spectrum of a point cloud slice with holes

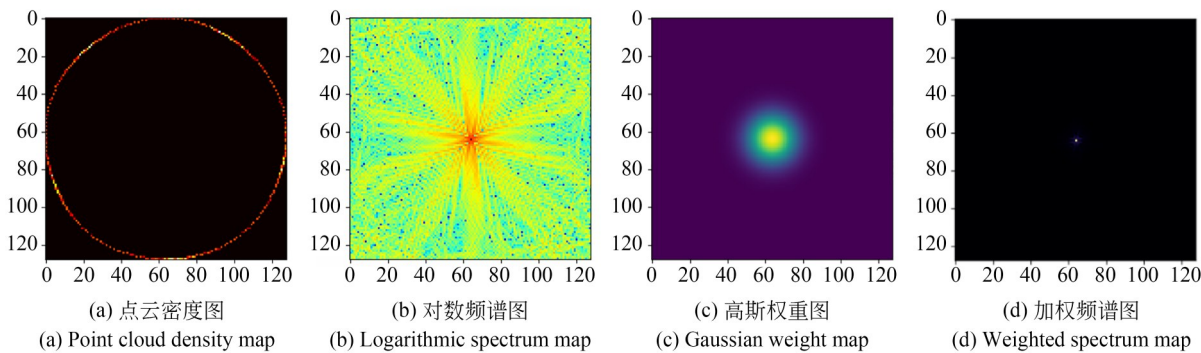


图 12 无空洞的点云切片频谱图

Fig. 12 Frequency spectrum of a point cloud slice without holes

在 WSE 计算中的特征差异。无空洞切片密度均匀、频谱集中、低频占优,结构完整;有空洞切片能量分散、高频残留较多,导致 WSE 值较低。

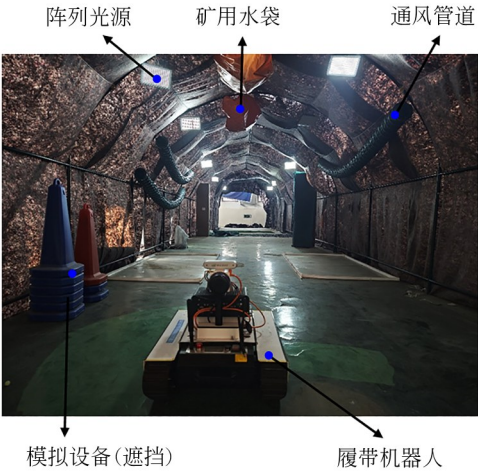
4 实验与结果

4.1 实验设计

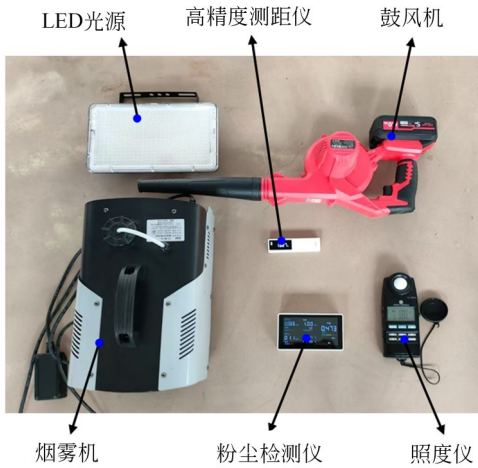
在实际地下环境中,光照变化、粉尘、雾气及设备遮挡等因素会导致扫描空洞并降低重建精度。为验证所提去噪方法的有效性,有必要在干扰条件下进行测试。但受限于基础设施、供电与安全条件,真实场景难以实现可控、可重复的干扰复现。

为解决上述问题,本文搭建了一个模拟煤矿巷道用于实验测试,如图 13 所示。该巷道宽 3 m、高 2.2 m、长 20 m,实验场景内部布置了多种设备,这些设备在空间中形成遮挡,导致深度相机产生扫描盲区,从而在点云中形成空洞。巷道内安装了 LED 光源阵列模拟强光和弱光环境;通过工业风机和烟雾机制造尘雾条件。场景内也模拟了各种设备遮挡,水面、黑色煤石地面。如图 14 所示,本文模拟了四种干扰环境,分别为弱光(5 lux)、强光(10 000 lux)、强光+尘雾(10 000 lux, PM2.5: 810  $\mu\text{g}/\text{m}^3$ )以及混合渐变干扰(5~10 000 lux, PM2.5: 50~800  $\mu\text{g}/\text{m}^3$ )测量系统安装在履带式机器人平台上,在巷道内以 0.5 m/s 的恒定速度移动进行数据采集。

