

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2417564

# 基于改进 DLO 算法的无人叉车同时定位与建图<sup>\*</sup>

程军<sup>1</sup> 毛伟<sup>2</sup> 汪步云<sup>1</sup> 许德章<sup>1,2</sup> 杨秋生<sup>3</sup>

(1. 安徽工程大学人工智能学院 芜湖 241000; 2. 安徽工程大学机械与汽车工程学院 芜湖 241000;

3. 芜湖云擎机器人科技有限公司 芜湖 241000)

**摘要:** 堆垛式无人叉车在仓储和物流管理中负责货物的堆垛和取放任务,在工业环境中,需要开发快速而准确的状态估计和环境感知算法,以便实现无人叉车的自主导航运动。然而,直接使用激光雷达里程计进行状态估计时,往往会导致建图不准确和位姿漂移等问题。为此,提出了一种基于改进 DLO 算法的堆垛式无人叉车同时定位与建图方法。利用惯性测量单元提供的运动模型以及多线激光雷达的点云数据,对叉车的初始位姿进行先验估计。通过 DLO SLAM 算法的前端,采用广义最小二乘法进行扫描匹配,实时估计叉车的位姿并构建地图。利用 HDL-Graph-SLAM 的后端位姿优化和回环检测,进一步提升地图重建的精度。实验结果表明,该方案能够有效抑制动态环境中的地图漂移及误差累积问题。与 DLO SLAM 相比,定位精度提高了 60.9%,与 Cartographer 算法相比提高了 56.9%,同时,稳定性也显著提升,能够满足堆垛式无人叉车同时定位与建图的要求。

**关键词:** 同时定位与建图;堆垛式无人叉车;状态估计;环境感知;位姿漂移

中图分类号: TN249; TN951 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 510.1050

## Simultaneous localization and mapping of unmanned forklift based on improved DLO algorithm

Cheng Jun<sup>1</sup> Mao Wei<sup>2</sup> Wang Buyun<sup>1</sup> Xu Dezhong<sup>1, 2</sup> Yang Qiusheng<sup>3</sup>

(1. School of Artificial Intelligence, Anhui Polytechnic University, Wuhu 241000, China;

2. School of Mechanical Engineering, Anhui Polytechnic University, Wuhu 241000, China;

3. Wuhu Yunqing Robot Technology Co., Ltd., Wuhu 241000, China)

**Abstract:** Stacking unmanned forklifts are responsible for the stacking and picking of goods in warehousing and logistics management. In industrial environments, it is necessary to develop fast and accurate state estimation and environment perception algorithms in order to achieve autonomous navigation movement of unmanned forklift trucks. However, when using LiDAR odometer for state estimation, problems such as inaccurate mapping and pose drift are often encountered. Therefore, a method of simultaneous localization and mapping of pileup unmanned forklift based on improved DLO algorithm is proposed. Firstly, the motion model provided by the inertial measurement unit and the point cloud data of the multi-line LiDAR are combined to perform a prior estimation of the initial pose of the forklift. Then, through the front end of DLO SLAM, the generalized least square method is used to scan and match, and the pose of the forklift is estimated in real time and the map is constructed. Finally, the back-end pose optimization and loop detection of HDL-Graph-SLAM are used to further improve the accuracy of map reconstruction. Experimental results show that the proposed scheme can effectively suppress map drift and error accumulation in dynamic environment. Compared with DLO SLAM, the localization accuracy is improved by 60.9% and compared with Cartographer algorithm by 56.9%. At the same time, the stability is also significantly improved to meet the requirements of stacking unmanned forklifts for accurate and efficient simultaneous localization and mapping.

