

文章编号:

## 退化环境中基于空间几何特征的激光 SLAM 方法

曾天乐<sup>1</sup>, 何登科<sup>1,2</sup>, 晏非凡<sup>1</sup>, 何云艳<sup>1</sup>, 杨天娇<sup>1</sup>

(1. 中国矿业大学(北京)地球科学与测绘工程学院, 北京 100083;

2. 煤炭精细勘探与智能开发全国重点实验室, 北京 100083)

**摘要:** 针对同步定位与地图构建(SLAM)在无 GPS 信号, 缺乏环境特征纹理的退化环境中出现定位失败、建图重叠漂移、无法实时运行的问题, 提出了一种基于空间几何特征的激光 SLAM 方法。算法中设计了一种基于空间线面几何特征的特征点提取方式, 充分利用退化环境空间中存在的曲线与平面特征; 依据点线面约束, 构建点云配准残差函数, 采用 G-N (Gauss-Newton) 法优化残差配准点云。算法后端基于关键帧构建子图, 利用子图进行 map-to-map 匹配获得精确位姿; 通过插值融合前后端位姿实现精确的 SLAM。在仿真与实际退化环境中进行了广泛的实验分析。结果表明: 提出的激光 SLAM 算法在退化环境中表现出色, 位姿估算误差在 20M 内小于 5%; 退化环境建图效果明显优于 Hector、Gmapping、Cartographer 算法; 地图更新速度较 Hector、Gmapping、Cartographer 算法平均提高 4 倍。可为退化环境中机器人感知环境, 实现自主探索提供技术参考。

**关键词:** 激光同步定位与建图; 特征提取; 环境感知; 退化环境;

**中图分类号:**

**文献标识码:**

## A Laser SLAM Method Based on Spatial Geometric Features in Degraded Environments

ZENG Tianle<sup>1</sup>, HE Dengke<sup>1,2</sup>, YAN Feifan<sup>1</sup>, HE Yunyan<sup>1</sup>, YANG Tianjiao<sup>1</sup>

(1. College of Geoscience And Surveying Engineering, China University of Mining and Technology(Beijing), Beijing 100083, China;

2. State Key Laboratory for Fine Exploration and Intelligent Development of Coal Resources, Beijing 10083, China)

**Abstract:** In response to the challenges encountered in degraded environments with no GPS signals and limited environmental texture features, this paper presents a Laser-based Simultaneous Localization and Mapping (SLAM) method that leverages spatial geometric features. The proposed approach introduces a novel feature point extraction technique based on spatial geometric characteristics, effectively utilizing spatial geometric features present in degraded environments. By establishing constraints between points, lines, and surfaces, a point cloud registration residual function is constructed, and optimization is performed using the Gauss-Newton method for point cloud registration. The backend of the algorithm utilizes keyframes to build submap, achieving precise pose estimations through map-to-map matching. Precise SLAM is achieved by interpolating and merging poses between the front-end and back-end. Extensive experiments conducted in both simulated and real-world degraded environments demonstrate the effectiveness of the proposed Laser SLAM algorithm. The pose estimation error remains below 5% within a 20-meter range, outperforming Hector, Gmapping, and Cartographer algorithms in mapping quality. Furthermore, the map update speed is, on average, four times

收稿日期: 2023-10-16

修回日期:

基金项目: 高等学校学科创新引智计划(B18052); 中国矿业大学(北京)越崎学者 (2019JCA01); 国家自然科学基金(42274194)

作者简介: 曾天乐 (2000—), 男, 硕士研究生, 从事移动机器人 SLAM 算法研究

通信作者: 何登科 (1975—), 男, 副教授, 从事地球物理勘探与计算机地学应用研究

faster than Hector, Gmapping, and Cartographer algorithms, making it a valuable technology reference for robot environment perception and autonomous exploration in degraded environments.

**Key words:** laser simultaneous localization and mapping; feature extraction; environment perception; degraded environment;

## 一、前言

随着机器人技术的高速发展,机器人在实际场景中得到了更为广泛的应用,如利用机器人探索未知的环境,如地下矿井、未知山洞、巷道等等。机器人能够携带多种传感设备,利用机器人代替人类进行探索,在保证安全性的同时,可获取比人类探索更丰富更精确的环境信息<sup>[1-2]</sup>。

同步定位与建图(Simultaneous Localization and Mapping, SLAM)是机器人自主探索未知环境时感知环境,实现自身定位的重要技术。然而,由于此类环境往往位于深层地下或是巷道深处,无法接收到GPS等外部定位信号同时环境缺乏光照且特征单一,只有相似的岩土石壁<sup>[3]</sup>。这种缺乏环境纹理特征、光照条件差和难以接收到外部定位信号的环境称为退化环境<sup>[4]</sup>。在退化环境中,传统的GPS,相机等传感器难以正常运作。由于激光雷达具有测距精度高、可全天候运行、不易受到光照和视角变换的影响,广泛应用于此类探索退化环境的机器人上。融合激光雷达的SLAM技术则成为探索未知退化环境机器人的主要环境感知以及自身定位手段<sup>[5]</sup>。一般激光SLAM多采用迭代最近点(Iterative Closest Point, ICP)算法对雷达点云进行配准实现定位。这类算法利用全局点云进行匹配获取帧间位姿变换,但由于退化环境中环境相似且纹理特征缺失,在进行点云配准时难以找到正确匹配的帧间点云,导致算法难以收敛且存在较大的匹配误差<sup>[6]</sup>,最终导致全局定位失败;建图出现漂移、重叠、颠倒等现象<sup>[7]</sup>。

为了克服这些问题,国内外学者对退化环境中的SLAM算法展开研究。Gmapping为早期基于滤波实现的SLAM算法,该算法在环境特征丰富的区域能够有较好的效果,但在退化环境中难以实现自身定位,且运算时间过长,无法保证实时性<sup>[8]</sup>。Joseph提出了Hector算法,该算法创新地提出了scan-to-map的方式对两帧激光点云进行匹配,实现精确的自身定位以及环境建图<sup>[9]</sup>。但由于该方法十分依赖环境纹理特征,搭载该算法的机器人在探索退化环境时,往往会因为环境纹理特征相似且单一导致特征匹配出现大量误差,使得定位失败。机器人会始终在小范围内徘徊,或与