如图 15 所示,受场景中强光照、遮挡及尘雾等干扰因素影响,单线激光雷达与深度相机获取



(a) 场景内部布置  
(a) Interior layout of the scene



(b) 相关测量设备  
(b) Related measurement devices

图 13 实验场景及设备

Fig. 13 Experimental scene and setup



图 14 不同干扰程度的量化测量

Fig. 14 Quantitative measurement of tunnel scenes under different interference conditions

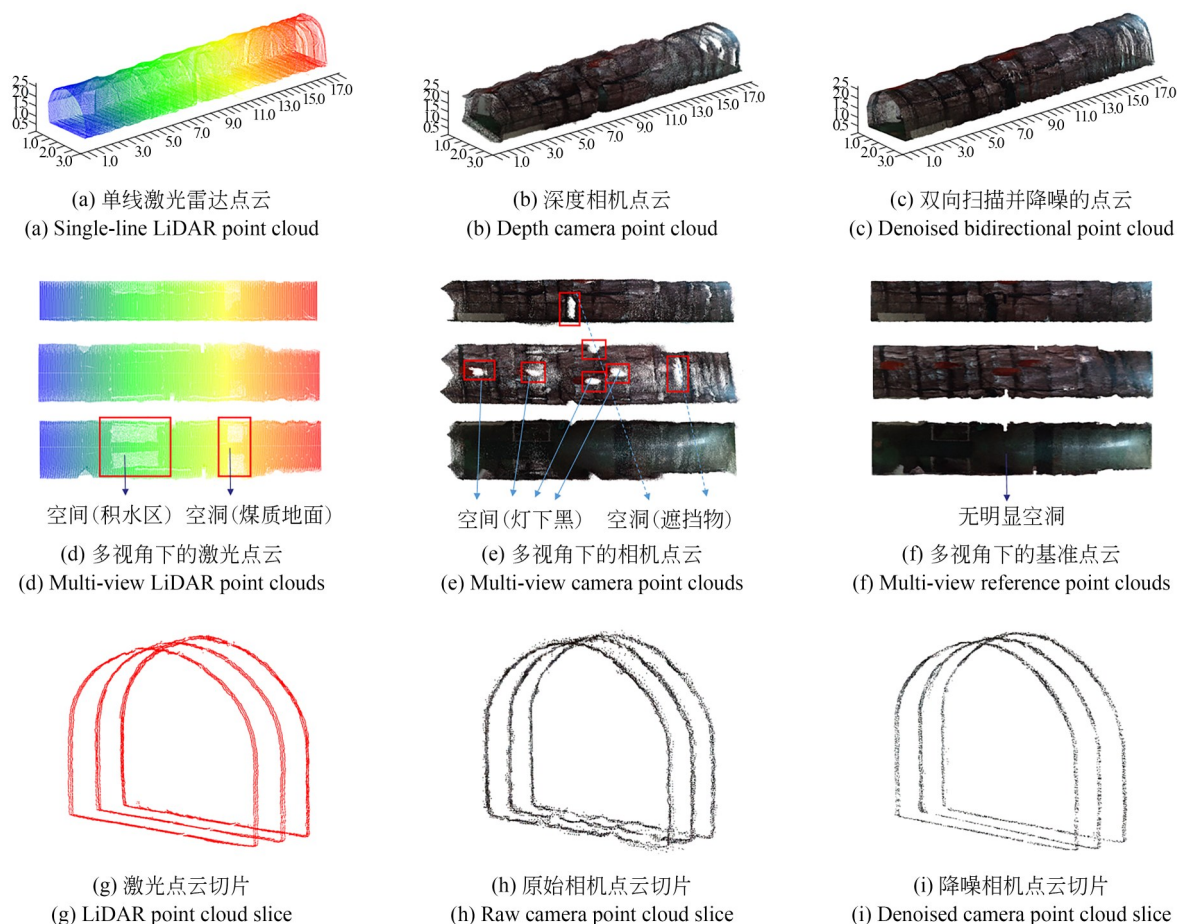


图 15 不同传感器的真实场景三维重建空洞对比

Fig. 15 Comparison of 3D reconstruction holes using different sensors

的三维点云均存在空洞,但其成因与分布位置不同,具备互补潜力。为验证补全效果,本文在理想环境下利用深度相机进行双向扫描获取完整点云,并经 3.2 节降噪方法处理后作为基准数据。通过在多种复杂工况下进行空洞补全后的点云与基准点云的 CD 与 EMD 指标进行定量对比,客观评估本文方法的空洞补全与精度保持方面的性能。