**Keywords:** simultaneous localization and mapping; stacking unmanned forklift truck; state estimation; environmental awareness; pose drift

## 0 引言

随着人工智能技术的发展,制造业正逐渐向智能、无人

驾驶的方向转变<sup>[1]</sup>。在大型工业场景中,准确的状态估计和环境感知已经成为自主移动机器人的关键性能<sup>[2-3]</sup>。同时定位与建图(simultaneous localization and mapping,

收稿日期:2024-12-05

\*基金项目:国家自然科学基金(51605229)、安徽省高校自然科学基金(2023AH050928)、安徽省高校协同创新项目(GXXT-2023-076)、安徽省经信委制造业重点领域揭榜挂帅项目(JB22031)、安徽未来技术研究院企业合作项目(2023qyhz35)资助

SLAM)一直是移动机器人领域一个重要的研究方向,它可以使机器人在未知环境中递增地建立环境地图同时实现机器人在环境地图中的精确位姿估计,被认为是真正实现移动机器人在未知环境中自主导航运动的基础<sup>[4]</sup>。因此,对于机器人同时定位与建图的研究具有很高的实际价值。

作为目前最常用的激光雷达(Lidar)SLAM方法,图优化的理论与应用价值均已得到了充分的验证<sup>[5]</sup>。陈耀华等<sup>[6]</sup>针对 Davison 在 2003 年提出的基于非线性优化的图优化 SLAM 方法进行改进,使用单目相机实时进行定位与建图,为后来 SLAM 领域的发展奠定了基础。2016 年,谷歌提出了融合惯性传感器 (inertial measurement unit, IMU) 和激光雷达的 Cartographer SLAM 算法,该算法基于图优化,具有良好的映射效果,但是对环境要求高,难以处理动态环境<sup>[7]</sup>。2018 年,Shan 等<sup>[8]</sup>提出了轻量级、低成本的 LeGO-LOAM(lightweight and group-optimized lidar odometry and mapping on variable terrain),采用了基于冲浪地图(surfmap)的方法,通过投影当前激光雷达扫描和冲浪地图的渲染模型视图之间的关联,实现机器人的定位和地图构建。2019 年,Koide 等<sup>[9]</sup>提出了 HDL-Graph-SLAM (high-dimensional lidar graph-based SLAM),通过考虑激光雷达扫描之间的约束关系,有效地建模了传感器数据之间的几何和运动关系。2021 年,针对 scan-to-scan 和 scan-to-map,都需要通过迭代计算的方式求解,南洋理工大学的 Wang 等<sup>[10]</sup>提出了 F-LOAM (fast lidar odometry and mapping),采用非迭代两步法实现畸变补偿来降低计算消耗。2023 年,针对传统图优化导航方法中传感器测量协方差不准确导致估计精度下降的问题,南京理工大学的赵壮等<sup>[11]</sup>提出了自适应滤波协同图优化导航方法,在因子图导航框架下嵌入自适应滤波器为因子图模型提供传感器噪声的实时估计与测量信息的局部融合结果,一定程度上提高计算精度与计算效率。综上所述,目前对于图优化 SLAM 的应用比较成熟,但图优化 SLAM 前端对于纹理和特征点稀疏的环境,机器人出现定位变慢、甚至会出现定位失效;在处理动态环境时还可能会出现地图漂移、误差累积的问题。

激光 SLAM 主要分为前端和后端两部分:前端负责感知和运动估计,后端则负责地图构建和轨迹优化。缺少后端优化处理,激光雷达在运行过程中会累积较大的误差,最终导致位姿估计不准确,降低地图重建的一致性<sup>[12]</sup>。马哲伟等<sup>[13]</sup>针对 Steder 在 2011 年首次对激光 SLAM 的回环检测技术展开研究。He 等<sup>[14]</sup>对 Li 于 2016 年将 3D 激光点云进行投影在 2D 面上,采用每个面的密度特征来构建描述子进行回环匹配,以提高点云描述符的准确性,进行研究。2018 年,Shan 等<sup>[15]</sup>提出了 LeGo-LOAM 算法,该算法在 LOAM 的基础上优化前端里程计、引入关键帧概念并且加入回环检测,大大减少了计算量,具有更好的鲁棒性和轻

