

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2311796

基于级联优化和强度特征的地下退化环境机器人自主精准定位*

崔玉明¹, 刘送永², 吕振礼², 李洪盛³, 王崧全¹

(1. 江苏师范大学机电工程学院 徐州 221116; 2. 中国矿业大学机电工程学院 徐州 221116;
3. 徐州工程学院机电工程学院 徐州 221018)

摘要:随着国家深地能源战略和地下基础工程的部署展开,自主移动机器人在地下矿山、工程隧道和地下管道等领域的需求快速增长。地下自主作业机器人所处环境复杂,普遍面临卫星定位信号拒止和场景退化特征,导致机器人位姿状态估计误差漂移严重、环境地图构建扭曲变形。针对地下退化环境机器人状态估计不完备的问题,提出一种精准、鲁棒的激光雷达-惯性同时定位与建图(SLAM)框架和方法,组合惯性里程计和激光雷达-惯性里程计级联优化过程,并在激光雷达点云特征匹配中引入强度特征降低点云几何特征稀疏引起的匹配误差,并通过退化检测引入正确的约束方向,保证位姿估计信息的鲁棒性和准确性。公开数据集和现场巷道实验结果表明,所提方法在精度、鲁棒性方面均有出色表现,在地下巷道退化环境的定位精度可达0.03 m,可为地下退化环境机器人提供可靠的状态估计和环境描述。

关键词: 自主定位;激光雷达-惯性里程计;强度特征;级联优化

中图分类号: TH86 TP29 TD178 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.40 510.40 520.60

Autonomous and accurate robot positioning in degraded underground environment based on cascade optimization and intensity feature

Cui Yuming¹, Liu Songyong², Lyu Zhenli², Li Hongsheng³, Wang Songquan¹

(1. School of Mechatronic Engineering, Jiangsu Normal University, Xuzhou 221116, China; 2. School of Mechanical and Electrical Engineering, China University of Mining and Technology, Xuzhou 221116, China; 3. School of Mechanical & Electrical Engineering, Xuzhou University of Technology, Xuzhou 221018, China)

Abstract: With the deployment of the national deep-earth energy strategy and underground infrastructure projects in China, the demand for autonomous mobile robots in underground mines, engineering, and pipelines is growing rapidly. Underground autonomous robots have to bear troubles like satellite positioning signal denial and scene degradation which easily lead to serious error drift in robot pose estimation and distortion in environmental map construction. To address the problem of incomplete state estimation of underground degraded environment robots, an accurate and robust LiDAR-inertial SLAM framework and method is proposed. It combines the inertial odometer and the LiDAR-inertial odometer by the cascade optimization process. In addition, the intensity feature is introduced into LiDAR point cloud feature matching to reduce the matching error caused by sparse point cloud geometric features, and correct constraint direction is introduced through degradation detection to ensure the robustness and accuracy of pose estimation. The experimental results on public datasets and field tunnels show that the proposed method has excellent performance both in accuracy and robustness. The positioning accuracy in the degraded roadway reaches 0.03 m, which can provide reliable state estimation and environment description for robots in underground degraded environments.

Keywords: autonomous positioning; LiDAR-inertial odometer; intensity feature; cascade optimization

收稿日期: 2023-08-13 Received Date: 2023-08-13

* 基金项目: 江苏省自然科学基金青年基金(BK20230688)、江苏省杰出青年基金(BK20211531)、江苏省高等学校基础科学(自然科学)研究项目(22KJB440004)、徐州市重点研发计划项目(KC22404)、江苏师范大学博士学位教师科研支持项目(22XFRS011)资助

0 引言

近年来,《“机器人+”应用行动实施方案》、《关于加快煤矿智能化发展的指导意见》等明确强调增强机器人在非结构化地下狭窄空间的导航定位和多维信息感知能力。而精准鲁棒的位姿自我感知则是地下机器人自主作业的前提,受限于地下环境全球定位系统(global positioning system, GPS)信号拒止和狭长的作业空间^[1-3],同步定位及建图(simultaneous localization and mapping, SLAM)在地下机器人应用中已成为最活跃和具挑战性研究方向之一^[4-6],因此在未知、复杂、退化的地下环境中进行精准鲁棒的 SLAM 仍具挑战性^[7]。

已有的地面 SLAM 技术主要基于视觉^[8]和激光雷达(light detection and ranging, LiDAR)传感器^[9]部署,视觉感知在地下更容易受到光照和遮挡的影响,而激光雷达作为一种主动传感器,测距精度高,不易受环境干扰,在复杂地下工程空间中的应用逐渐增多^[10-11]。基于激光雷达的移动目标定位一般通过计算给定连续点云帧之间的运动来恢复定位目标的 6 自由度位姿,而连续点云帧之间的点云匹配则主要通过最近点迭代(iterative closest point, ICP)及其变体^[12-13]、正态分布变换(normal distribution transform, NDT)方法^[14]实现。为了提高激光雷达里程计的实时性能,不少学者关注使用代表局部几何特征的关键点进行高质量的点云匹配。Zhang 等^[15]使用边缘点和平面点作为特征,计算点到线和点到平面的距离,但由于其没有添加惯性测量单元(inertial measurement unit, IMU)的辅助,不带有回环检测功能,因而不可避免引起漂移。在 LOAM 算法的基础上,Shan 等^[16]则采用地面点云和分割点云代替原始点云,并在图优化框架中使用 ICP 执行闭环检测,在降低计算成本的情况下获得了类似的精度,矫正了移动目标在复杂路面环境的长期漂移。为了提高激光雷达-惯性里程计的效率,Xu 等^[17-18]引入误差状态卡尔曼滤波器,通过增量式动态数据结构(incremental KD-tree)^[19]来维护地图,实现了退化和杂乱环境中的快速定位和导航。Lin 等^[20]构建了一种激光雷达-惯性-视觉传感器融合框架,激光雷达-惯性里程计子系统利用激光雷达和惯性传感器构建全局地图的几何结构,视觉-惯性里程计子系统利用视觉和惯性传感器渲染地图的纹理,在状态估计方面具有更高的精度,但在复杂的地下场景中,视觉信息的缺失和扰动依然制约着系统的适用性和鲁棒性。

上述 SLAM 技术在地面场景的应用已进行了不少的研究和论证,但地下环境中 GPS 信号拒止,无法在移动机器人状态估计中引入绝对测量以优化状态,在机器人状态更新过程中,积累误差越来越明显^[21]。其次,地下