#### 4.2 空洞补全效果评判

本文基准点云的可靠性与精度通过对降噪后的双向扫描深度相机点云进行定量评估加以验证。按照图 17 所示的切片和截面尺寸测量方式,在距巷道起始点 5 m, 10 m 和 15 m 处分别提取三段厚度为 0.02 m 的切片。图 15(g), 图 15(h), 图 15(i) 可视化展示了降噪前后的点云切片对比。降噪后的点云噪声水平与尺寸精度分析

如表 1 所示,降噪后的双向扫描点云噪声控制在 12 mm 以内,尺寸误差小于 10 mm,满足基准点云的精度要求,可作为后续补全过程的可靠参照。

在本文模拟的四种干扰场景下补全前后的三维重构如图 16 所示,补全处理后的点云模型中空洞显著减少,轮廓形状更为规则和完整,整体结构的连续性与完整性均得到明显提升。

表 1 本文方法降噪后的相机基准点云噪声及尺寸测量

Tab. 1 Evaluation of noise and dimensional accuracy for the camera reference point cloud after denoising (m)

| 测量位置           | 实际值   | 单线激光雷达点云 |       |       | 原始深度相机点云 |       |       | 降噪深度相机点云 |       |       |
|----------------|-------|----------|-------|-------|----------|-------|-------|----------|-------|-------|
|                |       | 噪声值      | 测量值   | 绝对误差  | 噪声值      | 测量值   | 绝对误差  | 噪声值      | 测量值   | 绝对误差  |
| H <sub>1</sub> | 2.202 | 0.010    | 2.198 | 0.004 | 0.111    | 2.288 | 0.086 | 0.012    | 2.194 | 0.008 |
| H <sub>2</sub> | 2.198 | 0.007    | 2.193 | 0.005 | 0.099    | 2.262 | 0.064 | 0.008    | 2.192 | 0.006 |
| H <sub>3</sub> | 2.200 | 0.008    | 2.196 | 0.004 | 0.100    | 2.273 | 0.073 | 0.010    | 2.192 | 0.008 |
| W <sub>1</sub> | 3.004 | 0.012    | 2.996 | 0.008 | 0.142    | 3.123 | 0.119 | 0.012    | 3.014 | 0.010 |
| W <sub>2</sub> | 3.002 | 0.011    | 2.996 | 0.006 | 0.125    | 3.120 | 0.118 | 0.011    | 3.009 | 0.007 |
| W <sub>3</sub> | 2.998 | 0.009    | 2.992 | 0.006 | 0.122    | 3.087 | 0.089 | 0.010    | 3.004 | 0.006 |



图 16 不同干扰条件下空洞补全前后的场景三维重建

Fig. 16 Comparison of 3D reconstruction before and after hole completion under various interference conditions

为了验证本文方法在复杂工况下的空洞补全有效性,在四种复杂工况下,选取了五种主流深度

学习点云补全方法(PCN, TopNet, PointTrans, ProxyFormer, SVDFormer)以及将本文流程中的

单线激光雷达替换为多线激光雷达的处理方案,对比本文提出的单线激光雷达结合残差回归降噪与结合 WSE 的点云补全方法。如表 2 所示,结果表明,本文方法在四种工况下的 CD 和 EMD 与原始深度相机点云相比均得到降低,CD 分别降低 85.82%,82.64%,82.39% 和 83.33%,EMD 分别降低 90.68%,86.41%,88.19% 和 89.08%。优于本文中对比的深度学习方法。深度学习方法在开放数据集中表现良好,但其性能高度依赖大规模、结构规则的训练数据。而地下巷道环境具有光照极端、纹理缺失、尘雾干扰等特征,数据特点与公开数据集存在显著偏差,且实际场景训练数据缺乏,只能采用其预训练模型进行数据处理,