环境障碍产生碰撞。Kurt G Konolige提出了karto算法,该算法前端通过提取特征点加速计算,后端构建位姿图结构优化全局位姿<sup>[10]</sup>。同时,缺乏纹理特征的退化环境中难以提取到足够多的环境特征点,导致前端扫描匹配精度下降;地图中有限的特征点数量,影响优化算法的稳定性和可靠性。Cartographer算法实现了基于图优化的SLAM的后端线程,能够优化前端帧间匹配的位姿,并加入了回环检测功能消除定位与建图过程中的累计误差。但由于退化环境缺乏纹理特征,导致依据特征匹配建立的优化迭代过程难以收敛,且过长的计算时间导致激光雷达数据阻塞,无法进行实时定位<sup>[11]</sup>。在最近的研究中,部分学者针对退化环境对SLAM算法进行了特殊设计。Jacobson等提出了一种适合地下环境进行粗定位的半监督视觉SLAM,利用环境中稀疏的地面纹理作为特征,提高了建图的精度<sup>[12]</sup>。Re等提出了一种基于广义迭代最近点(Generalized\_icp, GICP)三维点云配准的SLAM算法,该算法提取地下巷道中的平面作为位姿图约束SLAM节点,进一步提高退化环境建图的一致性<sup>[13]</sup>。Wu等提出了一种适用于井下矿车的激光SLAM方法,利用带距离信息权值的曲率检测器提取点特征,实现了5cm分辨率下的地图构建<sup>[13]</sup>。董志华等提出了面向煤矿井下环境的激光雷达IMU紧耦合SLAM算法,利用动态特征点提取和因子图优化实现井下环境中的精确SLAM<sup>[14]</sup>。杨健健等提出了一种基于Hector-SLAM的巷道挖掘环境智能感知方法<sup>[15]</sup>。在总体上,退化环境中的SLAM算法研究虽然取得了一定进展,但仍然存在一些问题。其中,主要包括因纹理特征缺乏而导致的全局点云配准误差较大、高计算复杂度难以收敛,以及建图容易出现重叠漂移等挑战<sup>[17]</sup>。

为此,本文提出了一种基于空间几何特征的SLAM算法。算法前端设计了一种基于空间几何特征的特征点提取方式,提取空间曲线与平面特征点代替全局点云进行配准。依据空间点线面约束构建点云配准残差函数,采用高斯-牛顿法(Gauss-Newton, G-N)求解加速运算,提高点云配准精度。算法后端依据关键帧创建子图,进行子图间map-to-map精匹配获取精确位姿,并将前后端位姿进行插值融合,实现全局定

位优化。实验证明，该算法在退化环境具备更出色的定位精度和建图效果。

## 二、基于空间几何特征的激光 SLAM 算法

### 2.1 空间几何特征点定义

在退化环境中，虽然纹理特征缺乏，但空间中仍然存在各种几何形状，例如点，线和面。基于此，本文算法通过提取空间曲线与空间平面几何特征，在环境发生退化时最大程度的利用空间信息。算法涉及的空间几何特征定义如下：

1)空间曲线特征。通过如下公式计算空间某点周围的弯曲程度，通过空间弯曲程度可以判断空间某点附近是否存在曲线。使用该点与其前后各5个点到扫描中心的距离差值来计算，即该点与该点周围10个点到扫描中心距离的平均偏差程度。

$$C_i = \left| \frac{\sum_{j \neq i}^{j \in S} (R_j - R_i)}{R_i} \right| \quad (1)$$

式中： $C_i$ 为第*i*点周围的空间弯曲程度； $R_i$ 为第*i*点到扫描中心的距离； $S$ 为第*i*点前后各5个点云组成的集合； $R_j$ 为这些点到扫描中心的距离。如图1左图，若点*i*附近存在空间曲线时，其周围点云处于曲线上，因此分布散乱，计算所得 $C_i$ 较大；若点*i*附近不存在曲线，

则周围点云分布均匀，计算所得 $C_i$ 较小。因此，若第*i*点所求 $C_i$ 较大，则认为该点所处空间弯曲程度较大，附近空间中存在空间曲线特征。

2)空间平面特征。空间平面特征基于三点共面原理，可利用三个点构建平面方程来判断是否存在平面特征。图1右图为空间平面特征示意。但由于激光传感器存在测量误差，且现实环境中难以出现严格规整的平面，实际上平面方程很难严格满足，因此设定阈值 $C_{plane}$ 进行平面判断。具体地，对于空间点*i*，找到其最近的三个点 $A(x_1, y_1, z_1)$ ， $B(x_2, y_2, z_2)$ ， $C(x_3, y_3, z_3)$ ，有空间平面方程：

$$\alpha x + \beta y + \gamma z + 1 = 0 \quad (2)$$

式中： $\alpha\beta\gamma$ 皆为常数， $xyz$ 为空间点的三维坐标，将点ABC代入平面方程计算，将结果与平面判断阈值 $C_{plane}$ 进行比较，若满足：

$$\begin{cases} \alpha x_1 + \beta y_1 + \gamma z_1 + 1 \leq C_{plane} \\ \alpha x_2 + \beta y_2 + \gamma z_2 + 1 \leq C_{plane} \\ \alpha x_3 + \beta y_3 + \gamma z_3 + 1 \leq C_{plane} \end{cases} \quad (3)$$

则认为ABC三点共面，由于ABC三点为点云数据中与*i*点最近的点云，因此可认为*i*点附近存在空间平面特征。

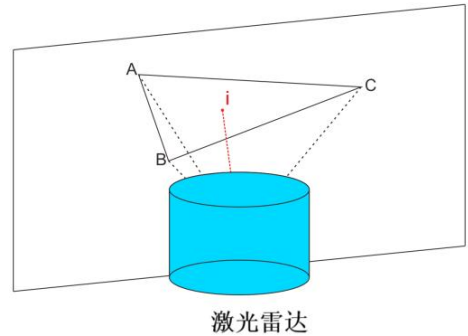
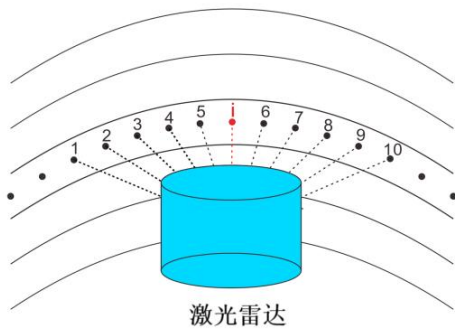


图1 空间几何特征示意图

Fig.1 Spatial geometry feature

### 2.2 空间几何特征点提取

激光雷达在扫描过程中自身存在运动，导致一帧激光雷达数据中不同激光点所处的坐标系均不相同，但最终输出时默认将这些点云输出为同一个坐标系，这就是激光雷达点云畸变的来源。如果不去除点云畸变，会导致局部定位出现较大误差，最终导致全局定位失败和建图重叠的情况。本文算法在对激光雷达点

云进行处理之前利用惯性测量单元（Inertial Measurement Unit, IMU）去除点云畸变。具体地，依据时间戳将IMU与激光雷达的数据进行对齐，通过IMU预积分以及前后两帧IMU数据的插值获得一帧激光数据中每个扫描点之间的相对位姿变换；通过相对位姿变换将每个激光点云变换到第一个激光点云的坐标系下，从而实现了一帧雷达点云坐标系的统一，去