巷道环境属于非结构化退化场景,而激光点云匹配的结果依赖于实际的几何特征,扫描得到的点云结构相似,使得传统点云匹配算法无法准确估计运动方向,错误的点云匹配会导致地图出现扭曲。因此,Ren 等^[22]提出了一种基于广义迭代最近点的连续帧间、连续关键帧间和闭环帧间三维点云配准方法,提高了非结构化环境中的点云配准精度,但由于依赖最近邻搜索,在鲁棒性和效率方面仍有提升空间。Ebadi 等^[23]提出了一种退化感知和漂移弹性闭环方法,在未知环境中通过对 ICP 结果特征分析来确定几何简并程度确定几何退化程度,使用基于特征的图像配准过程评估场景空间配置的相似性以避免可能导致地图失真的伪闭环检测,所提方法在提高地下感知退化环境中的定位和建图精度的同时仍可在前端特征信息增强以及后端优化融合等方面进一步优化。

针对地下巷道退化环境机器人的精准定位问题,本文在上述研究的基础上提出了一种鲁棒、精准的 SLAM 方法,通过基于强度特征辅助的点云特征匹配实现退化环境中稀疏点云的几何特征增强,进而采用级联优化方式由粗略到精确的恢复运动,在地下退化环境中保证机器人的精确位姿和轨迹估计。

1 系统框架

针对地下退化巷道环境,基于激光雷达和惯性测量单元构建了高效、精准、鲁棒的 SLAM 系统,如图 1 所示。系统主要由惯性里程计和激光雷达-惯性里程计子系统组成,惯性里程计通过预积分的方式提供高频自主定位信息以修正激光雷达点云数据畸变,并为激光雷达传感器运动提供先验估计。在激光雷达-惯性里程计模块中,通过强度特征辅助增强点云几何特征提取的有效性,同时基于退化检测进行帧-局部地图间的特征匹配以输出激光雷达-惯性里程计。所提 SLAM 子系统之间的级联图优化过程一方面通过融合闭环因子和 IMU 预积分因子实现机器人位姿的优化估计,同时激光雷达-惯性里程计因子亦为惯性里程计的状态更新提供位姿约束^[24]。具体地,惯性里程计与激光雷达-惯性里程计因子图及耦合方式如图 2 所示。

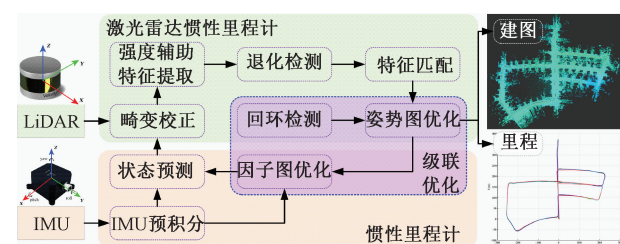


图 1 SLAM 系统框图

Fig. 1 Overview of the SLAM system framework

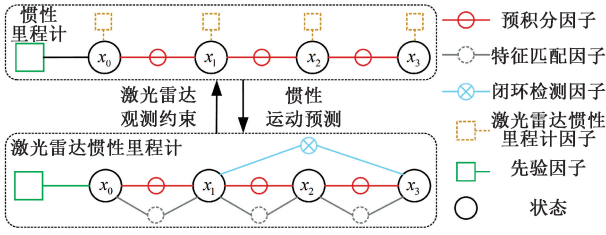


图2 惯性里程计与激光雷达-惯性里程计因子图

Fig. 2 Factor graphs of IMU odometry and LiDAR-inertial odometry

2 惯性里程计

2.1 IMU 状态传递与预积分

从 IMU 获取的加速度计测量信息 $\mathbf{a}_t$ 和陀螺仪测量信息 $\boldsymbol{\omega}_t$ 可以表示为:

$$\mathbf{a}_t = \mathbf{R}_t^{BW} (\mathbf{a}_{t(\text{real})} - \mathbf{g}) + \mathbf{b}_t^a + \mathbf{n}_a \quad (1)$$

$$\boldsymbol{\omega}_t = \boldsymbol{\omega}_{t(\text{real})} + \mathbf{b}_t^\omega + \mathbf{n}_\omega \quad (2)$$

其中, $\mathbf{R}_t^{BW}$ 表示从世界坐标系到 IMU 坐标系的旋转矩阵, $\mathbf{a}_{t(\text{real})}$ 为加速度真实值, $\mathbf{b}_t^a$ 表示加速度偏置, $\mathbf{n}_a$ 为加速度计测量噪声, $\boldsymbol{\omega}_{t(\text{real})}$ 为角速度真实值, $\mathbf{b}_t^\omega$ 表示陀螺仪偏置, $\mathbf{n}_\omega$ 为陀螺仪测量噪声。

根据 i 时刻的状态以及在时间间隔 $[i, j]$ 内的 IMU 测量值, 可以通过预积分^[25] 方法计算得出 j 时刻的速度 $\mathbf{v}_j$ 、位置 $\mathbf{p}_j$ 以及方向 $\mathbf{q}_{WBj}$:

$$\mathbf{v}_j = \mathbf{v}_i + \mathbf{g}\Delta t + \mathbf{q}_{WB_i} \otimes \int_{t \in [i, j]} \mathbf{q}_{B_i B_t} \otimes (\mathbf{a}_t - \mathbf{b}_t^a - \mathbf{n}_a) \delta t \quad (3)$$

$$\mathbf{p}_j = \mathbf{p}_i + \mathbf{v}_i \Delta t + \frac{1}{2} \mathbf{g} \Delta t^2 + \mathbf{q}_{WB_i} \otimes \iint_{t \in [i, j]} \mathbf{q}_{B_i B_t} \otimes (\mathbf{a}_t - \mathbf{b}_t^a - \mathbf{n}_a) \delta t^2 \quad (4)$$

$$\mathbf{q}_{WB_j} = \mathbf{q}_{WB_i} \otimes \int_{t \in [i, j]} \frac{1}{2} \mathbf{q}_{B_i B_t} \otimes (\boldsymbol{\omega}_t - \mathbf{b}_t^\omega - \mathbf{n}_\omega) \delta t \quad (5)$$