量性。2020 年,柴梦娜等<sup>[16]</sup>提出一种基于点云特征的粗精两步回环检测的方法,提出重叠网格的概念对三维点云进行基于 NDT(3D normal distributions transform)算法的回环检测流程,保证了匹配精度的同时提高了匹配效率。2024 年,张冰战等<sup>[17]</sup>针对纯激光 SLAM 算法定位漂移问题,提出一种基于点云特征描述子全局搜索的粗匹配回环检测算法。虽然激光 SLAM 后端优化功能日益成熟,但仍面临着诸多挑战,包括计算复杂度、局部最小值问题、噪声与异常值处理、动态环境适应、图稀疏性、标定问题以及闭环检测等方面。这些问题仍然是提升激光 SLAM 系统性能和可靠性的重要瓶颈。

本文针对现有的 SLAM 算法在复杂动态环境中表现不佳,容易受到动态物体的干扰,从而导致定位和地图构建出现偏差等问题<sup>[18]</sup>,提出了一种基于 DLO (direct lidar odometry)SLAM 算法的解决方案,用于无人叉车的复杂环境同时定位与建图。首先,对激光雷达点云进行预处理,结合 IMU 数据对无人叉车的初始位姿进行先验估计。接着,采用广义最小二乘法 (generalized iterative closest point, GICP) 进行扫描匹配和地图构建。与 Cartographer 算法相比,该方法在计算效率上有显著提升。然而,对于因位姿漂移和误差累积导致地图构建不完整的问题,单独使用 DLO SLAM 仍未能取得显著改善。因此,本文进一步提出结合 HDL-Graph-SLAM 后端的位姿图优化和回环检测,以解决 DLO SLAM 算法在位姿漂移和误差累积方面的不足。该方案已在实际工厂车间中进行了实验验证效果显著。

## 1 同时定位与建图(SLAM)算法设计

### 1.1 系统总体框架

同时定位与建图算法框架如图 1 所示,整体分为 7 个部分:1)数据预处理。将激光雷达原始点云进行特征分割、滤波、降噪等处理提取特征点;同时,利用 IMU 预积分得到的相对运动估值对特征点进行畸变校正;2)激光里程计。将连续时刻的特征点配准,估计 Lidar 相对运动,估计初始位姿;3)姿态优化。使用 IMU 数据辅助位姿估计,利用滑动窗口优化方法对当前位姿进行实时校正,提升配准的鲁棒性和准确性;4)局部地图构建。将经过优化后的当前帧点云与已有的局部地图进行整合,生成更新后的局部环境表示,为后端提供输入;5)回环检测。通过将当前帧点云与历史点云进行匹配,识别可能的闭环区域,若检测到闭环关系,则生成一个约束因子,表示当前帧与历史帧之间的几何关系;6)全局点云配准。考虑闭环约束,将所有点云进行全局优化配准,减小累计误差;7)因子图优化。构建因子图,将 IMU 信息、闭环因子、位姿估计等作为节点,优化整个位姿图。最后基于优化后的全局位姿调整点云坐标,生成精确的全局环境地图并提供准确的位姿信息,支持后续导航或定位任务。