除点云畸变<sup>[18]</sup>。

考虑到退化场景中缺乏纹理特征,使用全局雷达点云进行配准会因为环境特征不够从而定位失败,因此需要找到环境中存在的特征点进行提取。特征点的提取一方面突出了环境特征,另一方面剔除了没有特征难以被正确匹配的点云,减少计算量的同时提升了精度。特征点提取过程如下。

1) 特征点判断。由公式(1),对激光点云数据中的点 $i$ ,计算其空间弯曲程度 $C_i$ ;设置空间曲线判断阈值 $C_{Curve}$ ,将 $C_i$ 与 $C_{Curve}$ 进行比较,若 $C_i$ 大于 $C_{Curve}$ ,认为该点附件空间存在空间曲线,标记为空间曲线特征点;对于已经被标记为空间曲线特征点的点,不再对该点以及该点前后五个点云进行空间平面特征点判断。若 $C_i$ 小于 $C_{Curve}$ ,找到离该点最近的三个点代入公式(2)平面方程中,若计算结果小于平面判断阈值 $C_{Plane}$ ,认为该点位于空间平面上,标记为空间平面特征点。对于既不满足空间曲线特征判断条件,也不满足空间平面特征判断条件的点云,认为其不具备典型空间特征,将其舍弃不纳入后续计算。

2) 特征点提取。为了保证在雷达扫描范围之内特征点分布均匀,需要划分扫描区间,并设定各个区间上的点云提取数量。机械式激光雷达的扫描范围为一周360°,将雷达扫描平面均匀划分为6个区间,并限定每个区间中的特征点云数量。在各个区间提取空间曲

线特征点与空间平面特征点,将提取到的两类特征点进行标记后保存。由于环境中总会存在平面与曲线的几何特征,因此在退化环境也依旧能够提取到满足匹配需求的特征点,同时会把不存在特征的点云进行滤除,减少后续点云匹配计算量。为更直观展示空间几何特征点提取效果,搭建如图2的仿真退化环境,对特征点提取前后的雷达点云进行对比。该环境为缺乏纹理且特征重复的空旷场所,周围墙壁存在几处弯曲与平直墙面。图3展示了特征点提取前后雷达点云对比,雷达的扫描位置为图2的正中心。

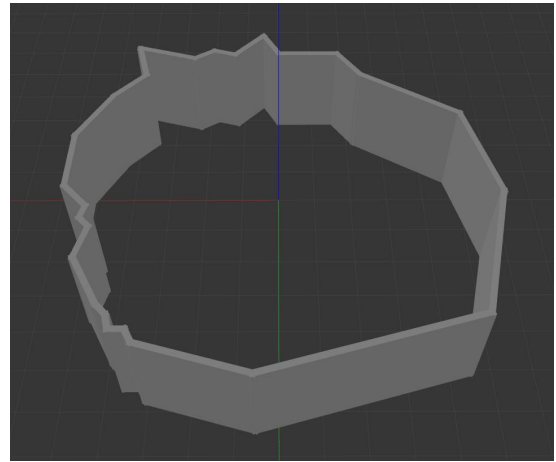


图2 特征点提取仿真环境

Fig.2 Simulation environment of feature points extraction

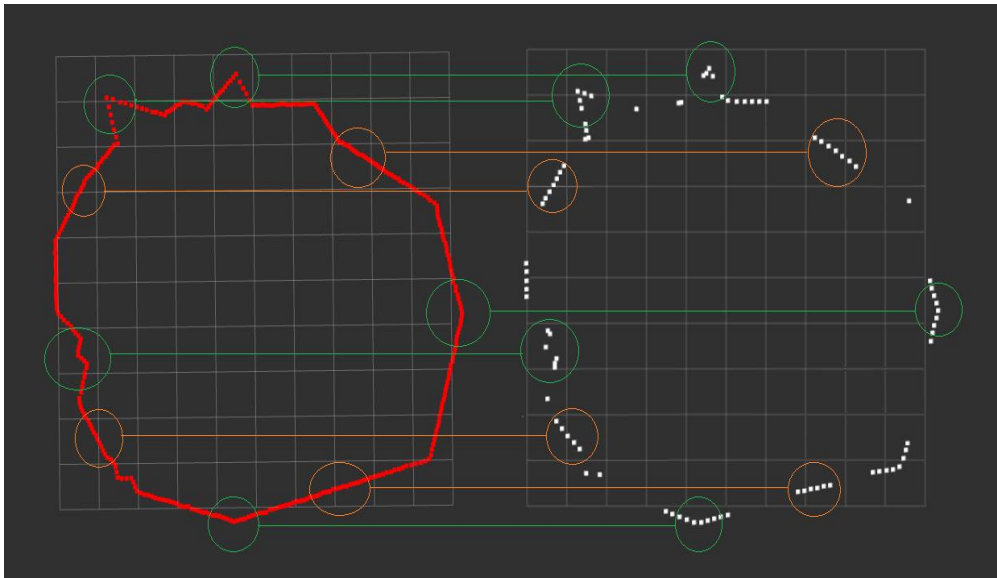


图3 特征点提取前后点云对比

Fig.3 Comparison of point clouds before and after feature point extraction

图3中左侧红色点云为原始扫描点云,右侧黄色点云为特征点云。可见如墙面拐角处(绿色圆圈)等具备明显空间几何特征的点云都得以保留且分配均匀,笔直墙面有少量点云作为平面几何特征(橙色圆圈)

被提取,其它没有太多特征的点云被滤除。

### 2.3 基于空间几何特征点云配准

特征点云提取后,需要进行点云配准,获得帧间位姿变换,SLAM中点云配准的方法分为:①计算量

小，速度快但累计误差大的scan-to-scan（点对点）；②计算量大，速度慢但累计误差小的map-to-map（子图对子图）；③计算量和累计误差都居中的scan-to-map（点对子图）。本文算法根据前文设计的空间几何特征，对传统scan-to-scan点云配准方式进行了改进，使其在匹配过程中考虑了空间线面几何特征的约束，提升其在退化环境中的匹配精度；同时只利用特征点进行匹配的方式大幅减少了点云配准过程的计算量，提升了算法运行速度。对于空间曲线特征点，以该点与该点最近的两点连线之间的距离作为残差函数，两点可以确定一条线，因此该残差函数考虑了空间中的线特征。对于平面点，以该点到最近三点之间的距离作为残差函数，由于三点可以确定一个平面，因此该残差函数考虑了空间中的面特征。