其中, Δt 是时间间隔, $\mathbf{q}_{WB_i}$ 为用四元数表示的 i 时刻从 IMU 坐标系到世界坐标系的旋转矢量。其中积分项称为预积分量, 参考坐标系为 IMU 坐标系, 记作 $\{\boldsymbol{\alpha}_{ij}, \boldsymbol{\beta}_{ij}, \boldsymbol{\gamma}_{ij}\}$, 积分结果是 j 时刻相对于 i 时刻的运动量。

基于上述 IMU 预积分处理, 首先可以矫正激光雷达数据帧在起始时刻 i 与终止时刻 j 存在的激光点云畸变, 还可以直接将 IMU 预积分量通过因子图优化方式得到相邻激光数据帧之间的位姿关系。根据预积分方法得到的 IMU 预积分因子为:

$$\mathbf{r}_{imu}(\mathbf{z}_{i,j}^{imu}, \mathbf{X}) = \begin{bmatrix} \boldsymbol{\alpha}_{ij} \\ \boldsymbol{\beta}_{ij} \\ \boldsymbol{\gamma}_{ij} \\ \mathbf{b}_j^a \\ \mathbf{b}_j^\omega \end{bmatrix} \ominus \begin{bmatrix} \mathbf{R}_i^{BW} \left(\mathbf{p}_j - \mathbf{p}_i - \mathbf{v}_i \Delta t - \frac{1}{2} \mathbf{g} \Delta t^2 \right) \\ \mathbf{R}_i^{BW} (\mathbf{v}_j - \mathbf{v}_i - \mathbf{g} \Delta t) \\ \mathbf{R}_i^{BW} \mathbf{R}_j^{WB} \\ \mathbf{b}_i^a \\ \mathbf{b}_i^\omega \end{bmatrix} \quad (6)$$

其中, $\mathbf{z}_{i,j}^{imu}$ 表示连续两帧激光雷达 i, j 之间的预积分测量值; $\mathbf{X}$ 表示待优化状态节点。

2.2 惯性里程计优化

惯性里程计的估计状态包括位置 $\mathbf{p}$ 、速度 $\mathbf{v}$ 、方向 $\mathbf{R}$ 、加速度计偏置 $\mathbf{b}^a$ 和陀螺仪偏置 $\mathbf{b}^\omega$ 。惯性里程计因子图优化融合 IMU 预积分因子和激光雷达-惯性里程计先验因子, 并通过定期重置保证惯性里程计的高频状态估计。如图 2 所示, 因子图中的每个节点都与上一个状态相关联, 两个相邻节点之间的双元边表示 IMU 预积分因子以及激光雷达-惯性里程计因子。

由于激光雷达-惯性里程计的全局参考是基于移动机器人的第一个位姿, 因此使用激光雷达-惯性里程计提供激光雷达帧的绝对位姿构造状态节点的先验观测约束。而对于每一个新增帧, 惯性里程计的优化过程可表示为最小化 IMU 预积分因子和激光雷达-惯性里程计先验因子组成的优化问题:

$$\min_{\mathbf{X}} \left\{ \sum_{(i,j) \in B} \|\mathbf{r}_{imu}(\mathbf{z}_{i,j}^{imu}, \mathbf{X})\|_{\boldsymbol{\Sigma}_{i,j}^{imu}}^2 + \mathbf{E}_{lio}^{\text{prior}} \right\} \quad (7)$$

其中, $\mathbf{E}_{lio}^{\text{prior}}$ 为激光雷达-惯性里程计先验因子。

3 激光雷达-惯性里程计

3.1 强度辅助线面特征提取

激光雷达所采集的原始点云数据通常包含无法提供几何约束的点云以及大量的噪声点云, 严重影响特征提取和点云匹配的精度、可靠性和效率。因此本文采用文献[16]中图像分割聚类的方法以减少计算的时间消耗, 根据距离图像上点的曲率来计算平面光滑度作为提取当前帧的几何特征信息的指标。曲率较大的点被归类为边缘特征, 曲率较小的点被归类为平面特征。点 i 的曲率计算公式:

$$c = \frac{1}{|S| \cdot \|r_i\|} \sum_{j \in S, j \neq i} \|r_j - r_i\| \quad (8)$$

其中, S 代表在 i 周围, 并且和 i 在同一条扫描线上的点, r_i 和 r_j 分别代表点 i 和 j 的距离值。

以上获得的点云几何特征将通过特征匹配来构造连续帧之间的约束关系。然而点云几何特征十分依赖环境的几何特征, 在地下巷道、廊道等环境, 容易出现退化现象。考虑到激光雷达获取场景目标点三维坐标信息的同时还记录了回波强度信息, 场景中不同物体的点云映射具有不同的强度信息。通常, 激光雷达点云的强度信息 I 与物体表面反射率 ρ 、激光入射角度 α 、三维点的测量距离 r 有如下关系:

$$I \propto \frac{\rho \cos \alpha}{r^2} \quad (9)$$

强度信息可以有效弥补几何特征较少带来的匹配误

差。然而由于激光强度信息波段较少,不同种类的强度数值较为接近,强度过大的点和过小的点均会影响测距精度,极易在强度剧烈变化或者不变的结构中发生误判。因此,本文通过点 i 附近的强度差 η 判断其和提取点云群体之间的强度特征,若相邻点之间的反射强度差较大,将其认为是强度特征:

$$\eta = \frac{1}{|S| \cdot \|I_i\|} \sum_{j \in S, j \neq i} \|I_j - I_i\| \quad (10)$$

其中, S 代表在 i 点周围且和 i 点在同一条扫描线上的点, I_i 和 I_j 分别代表点 i 和 j 的强度值。

由于强度特征表示不同反射率物体的轮廓分布,其点云分布更加符合边缘线的几何特征,因此可以将其认为是“线特征”,从而辅助提取地下退化环境中的壁面几何特征。如图 3(a) 所示,地下巷道退化环境单帧原始点云中,由于巷道环境特征退化,难以直接提取出充足的几何特征。图 3(b) 所示稀疏的边缘线特征进一步降低了特征匹配的可靠性。而图 3(c) 所示巷道壁面上存在部分凸起的标志牌等典型几何结构,其点云帧的强度信息较为丰富,通过强度特征的辅助有效增加了线、面等几何特征数量(图 3(d))。