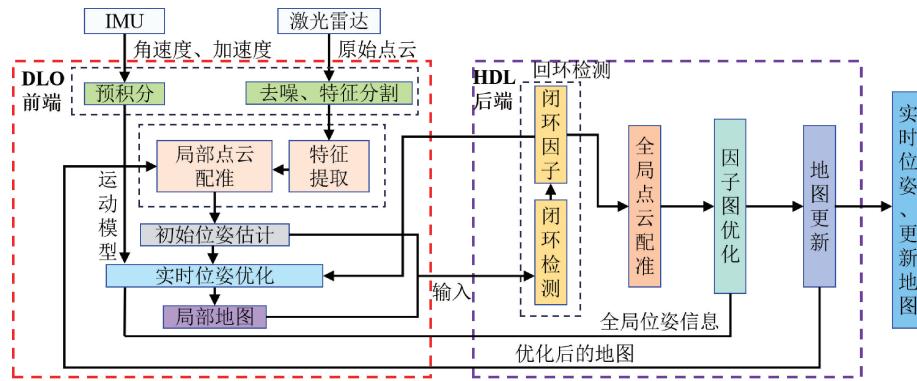


图 1 改进 DLO SLAM 系统框架图

Fig. 1 Diagram of improved DLO SLAM system

## 1.2 算法流程及符号说明

点云  $\mathbf{p}$  由笛卡尔坐标  $\mathbf{p}_i \in \mathbb{R}^3$  的点集合  $\mathbf{p} \in \mathbf{P}$  组成。

将  $\hat{\mathbf{X}}^W_k$  定义为相邻点云在  $k$  时刻扫描  $\mathbf{P}_k$  和  $\mathbf{P}_{k-1}$  时估计的无人叉车当前位姿;  $\mathbf{M}_k$  定义为  $k$  时刻无人叉车重新构建的地图,  $L$  定义为 LiDAR 的坐标系,  $B$  定义为无人叉车位于 IMU 坐标下的坐标系,  $W$  定义为与  $B$  在初始位置重合的世界坐标系。子映射、协方差和树结构分别定义为  $S$ 、 $C$ 、 $T$ 。坐标系采用  $x$  向前,  $y$  向左,  $z$  向上的标准定义。算法流程如下:

### Direct LiDAR Odometry with HDL Graph SLAM Backend

```

1: Input:  $\mathbf{P}_k, \hat{\mathbf{X}}_{k-1}^w$ 
2: Initialize:  $\hat{\mathbf{X}}_{k-1}^w \leftarrow \mathbf{I}$  or gravityAlign()
3: Output:  $\hat{\mathbf{X}}_k^w, \mathbf{M}_k$            ▷ 预处理
4: while:  $\mathbf{P}_k \neq \emptyset$  do
5:    $\mathbf{P}_k \leftarrow \text{preprocessPoints}(\mathbf{P}_k)$ 
6:   computeAdaptiveParameters( $\mathbf{P}_k$ )           ▷ 初始化
7:   if  $k = 0$  then
8:      $\mathbf{T}_{k,1}^L, \mathbf{C}_{k,1}^L \leftarrow \text{NanoGICP1. Build}(\mathbf{P}_k)$ 
9:      $\mathbf{K}_k \leftarrow \text{updateKeyframeDatabase}(\hat{\mathbf{X}}_k^w, \mathbf{P}_k)$ 
10:    continue
11:   end if           ▷ 先验估计
12:   if IMU then
13:      $\hat{\mathbf{X}}_k^c \leftarrow \hat{\mathbf{X}}_k^B$ 
14:   else
15:      $\hat{\mathbf{X}}_k^c \leftarrow \mathbf{I}$ 
16:   end if           ▷ 帧一帧
17:    $\mathbf{T}_{k,1}^L, \mathbf{C}_{k,1}^L \leftarrow \text{NanoGICP1. Build}(\mathbf{P}_k)$ 
18:    $\hat{\mathbf{X}}_k^c \leftarrow \text{NanoGICP1. align}(\mathbf{T}_{k,1}^L, \mathbf{C}_{k,1}^L, \hat{\mathbf{X}}_{k-1}^w, \mathbf{P}_k)$ 
19:    $\hat{\mathbf{X}}_k^w \leftarrow \hat{\mathbf{X}}_{k-1}^w \cdot \hat{\mathbf{X}}_k^c$            ▷ 帧一图
20:    $\mathbf{Q}_k \leftarrow \text{getKeyframeNeighbors}(\hat{\mathbf{X}}_k^w, \mathbf{K}_k)$ 