设求解的位姿变换矩阵为 $E$ ，由点到线、点到面的距离构造的优化残差函数可以表示为：

$$f(P_{\text{curve}}, E) = h_{\text{curve}} \quad (4)$$

$$f(P_{\text{plane}}, E) = h_{\text{plane}} \quad (5)$$

式中： $P_{\text{curve}}$ 为曲线特征点的集合； $P_{\text{plane}}$ 为平面点的集合； $h_{\text{curve}}$ 与 $h_{\text{plane}}$ 分别表示相应的点线距离和点面距离。

可以整合为一个残差函数：

$$f(P, E) = h \quad (6)$$

该式即为点云配准过程构建的残差函数，使用G-N方法求解该优化问题，G-N法是迭代求解优化问题的方法，设置一个好的初值不仅可以避免求解落入局部最小区间，也能够大幅度提升求解速率。本文算法所需初值为一个位姿变换，在此处利用IMU预积分获得的相对位姿变换作为该优化问题的初值。获得初值后，通过迭代最小化 $h$ 的值，即可求出 $E$ ，即点云帧间的相对位姿变换，完成点云配准。

## 2.4 后端优化

由于前端的激光里程计需要保证实时性，无法做到耗时但准确的大规模匹配。为了使全局定位更精确，需要通过后端对前端计算得到的位姿变换进行优化。后端算法采用一种基于关键帧构建子图，子图间进行map-to-map匹配获取精确位姿，并将该位姿与前端配准所得位姿进行插值融合以实现全局定位优化的后端结构<sup>[19]</sup>。具体过程如下：

1) 生成关键帧。由于后端运算量较大，为了保证系统的实时性，后端只对生成的关键帧进行处理。关

键帧表示周围环境发生显著变化时的一帧雷达数据。通过设定关键帧判断阈值，利用前端激光里程计得到的相对位姿变换与阈值比较，判断是否产生关键帧。后端优化只会在关键帧生成时被调用。

2) 构建关键帧子图。产生关键帧后，后端会利用该帧雷达点云构建关键帧子图。构建子图时，对该帧雷达点云重新提取空间几何特征点，为了利用更多的空间信息以提升匹配精确度，这个过程的特征点提取只进行特征点提取均匀化，并不限制空间几何特征点的提取数量。

3) map-to-map匹配。利用两帧连续关键帧构建的子图进行map-to-map匹配获得两帧关键帧之间的相对位姿变换。该过程运算量较大，但是能够获得十分精确的位姿变换。

4) 前后端位姿插值融合。通过插值的方式，将前端激光里程计计算得到的粗位姿与后端计算得到的精位姿融合，实现对于全局位姿的优化。首先计算插值权重 $\alpha$ ，计算公式如下：

$$\phi = \frac{t_{\text{curr}} - t_{\text{fron}}}{t_{\text{back}} - t_{\text{fron}}} \quad (7)$$

式中： $t_{\text{curr}}$ 为进行融合时的时间戳； $t_{\text{fron}}$ 与 $t_{\text{back}}$ 为前端与后端计算得到位姿变换时的时间戳。

前后端位姿插值融合的计算公式如下：

$$E_i = (1 - \phi) * E_{\text{fron}} + \phi * E_{\text{back}} \quad (8)$$

式中： $E$ 为式（6）中的变换矩阵，表示一个位姿变换； $E_i$ 为融合位姿变换； $E_{\text{fron}}$ 为前端计算得到的位姿变换； $E_{\text{back}}$ 为后端计算得到的位姿变换。若 $\phi$ 较大，前后端计算得到位姿的时间越接近，近似认为前后端所得为相同时刻的机器人位姿，因此在位姿融合时给予精度高的后端位姿更大权重；若 $\phi$ 较小，前后端计算得到位姿的时间相差较远。认为前后端所得并非同一时刻的位姿，这一问题产生的原因是后端计算量大，导致位姿更新速度落后于前端。为保证实时定位的准确性，融合前后端位姿时给予实时性高的前端位姿更大的权重。进行前后端位姿变换融合之后，获得的位姿就是该SLAM系统中全局最优位姿，以该位姿为中心构建增量栅格地图，即可完成全局地图的构建。

## 2.5 算法整体框架总结

本文提出的SLAM算法整体框架如图4所示。算法前段在激光里程计部分融合了IMU数据，首先进行点云运动畸变的剔除；随后对剔除了运动畸变的点云，进行空间几何特征点提取；该过程会提取雷达点云中



具有空间曲线与平面特征的点云，并将扫描范围均匀划分，限制提取数量，保证特征点在扫描视场内分布均匀。此过程加强了对于弱纹理环境的特征识别能力，同时去除部分冗余数据，减少计算量，提升算法的实时性。对于提取的特征点进行点云配准。点云配准过程通过构建优化问题，利用点线面特征约束构建残差函数，最小化残差获得帧间相对位姿变换，提升速度

的同时增强对于弱纹理场景的适应能力。算法后端采用大规模map-to-map方法进行精细匹配求得精确位姿，通过插值与前端粗匹配获得的粗略位姿进行融合，实现对于整体位姿的优化，提升定位精度；利用优化后的位姿进行建图，保证建图效果。

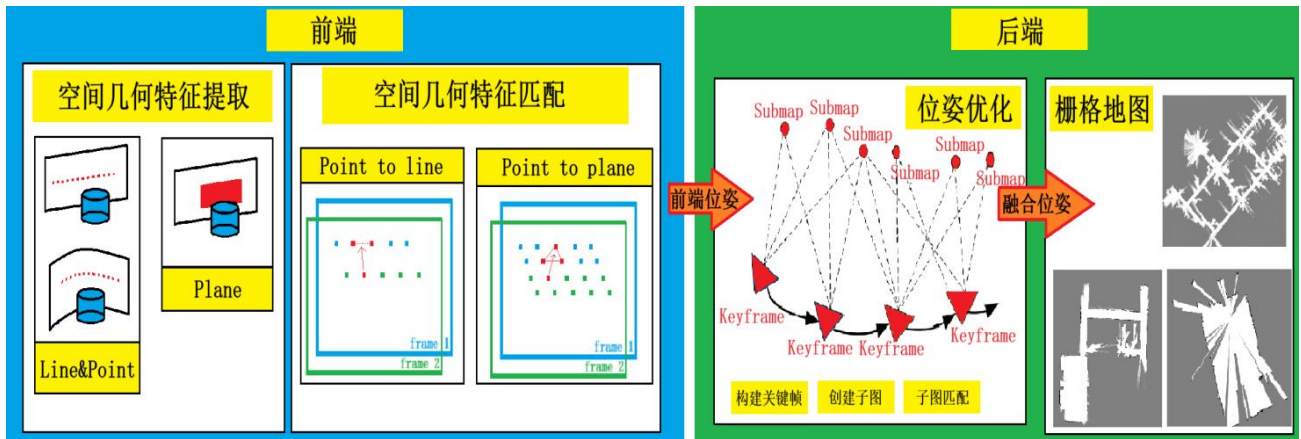


图 4 SLAM 系统框架

Fig.4 SLAM system framework

### 三、试验与分析

实验环境：操作系统为Ubuntu 20.04；ROS环境为ros-noetic；开发语言：C++；本次实验主要验证：①激光里程计在退化环境中的精度，②退化环境中算法建图效果及运行速度。先在仿真环境中进行验证，通过仿真验证后再进行实际测试。