导致模型性能降低。而本文方法结合物理约束与传感器互补优势,无需额外训练数据即可实现稳定补全,从而在实际地下场景中表现更优在与多线激光雷达的对比中,结果进一步验证了本文提出的“单线激光雷达+残差回归+WSE 切片补全”融合方案在地下狭长空间中的有效性。多线激光雷达虽然在大范围场景中具备更高的空间覆盖能力,但在狭窄地下环境中,其扫描角度受限、点云分布稀疏且噪声较高,导致补全精度下降。相比之下,本文方法充分利用单线激光雷达在垂直方向的高精度测距特性及深度相机的高密度观测优势,实现了对复杂光照与尘雾干扰条件下的空洞区域有效补全。

表 2 不同方法的空洞补全效果对比  
Tab. 2 Comparison of hole completion results of different methods (m)

| 方法          | 弱光 (5 lux) |       | 强光 (10 000 lux) |       | 强光+尘雾 |       | 渐变干扰  |       |
|-------------|------------|-------|-----------------|-------|-------|-------|-------|-------|
|             | CD         | EMD   | CD              | EMD   | CD    | EMD   | CD    | EMD   |
| 原始深度相机      | 0.134      | 0.118 | 0.121           | 0.103 | 0.142 | 0.127 | 0.138 | 0.119 |
| PCN         | 0.093      | 0.079 | 0.084           | 0.072 | 0.099 | 0.087 | 0.092 | 0.077 |
| TopNet      | 0.085      | 0.075 | 0.081           | 0.068 | 0.094 | 0.082 | 0.085 | 0.076 |
| PointTrans  | 0.078      | 0.068 | 0.073           | 0.061 | 0.088 | 0.075 | 0.088 | 0.079 |
| ProxyFormer | 0.079      | 0.072 | 0.078           | 0.072 | 0.080 | 0.074 | 0.088 | 0.078 |
| SVDFormer   | 0.072      | 0.064 | 0.075           | 0.066 | 0.079 | 0.071 | 0.075 | 0.066 |
| 多线激光雷达      | 0.072      | 0.068 | 0.087           | 0.073 | 0.092 | 0.082 | 0.078 | 0.070 |
| 本文          | 0.019      | 0.011 | 0.021           | 0.014 | 0.025 | 0.015 | 0.023 | 0.013 |

为进一步验证空洞补全后三维地图的尺寸精度,本文采用如图 17 所示的切片方式,对比各切片的测量尺寸与实际尺寸偏差,以评估重建结果的误差水平。结果如表 3 所示:在无干扰条件下,测量绝对误差控制在 10 mm 以内;在弱光 (5 lux) 条件下,误差略有增加,为 14 mm 以内;在强光 (10 000 lux) 条件下,误差为 16 mm 以内;在强光叠加尘雾及渐变复合干扰条件下,误差均保持在 18 mm 以内。总体而言,补全后的巷道点云尺寸误差稳定控制在 20 mm 以内,表明所重建的三维地图在复杂工况下仍具备较高的尺寸精度与可靠性。

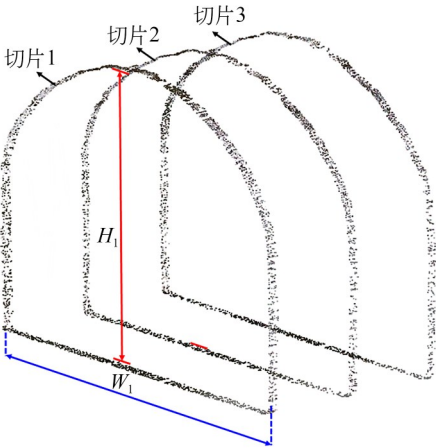


图 17 尺寸测量示例  
Fig. 17 Example of dimensional measurement

表 3 本文方法补全后点云尺寸误差测量

Tab. 3 Measurement of point cloud dimensional errors after hole completion using the proposed method (m)