```

```

21:    $\mathbf{H}_k \leftarrow \text{getKeyframeHulls}(\hat{\mathbf{X}}_{k-1}^w, \mathbf{H}_k)$ 
22:   if  $\mathbf{S}_k = 1$  then
23:      $\mathbf{T}_{k,2}^L \leftarrow \mathbf{T}_{k-1}^L$ 
24:      $\mathbf{C}_{k,2}^L \leftarrow \mathbf{C}_{k-1}^L$ 
25:   else
26:      $\mathbf{T}_{k,2}^L, \mathbf{C}_{k,2}^L \leftarrow \text{NanoGICP2. Build}(\mathbf{S}_k)$ 
27:   end if
28:    $\hat{\mathbf{X}}_k^w \leftarrow \text{NanoGICP2. align}(\mathbf{T}_{k,2}^L, \mathbf{C}_{k,2}^L, \hat{\mathbf{X}}_{k-1}^w, \mathbf{P}_k)$ 
    ▷ 更新关键帧数据与地图
29:    $\mathbf{K}_k \leftarrow \text{updateKeyframeDatabase}(\hat{\mathbf{X}}_k^w, \mathbf{P}_k)$ 
30:    $\mathbf{M}_k \leftarrow \mathbf{M}_{k-1} \oplus \{ \mathbf{K}_k \}$            ▷ HDL Graph
    SLAM 后端
31:   updatePoseGraph( $\hat{\mathbf{X}}_k^w, \mathbf{P}_k$ )
32:   if detectLoopClosure() then
33:     correctLoopClosure()
34:      $\hat{\mathbf{X}}_k^w \leftarrow \text{optimizeGraph}()$ 
35:      $\mathbf{M}_k \leftarrow \text{reconstructMap}()$ 
36:   end if
37: end while

```

## 2 基于 DLO 的同时定位与建图方法

针对 Cartographer SLAM 算法在处理 3D SLAM 时的高计算量和高存储需求, 以及其在复杂动态环境中表现不佳、易受到动态物体干扰从而导致机器人定位和地图构建出现偏差的问题, 本文提出了一种基于 DLO SLAM 算法的堆垛式无人叉车室内同时定位与建图方法。在同时定位与建图过程中, 采用 DLO 直接法处理激光雷达的三维点云数据进行定位和地图构建<sup>[19]</sup>。同时, 利用 IMU 提供的运动模型来预测堆垛式无人叉车的运动, 并使用实际激光雷达数据进行校正。

### 2.1 数据预处理

系统由 360° 激光雷达收集的 3D 点云数据作为输入

端。为了最大限度地减少原始传感器数据的信息损失,在预处理过程中采用了两个滤波器:剪裁框滤波器和体素滤波器<sup>[20]</sup>。首先,通过原点周围大小为 3 m<sup>3</sup> 的裁剪框滤波器去除来自无人叉车本身的点;其次,采用体素滤波器去除密集点云数据中的无效点,并把去除无效点后的点云数据进行平面裁剪并保存裁剪后的数据。

## 2.2 通过 GICP 扫描匹配

基于 Lidar 的里程计可以被看作为通过连续获取并匹配环境点云,估计机器人相对位移和旋转来解决机器人自我运动的过程<sup>[21]</sup>。这个过程通常分为两个阶段进行,首先通过连续扫描匹配估计短时间内的相对位姿,其次通过当前扫描与全局地图匹配修正位置以提高全局一致性。

1) Scan-to-Scan: 在第一阶段, scan-to-scan 的匹配目标是计算在  $L$  中  $k$  时刻的  $\mathbf{p}_k$  和  $k-1$  时刻的  $\mathbf{p}_{k-1}$  之间的相对变换  $\hat{\mathbf{X}}_k^L$ :

$$\hat{\mathbf{X}}_k^L = \operatorname{argmin}_{\mathbf{X}_k^L} \boldsymbol{\epsilon}(\mathbf{X}_k^L \mathbf{p}_k, \mathbf{p}_{k-1}) \quad (1)$$