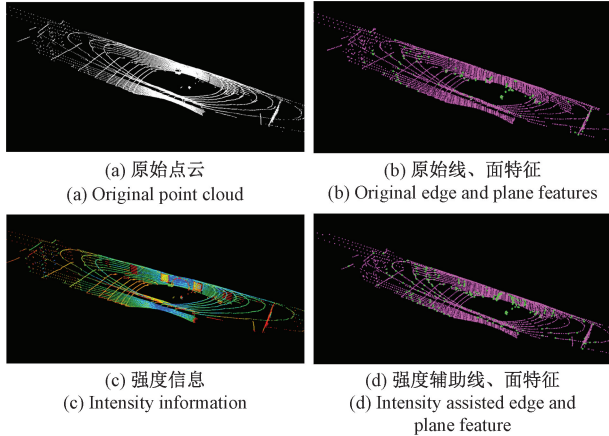


图 3 强度特征辅助线、面特征提取

Fig. 3 Edge and plane feature extraction with intensity feature assistance

3.2 基于退化检测的特征匹配

激光雷达里程计恢复运动主要依靠源点云中特征点与目标点云中相应线、面特征的对应约束关系。假设, t_{k+1} 时刻的特征点云 $P_{k+1} = \{P_{k+1}^e, P_{k+1}^p\}$, 点到直线距离残差和点到平面距离残差分别为 d_e 和 d_h 。 i, j, k, l, m 是它们对应集合中的特征点。对于一个边缘特征集合 P_{k+1}^e 中的边缘特征点 $P_{k+1,i}^e, P_{k,j}^e$ 和 $P_{k,l}^e$ 是在边缘特征地图 M_k^e 中形成相应边缘线的点。对于一个平面特征集合 P_{k+1}^p 中的平面特征点 $P_{k+1,i}^p, P_{k,j}^p, P_{k,l}^p$ 和 $P_{k,m}^p$ 是在平面特征地图 M_k^p 中形成相应平面的点。

使用点云帧和局部地图进行“帧到地图”(scan-to-map)点云匹配,可以降低单帧数据不可靠性带来的影响,提高位姿估计的鲁棒性和准确性。通过滑动窗口的方法创建一个 t_k 时刻的局部点云地图 $M_k = \{M_k^e, M_k^p\}$, 其中包含 n 个时刻的最近激光点云帧的边缘线特征和平面特征合并成的特征集合。局部点云地图 M_k 的参考坐标系为世界坐标系 $\{W\}$ 。 u_k 为局部地图在 t_k 时刻相对于初始时刻 t_0 的全局位姿。当前时刻 t_{k+1} 的点云帧 P_{k+1} 与 M_k 匹配,通过优化 t_{k+1} 时刻 P_{k+1} 的全局位姿 u_{k+1} ,使 P_{k+1} 与 M_k 的匹配误差最小,即特征点与相应线、面特征的距离残差趋近于 0。

$$\min_{u_{k+1}} \left\{ \sum_{P_{k+1,i}^e \in P_{k+1}^e} d_e + \sum_{P_{k+1,i}^p \in P_{k+1}^p} d_p \right\} \quad (11)$$

$$d_e = \frac{|(P_{k+1,i}^e - P_{k,j}^e) \times (P_{k+1,i}^e - P_{k,l}^e)|}{|P_{k,j}^e - P_{k,l}^e|} \quad (12)$$

$$d_h = \frac{\left| (P_{k+1,i}^p - P_{k,j}^p) \cdot \left((P_{k,j}^p - P_{k,l}^p) \times (P_{k,j}^p - P_{k,m}^p) \right) \right|}{|(P_{k,j}^p - P_{k,l}^p) \times (P_{k,j}^p - P_{k,m}^p)|} \quad (13)$$

其中, u_{k+1} 是 t_{k+1} 时刻特征点云 P_{k+1} 全局位姿的期望最优变换, $u_{k+1} = \{\theta_x, \theta_y, \theta_z, t_x, t_y, t_z\}$ 。

如前所述,激光雷达特征匹配算法主要依赖环境中的几何特征构造点云帧间的约束关系。而在地下巷道退化环境中,主要面特征法线方向与主要线特征方向较为一致,点-线、点-面匹配无法提供充足的约束关系。此时对于机器人任意运动,总存在不唯一的位姿变换 u_{k+1} 使得 $d_e \rightarrow 0, d_h \rightarrow 0$ 。此时,特征匹配在沿巷道轴线方向上的运动不敏感,点-线、点-面匹配可能会提供错误的匹配关系,同时在退化方向上的约束远远弱于结构特征良好的方向。为了降低这些错误匹配,本文首先检测状态空间的退化方向或约束较差的方向,并在特征匹配的优化中仅使用约束良好的方向。

一般而言,点-线、点-面特征匹配的非线性优化过程可以转化为求解最小二乘问题解决:

$$\min_x \|Ax - b\|^2 \quad (14)$$

本文采用退化因子进行退化检测及退化方向判断^[26]。对于方程 $Ax = b$, 退化因子 D 定义为一个仅与 $A^T A$ 特征值 λ 相关的量:

$$D = \lambda_{\min} + 1 \quad (15)$$

其中, $\lambda_{\min} = \min\{\lambda_1, \dots, \lambda_6\}$ 表示 $A^T A$ 的最小的特征值。

点云特征匹配中, A 为目标函数的雅可比矩阵:

$$A = \frac{\partial F(u_{k+1})}{\partial u_{k+1}} \quad (16)$$

$A^T A$ 的 6 个特征值及特征向量对应 u_{k+1} 状态空间的 6 个自由度,每个特征值都描述了解在其相应特征向量方

向上的退化程度。当 D 小于阈值 D_{thr} 时,表明匹配出现退化, λ_{min} 对应的状态方向即为退化方向。

在上述非线性优化问题中,可忽略退化方向,仅考虑非退化方向解的增量。首先将 $A^T A$ 的 6 个特征值以降序排列,并与退化阈值进行比较,在状态空间中分离条件良好的方向和退化的方向。定义两个矩阵:

$$V = [v_1, \dots, v_6]^T \quad (17)$$

$$\bar{V} = [v_1, \dots, v_h, 0, \dots, 0]^T, h \in [0, 6] \quad (18)$$

其中, $v_1, \dots, v_6$ 分别对应着降序排列的 6 个特征值 $\lambda_1, \dots, \lambda_6, v_1, \dots, v_h$ 对应的特征值大于退化阈值,因此 $\bar{V}$ 被视为条件良好的方向向量。