| 测量位置           | 实际值   | 无干扰(对照组) |       | 弱光(5 lux) |       | 强光(10 000 lux) |       | 强光+尘雾 |       | 渐变干扰  |       |
|----------------|-------|----------|-------|-----------|-------|----------------|-------|-------|-------|-------|-------|
|                |       | 测量值      | 绝对误差  | 测量值       | 绝对误差  | 测量值            | 绝对误差  | 测量值   | 绝对误差  | 测量值   | 绝对误差  |
| H <sub>1</sub> | 2.202 | 2.196    | 0.006 | 2.190     | 0.012 | 2.190          | 0.012 | 2.220 | 0.018 | 2.219 | 0.017 |
| H <sub>2</sub> | 2.198 | 2.194    | 0.004 | 2.186     | 0.012 | 2.187          | 0.011 | 2.210 | 0.012 | 2.213 | 0.015 |
| H <sub>3</sub> | 2.200 | 2.194    | 0.006 | 2.190     | 0.010 | 2.184          | 0.016 | 2.188 | 0.012 | 2.189 | 0.011 |
| W <sub>1</sub> | 3.004 | 3.000    | 0.004 | 2.992     | 0.012 | 3.012          | 0.008 | 3.019 | 0.015 | 3.020 | 0.016 |
| W <sub>2</sub> | 3.002 | 3.000    | 0.002 | 2.994     | 0.008 | 3.012          | 0.010 | 3.018 | 0.016 | 3.015 | 0.013 |
| W <sub>3</sub> | 2.998 | 2.988    | 0.010 | 2.984     | 0.014 | 3.007          | 0.009 | 2.986 | 0.012 | 2.987 | 0.011 |

5 结 论

本文针对地下受限空间在弱光、强光及强光+尘雾等复杂干扰下易出现的三维重建空洞问题,提出了融合单线激光雷达与深度相机的残差回归降噪与加权频谱熵(WSE)优势切片补全方法。利用单线激光雷达的高精度结构约束实现深度相机点云的结构保持型降噪,并通过WSE筛选融合优势切片,完成垂直与水平扫描数据的互补。在四种复杂工况下,与五种深度学习补全方法及多线激光雷达替代方案相比,本文方法补全后点云的CD分别降低85.82%,82.64%,82.39%和83.33%,EMD分别降低90.68%,86.41%,88.19%和89.08%,优于对比方法;且尺寸误差保持在20 mm内。验证了该方法在强光、遮挡与尘雾等环境中的稳定性与高精度补全能力。

本文方法主要适用于密闭且狭长的地下空

间,在此类环境中能够充分发挥单线激光雷达与深度相机的互补优势,实现高精度的空洞补全与三维重建。然而,在开阔大范围场景中,由于视场重叠度降低及扫描稀疏性增加,融合效果会明显减弱;同时,在极端光照条件下,深度相机可能失效,导致无法进行跨模态融合。未来的研究致力于将单线激光雷达的低噪声特性迁移至多线激光雷达,通过噪声建模与结构一致性约束实现多线激光数据的质量增强,并进一步与相机融合,从而扩展本文方法在大范围复杂场景中的适用性。

作者贡献声明:

杨洪涛:论文审核与基金支持;  
庞好男:论文构思与编辑写作;  
黄昌九:实验的设计及数据整理和分析;  
范瑞琳:实验数据整理与分析;  
梁光磊:调查研究。

参考文献:

[1] 胡伏原,李晨露,周涛,等. 面向深度学习的三维点云补全算法综述[J]. 中国图象图形学报, 2025, 30(2): 309-333.  
HU F Y, LI C L, ZHOU T, *et al.* A survey on point cloud completion algorithms for deep learning [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2025, 30(2): 309-333. (in Chinese)  
[2] ZHUANG Z Y, ZHI Z Y, HAN T, *et al.* A survey of point cloud completion[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2024, 17: 5691-5711.  
[3] 黄明,李昊辰. 全局和局部特征融合的室内场景点云补全网络[J]. 测绘科学, 2025, 50(3): 75-84.

HUANG M, LI H C. Global and local feature fusion for indoor scene point cloud completion network [J]. *Science of Surveying and Mapping*, 2025, 50(3): 75-84. (in Chinese)  
[4] 汪卫兵,侯学谦,赵栓峰,等. 基于残差优化的综采工作面煤壁点云补全方法[J]. 工矿自动化, 2024, 50(6): 120-128.  
WANG W B, HOU X Q, ZHAO S F, *et al.* A method for completing coal wall point cloud in fully mechanized working face based on residual optimization [J]. *Journal of Mine Automation*, 2024, 50(6): 120-128. (in Chinese)  
[5] MATONO G, NISHIO M. Component-level point cloud completion of bridge structures using deep