定义 GICP 的残差  $\boldsymbol{\epsilon}$ :

$$\boldsymbol{\epsilon}(\mathbf{X}_k^L \mathbf{p}_k, \mathbf{p}_{k-1}) = \sum_{i=1}^N \mathbf{d}_i^T (\mathbf{C}_{k-1,i} + \mathbf{X}_k^L \mathbf{C}_{k,i} (\mathbf{X}_k^L)^T)^{-1} \mathbf{d}_i \quad (2)$$

定义协方差矩阵  $\mathbf{C}_{k,i}$ :

$$\mathbf{C}_{k,i} = \sum_{i=1}^N \mathbf{p}'_{k,i} (\mathbf{p}'_{k,i})^T \quad (3)$$

其中,  $\mathbf{d}_i$  表示平移向量  $\mathbf{d}_i = \bar{\mathbf{p}}_{k-1,i} - \mathbf{X}_k^L \bar{\mathbf{p}}_{k,i}$ ;  $\mathbf{p}'_{k,i}$  表示去质心的点  $\mathbf{p}'_{k,i} = \mathbf{p}_{k,i} - \bar{\mathbf{p}}_{k,i}$ 。在第 2.3 节中进一步分析了用外部传感器 IMU 提供的先验信息初始化上述目标函数,即通过 IMU 预积分可以得到一个先验的  $\hat{\mathbf{X}}_k^B$ , 可以设置一个初始设想  $\hat{\mathbf{X}}_k^L = \hat{\mathbf{X}}_k^B$  来建立一个松耦合系统;倘若先验信息不可用,则系统仅依赖点云进行配准。

2) Scan-to-Map: 在推导出机器人的初始位姿估计后执行 scan-to-map 的第二阶段, 执行过程与 scan-to-scan 相类似。然而, 此时的目标并不是计算两个瞬时点云之间的相对变换,而是通过与局部子图匹配的方式,进一步改进前一步的运动估计,使其更加全局一致。这里的任务即计算

当前坐标在世界坐标系 W 下的相对位姿  $\hat{\mathbf{X}}_k^W$ :

$$\hat{\mathbf{X}}_k^W = \operatorname{argmin}_{\mathbf{X}_k^W} \boldsymbol{\epsilon}(\mathbf{X}_k^W \mathbf{p}_k, \mathbf{p}_{k-1}) \quad (4)$$

对 GICP 的残差定义与 2.2 节相似。

更新位姿  $\mathbf{X}_{k+1}^W$ :

$$\mathbf{X}_{k+1}^W = \hat{\mathbf{X}}_k^W + \Delta \mathbf{X} \quad (5)$$

计算位姿增量  $\Delta \mathbf{X}$ :

$$\mathbf{J}^T \mathbf{J} \Delta \mathbf{X} = -\mathbf{J}^T \boldsymbol{\epsilon}_i \quad (6)$$

其中,  $\boldsymbol{\epsilon}_i$  为误差向量,  $\boldsymbol{\epsilon}_i = \mathbf{X}_{k,i}^W \mathbf{p}_{k,i} - \mathbf{m}_i$ ,  $\mathbf{s}_i$  为扫描中的第  $i$  个点,  $\mathbf{m}_i$  为地图中与  $\mathbf{s}_i$  相对应的点;  $\mathbf{J}$  为雅可比矩阵,  $\mathbf{J} = \frac{\alpha \boldsymbol{\epsilon}_i}{\alpha \mathbf{X}_{k,i}^W \mathbf{p}_{k,i}}$ 。

## 2.3 先验估计

式(1)通过 GICP 解决了 scan-to-scan 的非线性优化问题,在这个过程中可以使用 IMU 数据进行先验估计以减少局部最优解问题。该先验估计通过 IMU 提供的加速度和角速度来故居机器人短时间内的运动状态从而作为 SLAM 过程中的先验信息。