#### 3.1 激光里程计精度测试

前端激光里程计的精度对定位和建图都有很大的影响，因此先在退化环境中测试激光里程计的精度。实验设计了平移精度和转向精度两个测试。实验环境

为空旷的室内，周围只有墙体，没有其他物件，属于典型的退化场景。进行平移精度测试时，事先利用标尺测量出场地真实距离；由实验人员手持设备，在实验场地总共移动20m。每行走2.5m记录一次里程计数据。进行转向实验时，利用量角器在地面标记真实角度，由实验人员手持设备在标记了真实角度的地面进行原地转向。每次实验进行四次转向，转动的角度分别为10°、45°、90°和180°，记录里程计输出的转角和真实角度进行比较，两项实验的数据如表1所示。

表 1 激光里程计精度测试结果

Tab.1 Accuracy test results of laser odometer

True data		Gmapping		Hector		Cartographer		Our	
Distance/ m	Angle/ °	Distance/m	Angle/°	Distance/m	Angle/°	Distance/m	Angle/°	Distance/m	Angle/°
2.5	10.0	2.411	8.1	2.391	9.3	2.511	10.6	2.485	10.1
5.0	45.0	6.366	40.2	5.132	43.7	5.239	47.2	4.883	44.7
7.5	90.0	9.003	100.7	8.176	88.2	7.731	94.1	7.511	91.0
10.0	180.0	12.163	-	11.763	166.3	10.722	192.2	10.063	181.7
12.5	-	15.214	-	13.774	-	13.262	-	12.768	-
15.0	-	18.661	-	16.883	-	16.563	-	15.376	-
17.5	-	22.415	-	20.285	-	18.092	-	17.719	-
20.0	-	27.192	-	24.012	-	22.300	-	20.603	-

里程计计算里程时不可避免的会出现误差。里程

是一个累计的过程，因此每一次计算产生的误差都会

被代入下一次计算,从而形成误差的累计。由表1可见,随着测试距离和转角幅度的增加,误差逐步提高。图5为将表格内容绘制为曲线的结果。可见三种对比算法与真值相比皆体现出不同程度的误差。对于Gmapping和Hector,其误差产生的主要原因是退化环境中环境特征不足,导致依赖于特征匹配的里程计计算里程误差较大,随着误差累积,最终出现与真值较大的偏离。Cartographer有回环检测线程消除累计误差,其效果强于Gmapping与Hector,但在退化环境中重复单一且相似的环境特征容易诱发回环误判,错误的回环会最终影响里程计算的结果,因此在长距离的实验中仍然体

现出与真值较大的偏差。本文算法的前端里程计在特征提取以及点云配准两个关键步骤都充分利用了退化环境中的空间几何特征,因此能够最大限度的降低退化环境特征缺失对里程解算带来的影响。在四种算法中,本文算法的里程计输出结果(紫色折线)与真值(红色折线)最贴近。平移误差小于0.5m,转向误差不超过 $2^{\circ}$ ,整体误差不超过5%。以上结果说明本文提出的算法里程计单次计算精度高误差低,即便存在误差累计,最终结果也在可接受范围之内。因此,该激光里程计的在退化环境下也可以输出高精度的位姿数据。

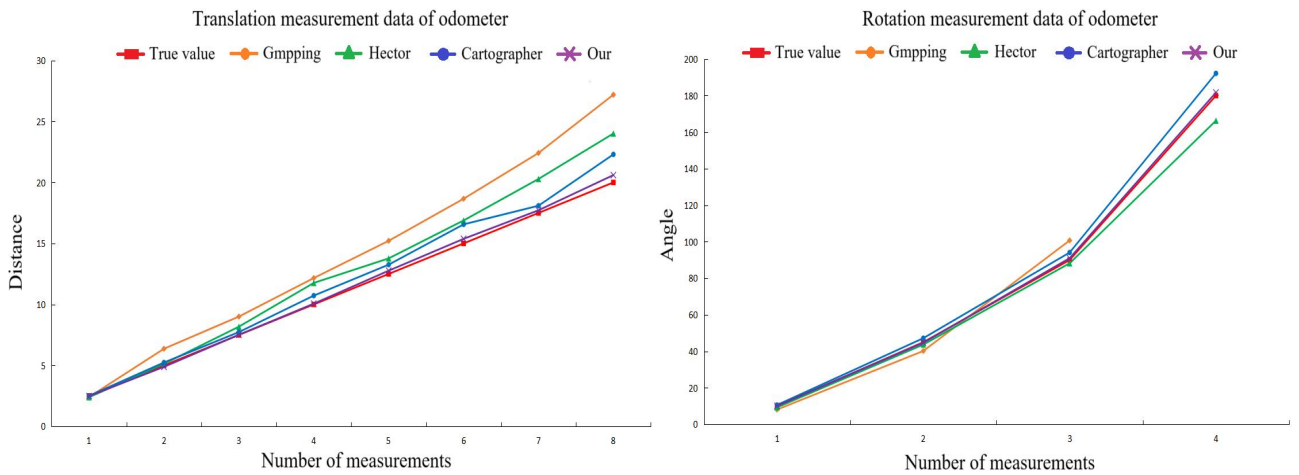


图5 激光里程计真值与测试值对比

Fig.5 Comparison between true value and test value of laser odometer

### 3.2 退化环境建图测试

为综合验证本文算法在退化环境中的定位与建图效果,在gazebo中搭建如图6所示的测试环境。测试中机器人搭载激光雷达等传感器从起点运动到终点,经过由弱纹理墙壁组成的退化长廊区域。该区域整体缺乏环境纹理、特征重复单一、满足退化环境的要求。在经过退化区域时,控制机器人在该区域进行各个方向的移动,包括平移和旋转,并分别采用本文提出的SLAM算法与Hector, Gmapping和Cartographer算法对该测试环境进行实时建图。为了更准确的评估建图效果,在各个算法建图结束后对各个地图中退化区域长度进行测量,并与真值比较进行定量分析。