本文基于退化检测的特征匹配鲁棒优化从惯性里程计提供的先验预测开始,假设 u 是式 (14) 最小二乘问题的一个解, Δu 是非线性迭代中 u 的更新量。在优化过程中,只在条件良好的方向上更新 u , 在退化的方向上保持初始猜测:

$$u \leftarrow u + V^{-1} \bar{V} \Delta u \quad (19)$$

如果激光雷达感知条件良好,则在 6 自由度中优化运动,否则仅在退化感知良好的方向中优化运动。如果特征匹配完全恶化,则 $\bar{V}$ 是一个零矩阵,系统将保持惯性预测位姿。

3.3 激光雷达-惯性里程计优化

仅通过激光雷达点云信息及特征匹配得到机器人位姿并构建地图,随着机器人行驶距离增加,点云特征匹配的误差也在不断积累,将导致地图出现偏移和扭曲。采用基于位姿图的优化方式可以由点云特征匹配获取激光雷达里程计,结合闭环检测以及惯性信息提供的约束关系,获得载体最优位姿。

如前所述,由关键帧-局部地图特征匹配获取当前帧的特征匹配因子:

$$r_{lc}(z_{m,k+1}^{lidar}, u) = \Delta u_{m,k+1} - u_m^{-1} u_{k+1} \quad (20)$$

其中, $z_{k,k+1}^{lidar}$ 表示局部特征地图 k 、关键帧 $k+1$ 之间的位姿变换测量值; u 表示待优化位姿节点。

同理,利用关键帧-局部地图匹配将激光雷达关键帧与一些历史数据做配准,构建闭环检测因子。当一个新的位姿状态 u_{k+1} 被添加到位姿图中时,从激光特征匹配得到一个位姿估计,并且在欧氏空间中基于半径搜索找到接近 u_{k+1} 的闭环位姿集合。基于关键帧-局部地图匹配获取的闭环检测因子可表示为:

$$r_{lc}(z_{m,k+1}^{lidar}, u) = \Delta u_{m,k+1} - u_m^{-1} u_{k+1} \quad (21)$$

其中, $z_{m,k+1}^{lidar}$ 表示局部地图 m 、关键帧 $k+1$ 之间的位姿变换测量值。

进而,在激光雷达-惯性里程计位姿图优化中,最优位姿 u 通过最小化式 (22) 实现:

$$\min_u \left\{ \sum_{(k,k+1) \in L} \|r_{lidar}(z_{k,k+1}^{lidar}, u)\|^2_{\Sigma_{k,k+1}^{lidar}} + \sum_{(m,k+1) \in L} \|r_{lc}(z_{m,k+1}^{lidar}, u)\|^2_{\Sigma_{m,k+1}^{lc}} + \sum_{(i,j) \in B} \|r_{imu}(z_{i,j}^{imu}, u)\|^2_{\Sigma_{i,j}^{imu}} + E_{prior} \right\} \quad (22)$$

其中, E_{prior} 表示先验因子。

4 实验结果分析

4.1 KITTI 数据集实验

为验证所提方法的优越性,在 KITTI 公开数据集序列 05 数据集上对本文方法和现有优秀的激光雷达 SLAM 方法进行了对比离线实验测试^[27],对比方法包括 LEGO-LOAM^[16,28]、FSAT-LIO^[17] 和 LIO-SAM^[29] 等。所选取的公开数据集总里程约 2 200 m,包含道路特征和闭环点。选取不同的实验方法程序分别读取数据集连续 IMU 数据和激光雷达点云数据,不同的方法程序完成定位和建图后输出移动目标的轨迹位置和周围环境的地图结果。对于 SLAM 方法建图性能的评价方法主要分为定性评价和定量评价两类,其中定量评价主要是认为移动目标的轨迹精度是对地图重建精度的间接度量^[30-31],因此通常采用移动目标的定位结果指标间接的评估 SLAM 方法的建图性能;而定性评价方法则认为轨迹精度并不能够代表地图的重构性能^[32-33]。因此,本文在建图结果中给出了不同方法的建图表现,而在定位结果中也给出了定量的精度指标。具体的实验结果如图 4、5 和表 1 所示。

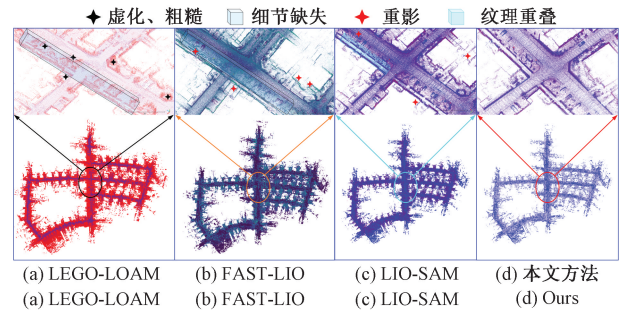


图 4 不同方法在 KITTI 数据集上的点云地图构建表现

Fig. 4 Point cloud mapping results of different methods on the KITTI dataset

从图 4 中的建图表现可以看出,FAST-LIO 由于不包含闭环检测,出现了明显的地图重影现象,也缺失了较多的结构细节。LEGO-LOAM 构建的地图虽然由于引入了闭环检测而优于 FAST-LIO,但对点数较少的聚类特征

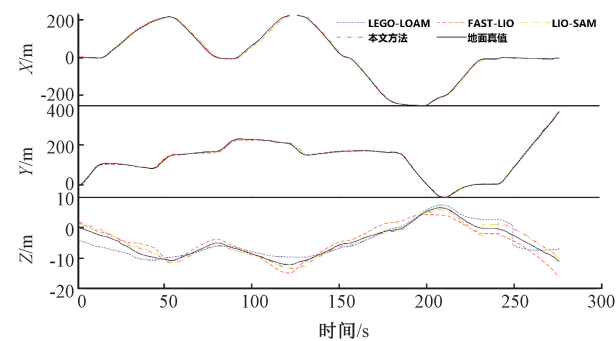


图 5 不同方法在 KITTI 数据集上的定位结果
Fig. 5 Positioning results of different methods on the KITTI dataset