利用 IMU 数据进行先验估计在数据预处理之后首先对数据进行检测判定数据是否可用于先验估计,此过程主要分为两个阶段:第 1 阶段为数据质量检查,这一阶段主要检查加速度、角速度和噪声水平,通过设定加速度和角速度的范围阈值检测每个分量是否在预定范围内,设定噪声水平阈值,计算加速度和角速度分量的标准差判断是否在阈值范围内;第 2 阶段为数据一致性检查,这一阶段主要检查轨迹平滑性,判断 IMU 数据轨迹是否平滑,避免异常跳变,通过轨迹变化率和平滑度阈值来判定结果。当 IMU 数据完成这两个阶段的检测则判断可用于先验估计。

先验估计的匹配目标是将 IMU 预积分结果作为先验估计结合 scan-to-scan 的中的位置预测采用因子图优化获取一个新位姿预测结果  $\hat{\mathbf{X}}_k^B$ :

$$\hat{\mathbf{X}}_k^B = \operatorname{argmin}_{\mathbf{X}_k^B} \sum_{i,j} \| \mathbf{r}_{ij} \|^2 \quad (7)$$

定义因子图优化的最小化残差  $\mathbf{r}_{ij}$ :

$$\mathbf{r}_{k,ij}^B = \mathbf{h}(\hat{\mathbf{X}}_k^L, \mathbf{u}_{k,ij}^B) - \mathbf{h}(\hat{\mathbf{X}}_k^L) \quad (8)$$

定义 IMU 的预积分结果  $\mathbf{u}_{ij}$ :

$$\mathbf{u}_{k,ij}^B = [\Delta \mathbf{s}_{k,ij}^B, \Delta \mathbf{v}_{k,ij}^B, \Delta \mathbf{R}_{k,ij}^B] \quad (9)$$

其中,  $\mathbf{h}(\cdot)$  表示预期观测模型;  $\Delta \mathbf{s}_{k,ij}^B$  是 IMU 数据位移预积分;  $\Delta \mathbf{v}_{k,ij}^B$  是 IMU 数据速度预积分;  $\Delta \mathbf{R}_{k,ij}^B$  是 IMU 数据姿态预积分。

基于 DLO SLAM 的堆垛式无人叉车在室内环境中的同时定位与建图方法相比于 Cartographer SLAM 算法,在计算效率上有显著提升。然而,在复杂环境中的建图效果仍有待改善,因此需要进一步优化,以提升其在复杂场景下的建图精度和稳定性。

## 3 基于 DLO-HDL 的同时定位与建图方法

本文将 HDL-Graph-SLAM 的后端图优化和回环检测集成进 DLO SLAM 中对其进行改进,以提高前文中采用 DLO SLAM 进行长时间运行中的姿态估计和地图构建的准确性。这个过程主要分为 3 个阶段,首先进行位姿图优化;其次,进行闭合回环的检测修正;最后,进行地图的重新构建。

### 3.1 位姿图优化

在第 1 阶段,位姿图优化的目标是最小化图中所有边的误差  $\boldsymbol{\epsilon}_{\min}$ :

$$\boldsymbol{\epsilon}_{\min}^W = \min \sum_{(i,j) \in \text{edges}} \omega_{ij} \| \boldsymbol{\epsilon}_{ij}^W \|^2 \quad (10)$$

定义误差函数  $\boldsymbol{\epsilon}_{ij}^W$ :

$$\mathbf{e}_{ij}^W = \mathbf{X}_{ij}^W - ((\mathbf{X}_i^W)^{-1} \mathbf{X}_j^W) \quad (11)$$

其中,  $\omega_{ij}$  为边  $(i, j)$  的权重;  $\mathbf{X}_{ij}^W$  为从帧  $i$  到帧  $j$  的真实相对位姿;  $\mathbf{X}_i^W$  和  $\mathbf{X}_j^W$  由式(5)计算得到。