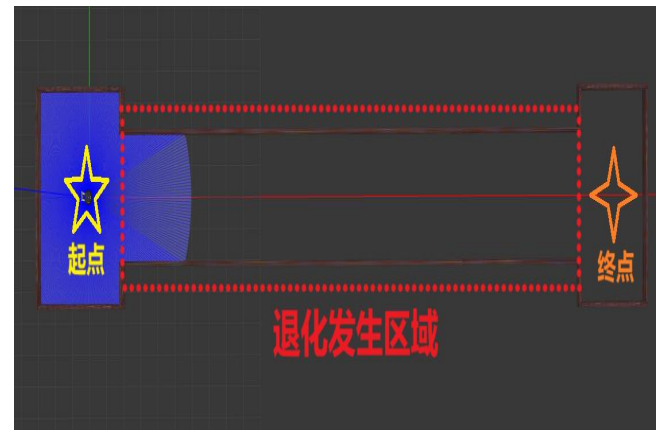


图6 建图仿真环境

Fig.6 Mapping simulation environment

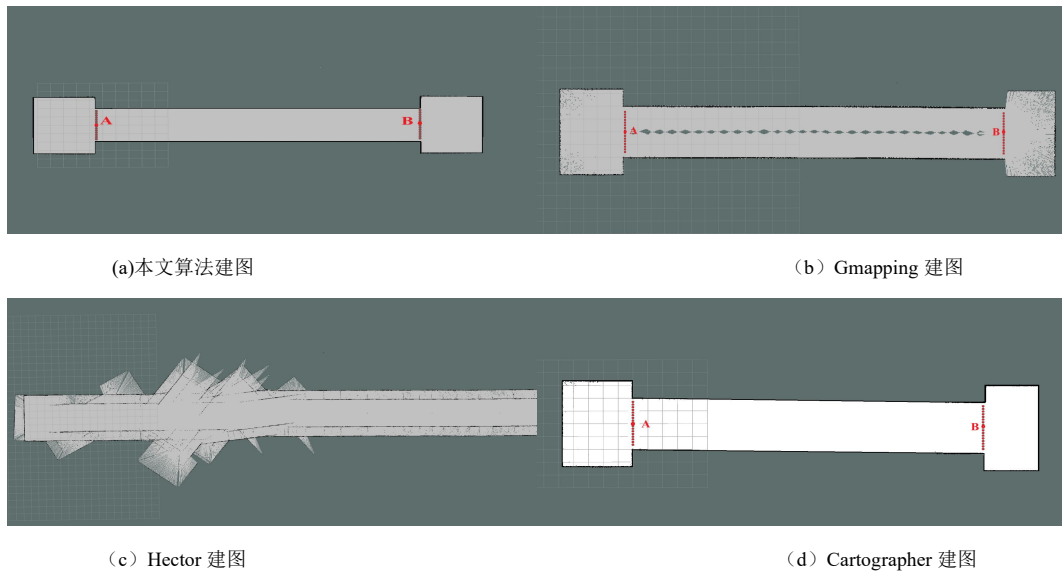


图7 仿真环境建图效果对比

Fig.7 Comparison of simulation environment mapping

对比图7中的四张地图,除Hector算法外其余三种方法皆能完成建图。从建图效果来看,本文算法建立的地图效果最好,环境地图建立完整,地图边界清晰紧凑。Gmapping的建图效果次之,其对于墙体边界的建图不够清晰。其原因是在退化环境中弱纹理特征导致里程计计算的定位信息不准确,而栅格地图的更新依赖于定位信息,有误的定位信息会导致算法在不同的位置更新相同的栅格信息,最终导致对于环境边界

的建立不够清晰。Hector无法完成建图的原因是Hector前端里程计十分依赖于环境纹理进行帧间匹配解算位姿,而退化环境中缺乏纹理特征,最终导致全局定位失败,无法建图。Cartographer所建立的地图出现了一定的倾斜,这是因为前端里程计在进行帧间匹配计算位姿时找不到足够的环境特征,使得位移方向计算有误,最终导致地图建立发生倾斜。图7中每张地图的退化区域长度,即各地图AB两点的测量结果记为表2。

表2 地图退化区域长度定量分析

Tab.2 Quantitative analysis for the length of degraded area on map

方案	建图数量	AB 点长度真值/m	算法所建地图 AB 点平均长度/m	平均误差/m
本文算法	10	15	15.56	0.56
Gmapping	10	15	18.83	3.83
Hector	10	15	-	-
Cartographer	10	15	16.23	1.23

分析表格2可见,本文算法对于退化环境长度的建立误差最小,平均误差小于0.6米。Gmapping在对环境结构和形状的建立上优于Cartographer,但其建图的尺寸精度不如Cartographer。Cartographer在计算位移方向时出现了错误,但整体长度误差小于Gmapping。

随后进行小规模退化场景实际测试,实验场地为图8所展示的一条狭长走廊;长约15米,宽2.5米,是典型的退化环境场景。在该环境下进行建图实验,能够验证算法对于退化环境的适应能力。由实验人员手持设备在走廊中行走,分别采用本文算法、Gmapping、Hector和Cartographer算法进行建图。



图8 实际建图环境

Fig.8 Real-word mapping environment



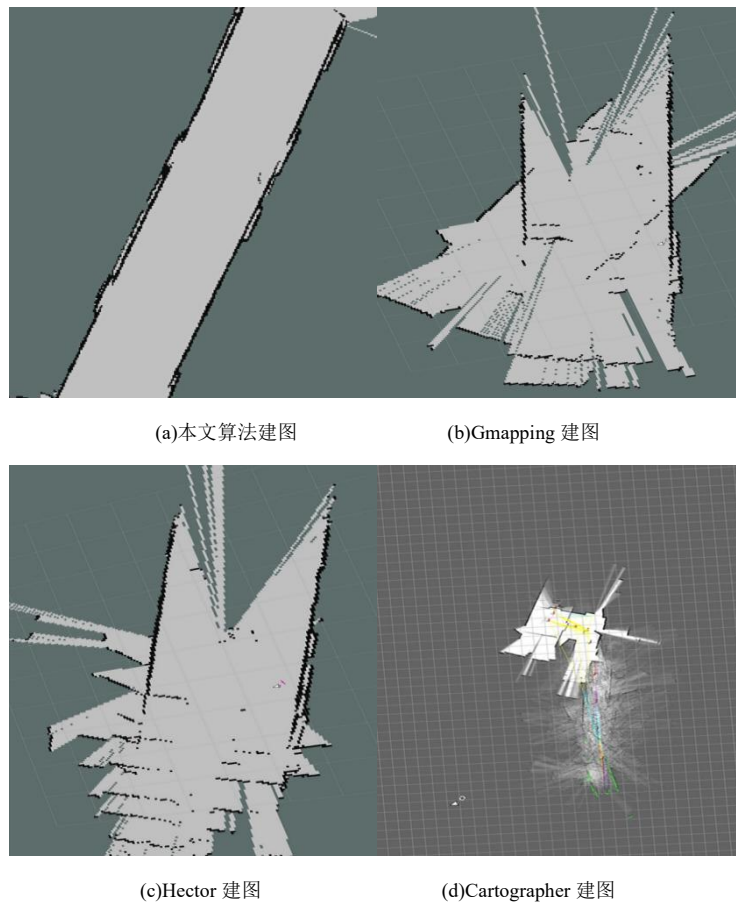


图 9 四种算法实际环境建图对比

Fig.9 Comparison of four algorithms for actual environment mapping

在纹理退化且设备存在晃动的情况下，图9中只有(a)本文算法完成了建图任务。(b)Gmapping算法在开始建图的初期就产生了较为严重的叠图现象。(c)Hector算法在初期能够建立部分地图，但由于退化环境特征相似，导致里程计误认为设备一直停留在原地，地图只在原地更新，并在后期出现叠图情况。(d)Cartographer算法在初期能够建立部分地图，但由于设备存在晃动且退化环境缺乏特征，最终导致定位失效，出现较严重的建图漂移。