表 1 不同方法在 KITTI 序列 05 数据集的定位结果				
Table 1 Experimental results of positioning using different methods in the KITTI sequence 05 dataset				
误差指标	LEGO-LOAM	FAST-LIO	LIO-SAM	本文方法
误差平均值 (Mean)	1.841 5	2.533 1	1.294 5	1.104 2
误差均方根值 (RMSE)	2.176 5	2.764 9	1.425 9	1.250 9
误差最大值 (Max)	5.957 2	6.822 3	2.963 4	2.563 8

点进行了删除,损失了一定的精度,导致地图虚化和部分重叠。LIO-SAM 与本文方法所构建的点云地图具有较好的整体精度和细节表现,但 LIO-SAM 方法输出的稠密地图因累积误差而产生结构细节的重叠和边缘区域地图的重影,而本文方法采用了更稀疏的点云特征和退化检测方法,在地图的整体精度和细节方面综合表现更优。

图 5 展示了不同方法在 KITTI 数据集上的定位结果,可以看出,本文方法在直线和转弯阶段更接近于真值,提供了更高的定位精度和全局一致性。

进一步采用绝对轨迹误差对图 5 中不同方法在 Z 轴方向的定位误差值进行统计分析,结果如表 1 所示。由图 5 和表 1 可知,LEGO-LOAM 仅采用单一激光传感器方案,均方根误差达到 2.17 m,FAST-LIO 由于没有闭环检测,Z 轴均方根误差积累到 2.76 m,LIO-SAM 则通过检测多个闭环点来不断修正积累误差,使 RMSE 保持在 1.42 m。本文采用级联优化过程紧耦合惯性传感器和激光雷达数据,并及时修正积累误差,将其降低到 1.25 m,相比 LIO-SAM 方法降低了 12.3%。

4.2 巷道实验验证

现场实验在中国矿业大学瓦斯煤尘爆炸实验室进行,如图 6(a) 所示,实验环境光线灰暗,特征稀疏,是典型的地下退化环境。实验设备布置如图 6(b) 所示,其中红外动捕系统通过布置在机器人上的 Marker 点捕获机器人的真实运动轨迹,作为定位结果的地面真值。

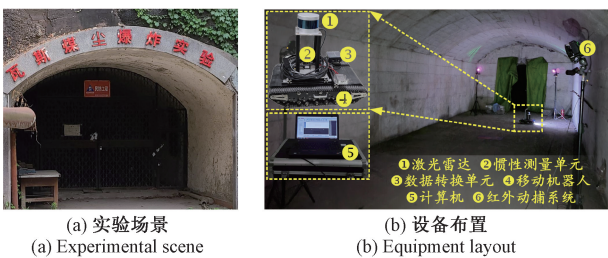


图 6 实验场景及设备布置
Fig. 6 Experimental scenarios and equipment layout

为了验证所提方法在地下退化环境中的建图鲁棒性,在地下实验场景中分别选取了巷道场景和廊道场景进行对比分析,其中巷道场景为一条拱形实验巷道,巷道壁面处有一些警告标识牌以及通风管道,如图 7(a) 所示。而廊道场景则是一条长直地下走廊,截面呈类矩形,壁面仅存在一些等宽的棱柱,如图 8(a) 所示。两种地下实验场景均存在严重的感知退化现象,对传统 SLAM 方法的鲁棒性和精度构成巨大挑战。

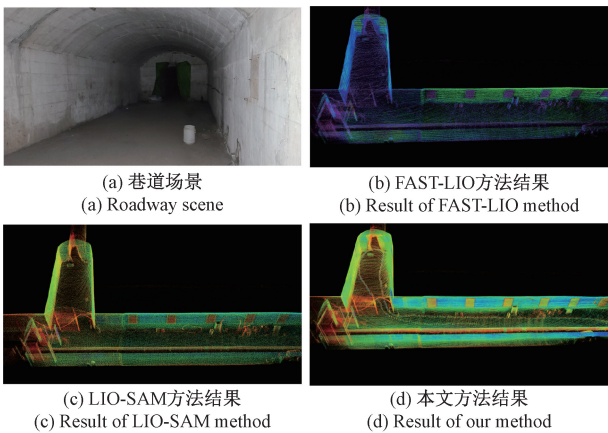


图 7 地下巷道场景及点云地图构建
Fig. 7 Underground roadway scene and point cloud map construction

图 7(b) ~ (d) 和图 8(b) ~ (d) 分别为不同方法在巷道和廊道实验场景中的点云地图构建结果。从图中可以看出,FAST-LIO 点云更加稠密,但是出现了一些重影和模糊现象。LIO-SAM 虽然能较好的还原巷道和廊道的整体结构,但是由于点云特征过于稀疏,细节结构缺失较多。而本文方法由于点云强度特征的辅助有效增加了点云特征数量,对巷道和廊道中的通风管道、金属围栏、标识牌、棱柱的还原更为准确清晰。而 LEGO-LOAM 在开环的地下退化环境中局部地图扭曲严重,无法完成完整的地图构建。

图 9 和 10 分别为不同方法在巷道实验中的轨迹和定位结果。可以看出,本文方法在 X 和 Y 方向上的定位

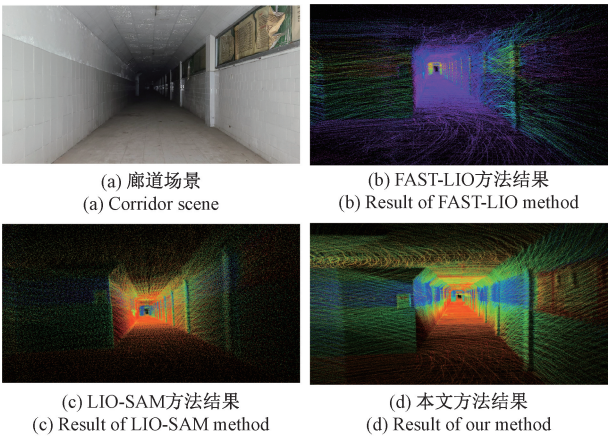


图8 地下巷道场景及点云地图构建

Fig. 8 Underground corridor scene and point cloud map construction

轨迹和误差明显优于对比方法,尤其在转弯阶段,所提方法可以更精准的跟踪机器人的位姿变化。进一步地,不同方法在地下巷道场景中的定位误差统计结果如表2所示,由于该巷道环境几何特征稀疏,FAST-LIO、LIO-SAM方法的RMSE 分别在 0.042 和 0.044 m 左右,而本文方法在地下巷道等退化环境中将定位结果的均方根误差值降低到 0.030 m。相比于对照方法,定位精度分别提升 28.57% 和 31.82%。