- learning[J]. *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, 2024, 39(17): 2581-2595.
- [6] ZHANG Z X, HAN X G, DONG B, *et al.* Point cloud scene completion with joint color and semantic estimation from single RGB-D image[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2023, 45(9): 11079-11095.
- [7] REN Y M, CONG P S, ZHU X G, *et al.* Self-supervised point cloud completion on real traffic scenes Via scene-concerned bottom-up mechanism [C]. 2022 *IEEE International Conference on Multimedia and Expo (ICME)*. July 18-22, 2022, Taipei, China. IEEE, 2022: 1-6.
- [8] GE P X, WANG Y H, ZHOU J, *et al.* Point cloud optimization of multi-view images in digital image correlation system[J]. *Optics and Lasers in Engineering*, 2024, 173: 107931.
- [9] YUE H Z, WANG Q, YAN Y Z, *et al.* Deep learning-based point cloud completion for MEP components [J]. *Automation in Construction*, 2025, 175: 106218.
- [10] GAO J, ZHANG Y H, ZHOU P B, *et al.* CMFF: Cross-modal feature fusion network for robust point cloud completion[J]. *Neural Networks*, 2025, 192: 107930.
- [11] 陈仕明, 王昊, 刘俊博, 等. 基于车载多传感器融合的轨道实时三维构建方法[J]. *光学学报*, 2025, 45(4): 115-125.
- CHEN S M, WANG H, LIU J B, *et al.* On-board multi-sensor fusion based track three-dimensional real-time construction method[J]. *Acta Optica Sinica*, 2025, 45(4): 115-125. (in Chinese)
- [12] 张新荣, 王鑫, 王瑶, 等. 基于转动式二维激光扫描仪和多传感器的三维重建方法[J]. *中国光学 (中英文)*, 2023, 16(3): 663-672.
- ZHANG X R, WANG X, WANG Y, *et al.* 3D reconstruction method based on a rotating 2D laser scanner and multi-sensor [J]. *Chinese Optics*, 2023, 16(3): 663-672. (in Chinese)
- [13] 马庆禄, 汪军豪, 张杰, 等. 激光雷达与惯性测量单元同步融合下的园区三维建图[J]. *光学精密工程*, 2024, 32(3): 422-434.
- MA Q L, WANG J H, ZHANG J, *et al.* Three-dimensional mapping of park based on synchronous fusion of lidar and inertial measurement unit [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2024, 32(3): 422-434. (in Chinese)
- [14] 唐一亮, 杨耘, 万宇, 等. 复杂坡面拟合的异源点云配准及三维地形精细重建[J]. *光学精密工程*, 2025, 33(4): 579-590.
- TANG Y L, YANG Y, WAN Y, *et al.* Registration of heterogeneous point cloud and precise reconstruction of 3D terrain via complex slope surface fitting[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2025, 33(4): 579-590. (in Chinese)
- [15] CUI M Y, ZHU Y Z, LIU Y C, *et al.* Dense depth-map estimation based on fusion of event camera and sparse LiDAR[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2022, 71: 7500111.
- [16] LI S M, GE X M, HU H, *et al.* Laplacian fusion approach of multi-source point clouds for detail enhancement[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2021, 171: 385-396.
- [17] MENG H T, LI C C, ZHONG C H, *et al.* Fast-Fusion: Deep stereo-LiDAR fusion for real-time high-precision dense depth sensing[J]. *Journal of Field Robotics*, 2023, 40(7): 1804-1816.
- [18] AI Y F, YANG X, SONG R Q, *et al.* LiDAR-camera fusion in perspective view for 3D object detection in surface mine[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Vehicles*, 2024, 9(2): 3721-3730.
- [19] JUNG S, LEE Y S, LEE Y J, *et al.* 3D reconstruction using 3D registration-based ToF-stereo fusion[J]. *Sensors*, 2022, 22(21): 8369.

#### 作者简介:



杨洪涛(1972—),男,福建莆田人,博士,教授,博士生导师,1993年、2001年于安徽理工大学分别获得学士、硕士学位,2007年于合肥工业大学获得博士学位,现为安徽理工大学创新创业学院院长,主要从事精密测试技术、现代精度理论及应用等方面的研究。E-mail: lloyd@163.com



庞好男(2000—),安徽合肥人,博士研究生,2022年于安徽理工大学获得学士学位,主要研究方向为三维重建精度提升,机器人自主巡检。E-mail: 2022100071@aust.edu.cn