最后进行大场景实验，实验场景为图10所展示的一段地铁隧道，属于典型退化场景，环境重复且单一，可用特征较少。为方便体现建图效果，选取直线场景较多且包含一段弯道的隧道区间进行测试，所选区间总长度约800米。由实验人员携带设备在地铁隧道中采集数据，并用本文提出算法与Hector，Gmapping和Cartographer算法进行建图。

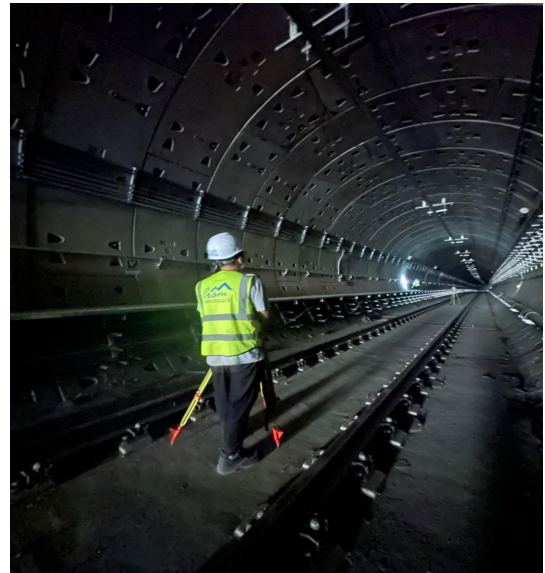
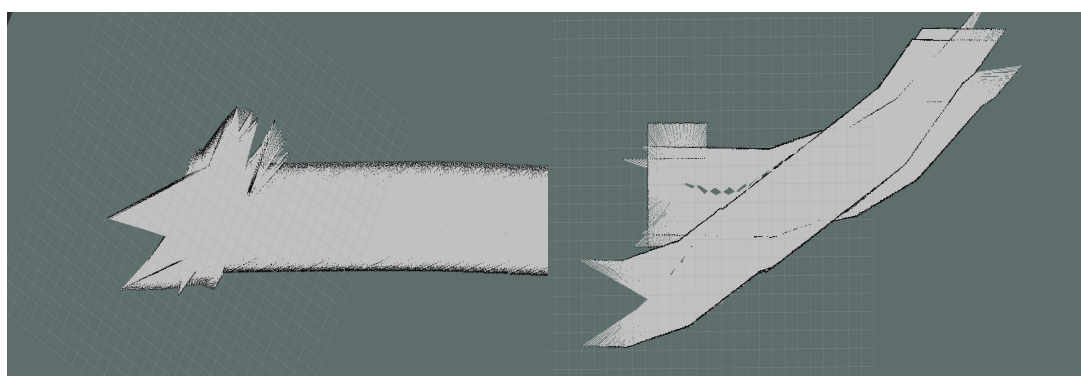


图 10 大规模建图测试场地

Fig.10 Large scale test site



(a) 本文算法建图



(b) Hector 建图

(c) Cartographer 建图

图 11 四种算法实际大规模环境建图对比

Fig.11 Comparison of the four algorithms for actual large-scale environment mapping

由图11可见,在大规模退化场景中,只有(a)本文算法能够完成全场景的地图的构建,建图相对清晰完整,其余三种对比算法无法完整运行或只能建立部分场景的地图。经过多次测试,Gmapping算法都无法完整建图,算法会在建图过程中中断退出。该问题的原因是在退化环境中,环境特征重复单一,Gmapping算法认为实验人员始终停留在原地,从而不断在原地更新占据栅格数据。Gmapping在运算过程中需要存储栅格信息,因此在大规模场景下反复原地更新栅格,会因内存不足无法维持算法运行,最终使程序运行失败退出。由于Gmapping算法无法完整运行,因此不纳入此次对比。(b)Hector算法在最初的3-5米内能够有效建图,但超过3-5米后会开始产生较大的漂移,最终建图失败。产生该问题的主要原因是重复单调的环境特征纹理让Hector算法依赖于特征匹配的前端里程计失效,同时该算法比较依赖于高频且稳定的雷达扫描数据,实验人员携带设备行走时无法保持绝对的稳定,该过程的点云畸变加重了退化环境对里程计的影响最终导致建图失败。(c)Cartographer算法表现明显优于Hector与Gmapping,在最初的10m左右能够建立环境地图,

但随后会出现定位失败的情况,导致建图重叠。产生该问题的主要原因有两点。第一是隧道中重复的纹理让Cartographer的前端里程计无法准确计算位移方向。第二是隧道中重复的环境特征误导了Cartographer算法的回环检测线程,在不该产生回环的位置产生了回环,由于Cartographer算法在检测到回环之后会调整全局的位姿,因此回环的误判会对全局定位产生影响。

表3为本文算法及对比的三种SLAM算法在实验中扫描匹配以及地图更新所用时间。分析表格可见本文算法的平均更新速度是三种对比算法的4倍左右。除了本文算法外,其他三种算法的地图更新频率都小于10HZ,这是由于退化环境中缺乏特征,点云配准时优化迭代多次仍然难以收敛。一般激光雷达的扫描频率为10HZ,更新频率小于10HZ意味着在下一帧雷达数据到来时无法完成对当前帧的计算,无法实时将环境信息加入地图。本文算法处理一帧数据的时间为0.103秒,意味着在下一帧雷达数据到来之前,基本能够完成对于当前帧的处理;这得益于在特征提取和点云配准的过程中都充分利用了环境中的空间几何特征,从而保障了系统的实时性。

表 3 地图更新与扫描匹配时间对比

Tab.3 The time comparison about map updating and scan matching

方案	建图数量	平均地图更新用时/s	平均扫描匹配用时/s
本文算法	10	0.108	0.0068
Gmapping	10	0.51	0.1283
Hector	10	0.34	0.0105
Cartographer	10	0.47	0.0132