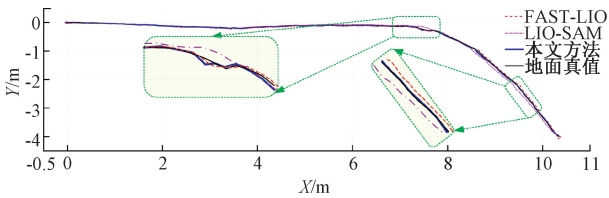


图9 不同方法在巷道实验中的轨迹结果

Fig. 9 Trajectory results of different methods in tunnel experiments

表2 不同方法在地下巷道场景中的定位实验结果

Table 2 Experimental results of positioning using different methods in underground tunnel scenes

误差指标	FAST-LIO	LIO-SAM	本文方法
误差平均值 (Mean)	0.037 862	0.037 672	0.027 600
误差均方根值 (RMSE)	0.041 546	0.044 427	0.030 151
误差最大值 (Max)	0.157 470	0.099 739	0.065 262

进一步对比 KITTI 数据集实验和现场巷道实验结果可知,LIO-SAM 虽然在 KITTI 数据集的地面道路等特征显著的场景中提供了高于 FAST-LIO 的定位精度,但在地下巷道退化场景中,地图精细程度和定位精度均出现了

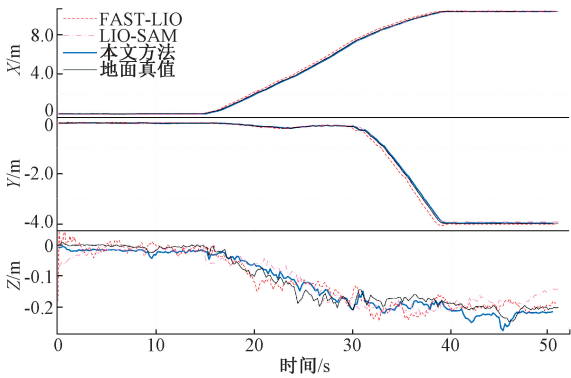


图10 不同方法在巷道实验中的定位结果

Fig. 10 Positioning results of different methods in tunnel experiments

较为明显的损失,而本文方法在 KITTI 数据集和现场巷道实验中均有更优的表现。

5 结 论

针对地下巷道等退化环境中自主机器人状态估计不完备的问题,提出一种基于级联优化和强度特征辅助的激光雷达-惯性融合 SLAM 框架和方法。该方法组合惯性里程计和激光雷达-惯性里程计两个优化过程完成状态估计,惯性里程计可以为激光雷达-惯性里程计提供一个先验运动估计,激光雷达-惯性里程计可为惯性里程计提供位姿约束来更新惯性偏置,降低积累误差。为提高激光雷达点云的特征提取与匹配有效性,利用强度特征辅助提取点云线、面特征,并通过检测退化方向来优化特征匹配,进一步提升系统在地下巷道退化环境中的位姿估计精度和点云地图的全局一致性。通过 KITTI 数据集和巷道实验对所提方法的有效性进行验证,结果表明,所提 SLAM 方法在建图鲁棒性和定位精度方面均有明显优势,可为煤矿、地下工程和管道等退化场景的自主移动机器人提供稳定精确的状态估计和环境描述。

参考文献

[1] 葛世荣,胡而已,李允旺. 煤矿机器人技术新进展及新方向[J]. 煤炭学报,2023,48(1):54-73.
GE SH R, HU ER Y, LI Y W. New progress and direction of robot technology in coal mine [J]. Journal of China Coal Society, 2023, 48 (1): 54-73.
[2] CUI Y, LIU S, LIU Q. Navigation and positioning technology in underground coal mines and tunnels: A review[J]. Journal of the Southern African Institute of Mining and Metallurgy, 2021, 121(6): 295-303.
[3] CUI Y, LIU S, YAO J, et al. Integrated positioning system of unmanned automatic vehicle in coal mines[J].

- IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2021, 70: 1-13.
- [4] ZHANG G, ZHANG T, ZHANG C. Accurate real-time SLAM based on two-step registration and multimodal loop detection[J]. Measurement Science and Technology, 2022, 34(2): 025201.
- [5] LÖSCH R, GREHL S, DONNER M, et al. Design of an autonomous robot for mapping, navigation, and manipulation in underground mines[C]. 2018 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), IEEE, 2018: 1407-1412.
- [6] ANDROULAKIS V, SOTTILE J, SCHAFRIK S, et al. Concepts for development of autonomous coal mine shuttle cars[J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2020, 56(3): 3272-3280.
- [7] 俞毓锋, 赵卉菁. 基于相机与摇摆激光雷达融合的非结构化环境定位[J]. 自动化学报, 2019, 45(9): 1791-1798.
YU Y F, ZHAO H J. Off-road localization using monocular camera and nodding LiDAR [J]. Acta Automatica Sinica, 2019, 45(9): 1791-1798.
- [8] 张艳, 王宇. 基于视觉里程计的室内位姿测量技术研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(6): 73-81.
ZHANG Y, WANG Y. Design and implementation method of a visual odometer[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36(6): 73-81.
- [9] 周治国, 邸顺帆, 冯新. 语义信息增强的 3D 激光 SLAM 技术进展[J]. 仪器仪表学报, 2023, 44(3): 209-220.
ZHOU ZH G, DI SH F, FENG X. Advances in SIE 3D Lidar SLAM technology[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(3): 209-220.
- [10] 王聪, 孙炜, 卜德旭, 等. 基于惯性导航与立体视觉的风管清扫机器人同时定位与地图创建方法[J]. 机械工程学报, 2013, 49(23): 59-67.
WANG C, SUN W, BU D X, et al. Simultaneous localization and mapping research for air-duct cleaning robot based on inertial navigation and stereo vision[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2013, 49(23): 59-67.
- [11] 李帅鑫, 李广云, 王力, 等. LiDAR/IMU 紧耦合的实时定位方法[J]. 自动化学报, 2021, 47(6): 1377-1389.
LI SH X, LI G Y, WANG L, et al. LiDAR/IMU tightly coupled real-time localization method [J]. Acta Automatica Sinica, 2021, 47(6): 1377-1389.
- [12] POMERLEAU F, COLAS F, SIEGWART R, et al. Comparing ICP variants on real-world data sets: Open-source library and experimental protocol[J]. Autonomous Robots, 2013, 34: 133-148.
- [13] 杨晶东, 孙磊明, 邵雨婕, 等. 一种有效的自主机器人迭代最近点定位算法[J]. 机械工程学报, 2018, 54(15): 15-20, 30.
YANG J D, SUN L M, SHAO Y J, et al. Efficient iterative closest point localisation algorithm for autonomous robots [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2018, 54(15): 15-20, 30.
- [14] BIBER P, STRABER W. The normal distributions transform: A new approach to laser scan matching[C]. Proceedings 2003 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), IEEE, 2003, 3: 2743-2748.
- [15] ZHANG J, SINGH S. LOAM: LiDAR odometry and mapping in real-time [C]. Robotics: Science and Systems, 2014, 2(9): 1-9.
- [16] SHAN T, ENLOT B. LeGO-LOAM: Lightweight and ground-optimized LiDAR odometry and mapping on variable terrain [C]. 2018 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), IEEE, 2018: 4758-4765.
- [17] XU W, ZHANG F. Fast-lio: A fast, robust lidar-inertial odometry package by tightly-coupled iterated Kalman filter[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2021, 6(2): 3317-3324.
- [18] XU W, CAI Y, HE D, et al. Fast-lio2: Fast direct LiDAR-inertial odometry [J]. IEEE Transactions on Robotics, 2022, 38(4): 2053-2073.
- [19] CAI Y, XU W, ZHANG F. Ikd-tree: An incremental kd tree for robotic applications[J]. ArXiv Preprint, 2021, ArXiv:2102.10808.
- [20] LIN J, ZHANG F. R3LIVE: A robust, real-time, RGB-colored, LiDAR-Inertial-Visual tightly-coupled state estimation and mapping package[C]. 2022 International Conference on Robotics and Automation (ICRA), IEEE, 2022: 10672-10678.
- [21] CUI Y, LIU S, LI H, et al. Accurate integrated position measurement system for mobile applications in GPS-denied coal mine[J]. ISA Transactions, 2023, 139: 621-634.
- [22] REN Z, WANG L, BI L. Robust GICP-based 3D LiDAR SLAM for underground mining environment[J]. Sensors, 2019, 19(13): 2915.
- [23] EBADI K, PALIERI M, WOOD S, et al. DARE-SLAM: Degeneracy-aware and resilient loop closing in perceptually-degraded environments [J]. Journal of Intelligent & Robotic Systems, 2021, 102: 1-25.
- [24] NUBERT J, KHATTAK S, HUTTER M. Graph-based multi-sensor fusion for consistent localization of autono-

- mous construction robots [C]. 2022 International Conference on Robotics and Automation (ICRA), IEEE, 2022: 10048-10054.
- [25] FORSTER C, CARLONE L, DELLAERT F. IMU preintegration on manifold for efficient visual-inertial maximum-a-posteriori estimation [C]. Proceedings of Robotics: Science and Systems (RSS), 2015.
- [26] ZHANG J, KAESSE M, SINGH S. On degeneracy of optimization-based state estimation problems [C]. 2016 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), IEEE, 2016: 809-816.
- [27] GEIGER A, LENZ P, STILLER C, et al. Vision meets robotics: The kitti dataset [J]. The International Journal of Robotics Research, 2013, 32(11): 1231-1237.
- [28] XUE G, WEI J, LI R, et al. LeGO-LOAM-SC: An improved simultaneous localization and mapping method fusing LeGO-LOAM and scan context for underground coalmine [J]. Sensors, 2022, 22(2): 520.
- [29] SHAN T, ENGLT B, MEYERS D, et al. Lio-SAM: Tightly-coupled lidar inertial odometry via smoothing and mapping [C]. 2020 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), IEEE, 2020: 5135-5142.
- [30] CHOI S, ZHOU Q Y, KOLTUN V. Robust reconstruction of indoor scenes [C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2015: 5556-5565.
- [31] RÜNZ M, AGAPITO L. Co-fusion: Real-time segmentation, tracking and fusion of multiple objects [C]. 2017 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), IEEE, 2017: 4471-4478.
- [32] WHELAN T, KAESSE M, JOHANSSON H, et al. Real-time large-scale dense RGB-D SLAM with volumetric fusion [J]. The International Journal of Robotics Research, 2015, 34(4-5): 598-626.
- [33] HANDA A, WHELAN T, MCDONALD J, et al. A benchmark for RGB-D visual odometry, 3D reconstruction and SLAM [C]. 2014 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), IEEE, 2014: 1524-1531.

作者简介



崔玉明, 2012 年于中国矿业大学获得学士学位, 2015 年于中国矿业大学获得硕士学位, 2021 年于中国矿业大学获得博士学位, 现为江苏师范大学讲师, 主要研究方向为地下智能定位技术与特种机器人。

E-mail: cuiyuming1122@163.com

Cui Yuming received his B. Sc. degree from China University of Mining and Technology in 2012, received his M. Sc. degree from China University of Mining and Technology in 2015, and received his Ph. D. degree from China University of Mining and Technology in 2021. He is currently a lecturer at Jiangsu Normal University. His main research interests include underground intelligent location technology and special robot.



刘送永 (通信作者), 2005 年于中国矿业大学获得学士学位, 2009 年于中国矿业大学获得博士学位, 现为中国矿业大学教授、博导, 主要研究方向为地下智能机器人及高效采掘技术。

E-mail: lsycumt@163.com

Liu Songyong (Corresponding author) received his B. Sc. degree from China University of Mining and Technology in 2005, and received his Ph. D. degree from China University of Mining and Technology in 2009. He is currently a professor and a Ph. D. advisor at China University of Mining and Technology. His main research interests include underground intelligent robot and efficient mining technology.



李洪盛, 2015 年于中国矿业大学获得学士学位, 2020 年于中国矿业大学获得博士学位, 现为徐州工程学院讲师, 主要研究方向为特种机器人。

E-mail: lhs_cumt@163.com

Li Hongsheng received his B. Sc. degree from China University of Mining and Technology in 2015, and received his Ph. D. degree from China University of Mining and Technology in 2020. He is currently a lecturer at Xuzhou University of Technology. His main research interest is special robot.