综上所述，本文算法在建图效果与运行速度方面比起传统SLAM算法都表现出一定优势。对于纹理退化的环境有更强的适应性，同时保证了整体SLAM过程的实时性。

#### 四、结论

传统SLAM算法在环境纹理弱，特征重复且单一以及缺乏外部GPS等定位信号的退化环境中，面临多重挑战。相似的环境纹理及缺乏的特征使点云配准误差显著，让定位出错和建图重叠的问题更加突出。此外，在退化环境中整个SLAM过程需要消耗更大的计算资源，运算时间长，无法满足实时运行的要求。

为解决以上问题，本文提出了一种基于空间几何特征的SLAM算法。该算法的前端阶段通过提取空间中的线和面的几何特征，最大化地利用了退化环境中存在的空间几何特征。基于这些特征构建了点线面之间的距离残差函数，并采用Gauss-Newton法进行残差优化，以实现点云的准确配准。算法的后端基于关键帧构建子图，并通过子图匹配来精确计算位姿。最后，通过对前端和后端位姿的插值融合，进一步优化了系统的全局定位。该算法有效地克服了退化环境下SLAM算法定位精度低和建图重叠漂移的问题，同时确保了系统的实时性。

为了验证该算法的性能，在仿真与实际退化环境中对该算法进行测试。结果表明，算法前端激光里程计能够在退化环境中输出准确位姿，精度高误差低，在20米的里程计测试中整体误差小于5%。在不同规模的退化环境建图实验中，该算法能够建立清晰而准确的地图，其中地图边界的点云紧凑且密集，整体地图结构清晰。此外，建图节点的运行速度比Hector，Gmapping和Cartographer算法快近4倍，满足实时性要求。未来的研究方向包括改进算法以支持3D激光雷达，并整合更多传感器数据，以提高定位和建图的精度，以适用于更广泛的退化环境场景。

#### 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(01): 54-73.

Ge s, Hu e, Li y. New progress and direction of rob

ot technology in coal mine[J]. Journal of China Coal Society, 2023, 48(1): 54-73.

- [2] 马宏伟, 王岩, 杨林. 煤矿井下移动机器人深度视觉自主导航研究[J]. 煤炭学报, 2020, 45(6): 2193-2206.  
Ma h, Wang y, Yang l. Research on depth vision based mobile robot autonomous navigation in under- ground coal mine [J]. Journal of China Coal Society, 2020, 45(6): 2193—2206.
- [3] Wisth D, Camurri M, Das S, et al. Unified multi-modal landmark tracking for tightly coupled lidar-visual-inertial odometry[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2021, 6(2): 1004-1011.
- [4] Kasper M, McGuire S, Heckman C. A benchmark for visual-inertial odometry systems employing onboard illumination[C]//2019 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). IEEE, 2019: 5256-5263.
- [5] Ebadi K, Chang Y, Palieri M, et al. LAMP: Large-scale autonomous mapping and positioning for exploration of perceptually-degraded subterranean environments [C]//2020 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). IEEE, 2020: 80-86.
- [6] 陈先中, 刘荣杰, 张森, 等. 煤矿地下毫米波雷达点云成像与环境地图导航研究进展[J]. 煤炭学报, 2020, 45(6): 2182-2192.  
Cheng x, Liu r, Zhang s, et al. Development of millimeter wave radar imaging and SLAM in underground coal mine environment[J]. Journal of China Coal Society, 2020, 45(6): 2182-2192.
- [7] 仇新, 张禹, 苏晓明. 基于启发式算法的移动机器人SLAM[J]. 中国惯性技术学报, 2018, 23(1): 45-50.  
Zhang X, Zhang Y, Su X. Simultaneous localization and mapping of mobile robot based on heuristic algorithm[J]. Journal of Chinese Inertial Technology, 2018, 23(1): 45-50.
- [8] Kohlbrecher S, Von Stryk O, Meyer J, et al. A flexible and scalable SLAM system with full 3D motion estimation[C]//2011 IEEE international symposium on safety, security, and rescue robotics. IEEE, 2011: 155-160.
- [9] Konolige K, Grisetti G, Kümmerle R, et al. Efficient sparse pose adjustment for 2D mapping[C]//2010 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. IEEE, 2010: 22-29.
- [10] Hess W, Kohler D, Rapp H, et al. Real-time loop closure in 2D LIDAR SLAM[C]//2016 IEEE international conference on robotics and automation (ICRA). IEEE, 2016: 1271-1278.
- [11] Jacobson A, Zeng F, Smith D, et al. Semi-supervised slam: Leveraging low-cost sensors on underground autonomous vehicles for position tracking[C]//2018 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). IEEE, 2018: 3970-3977.

- [12] Ren Z, Wang L, Bi L. Robust GICP-based 3D LiDAR SLAM for underground mining environment[J]. Sensors, 2019, 19(13): 2915.
- [13] Wu D, Meng Y, Zhan K, et al. A lidar slam based on point-line features for underground mining vehicle[C]//2018 Chinese Automation Congress (CAC). IEEE, 2018: 2879-2883.
- [14] 董志华, 姚顽强, 蔺小虎, 等. 煤矿井下顾及特征点动态提取的激光 SLAM 算法研究[J]. 煤矿安全, 2023, 54(8): 241-246.  
Dong z, Yao w, Lin x, et al. LiDAR SLAM algorithm considering dynamic extraction of feature points in underground coal mine[J]. Safety in Coal Mines, 2023, 54(8): 241-246.
- [15] 杨健健, 张强, 吴淼, 等. 巷道智能化掘进的自主感知及调控技术研究进展[J]. 煤炭学报, 2020, 45(6): 2045-2055.  
Yang j, Zang q, Wu m, et al. Research progress of autonomous perception and control technology for intelligent heading[J]. Journal of China Coal Society, 2020, 45(6): 2045-2055.
- [16] Ebadi K, Chang Y, Palieri M, et al. LAMP: Large-scale autonomous mapping and positioning for exploration of perceptually-degraded subterranean environments [C]//2020 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA).IEEE, 2020: 80-86.
- [17] Shan T, Englot 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.
- [18] 闵涛, 罗小勇, 高峰, 等. 基于位姿图优化的 MEMSINS/GNSS 行人融合定位方法[J]. 中国惯性技术学报, 2021, 29(1): 40-47.  
Min T, Luo X, Gao F, et al. A method for MEMSINS/GNSS pedestrians integrated positioning based on pose graph optimization[J]. Journal of Chinese Inertial Technology, 2021, 29(1): 40-47.
- [19] 程传奇, 郝向阳, 李建胜, 等. 基于非线性优化的单目视觉/惯性组合导航算法[J]. 中国惯性技术学报, 2017, 25(05): 643-649.  
Cheng C, Hao X, Li J, et al. Monocular visual inertial navigation based on nonlinear optimization[J]. Journal of Chinese Inertial Technology, 2017, 25(05): 643-649.