### 3.2 闭合回环检测

在第 2 阶段, 闭合回环检测目标是使用图优化算法来调整节点位姿以最小化误差。通过将检测到的闭合回环添加回环约束:

$$\mathbf{X}_{loop}^W = (\mathbf{X}_{current}^W)^{-1} \mathbf{X}_{previous}^W \quad (12)$$

其中,  $\mathbf{X}_{current}^W$  为当前帧的位姿;  $\mathbf{X}_{previous}^W$  为与闭合回环相关的位姿。

### 3.3 地图重建

在第 3 阶段, 地图重建的目标是基于优化后的位姿来生成地图, 获取每一帧  $k$  的点云数据  $\mathbf{P}_k^L$ , 并转换到全局坐标系下:

$$\mathbf{P}_{map,k}^W = \mathbf{X}_k^W \mathbf{P}_k^L \quad (13)$$

其中对于点云中具体到每个点  $\mathbf{p}_k^W$  在全局坐标系下的坐标  $\mathbf{p}_{map,k}^W$  可由公式  $\mathbf{p}_{map,k}^W = \mathbf{R}_k^B \mathbf{X}_k^W \mathbf{p}_k^W + \mathbf{s}_k^B$  计算得到。

这一阶段的最终目标是将所有关键帧的点云数据转换到全局坐标系后, 将它们融合在一起, 以形成一个新的整体地图达到地图重建的目的:

$$\mathbf{M}_K = \bigcup_{k=1}^N \mathbf{P}_{map,k}^W \quad (14)$$

最后, 通过第 2.1 节中的体素滤波器对新建立地图中的点云进行平均化处理, 得到最终的新地图。在 DLO SLAM 中集成 HDL-Graph-SLAM 的后端图优化和回环检测, 尽管在计算效率上略有下降, 但有效解决了单独 DLO SLAM 在复杂环境中建图效果不理想的问题, 极大提高了地图的清晰度和准确度, 并修正了地图坐标系的偏移问题, 如图 2 所示。

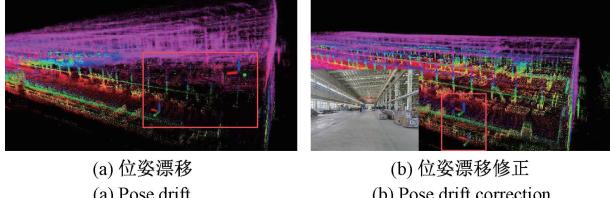


图 2 点云地图位姿漂移与修正效果图

Fig. 2 Diagram of pose drift and correction effect of point cloud map

## 4 实验与结果分析

基于如图 3 所示的实验室自研堆垛式无人叉车平台, 在模拟室内环境、室外光照环境、室外稀疏特征环境以及 HILTI 数据集中室内空旷昏暗大房间数据对改进 DLO SLAM 算法的堆垛式无人叉车室内同时定位与建图方法进行了验证实验。设备主控系统采用研华的 EI-52 工控机, 配备 Intel Core i5-1135G7 和 Celeron 6305E 处理器, 具备低功耗高性能的特点, 四核八线程, 最大睿频可达 4.2 GHz, 搭载 ROS 机器人操作系统。工业场地环境数据以及无人叉车坐标信息通过 16 线激光雷达和九轴 IMU 采

集。激光雷达选用了稳定性较高的速腾 RS-LiDAR-16, 测量范围为 40 cm~150 m, 扫描范围为 360°, 分辨率为 0.4°, 最高采样频率可达 10 Hz。惯性测量单元 IMU 则选用了维特 HWT605 九轴 IMU, 其姿态测量精度为 0.05°, 通信距离可达 300 m, 最高输出频率为 200 Hz。

### 4.1 地图构建及性能分析

首先用堆垛式无人叉车的 DLO SLAM 算法替代 Cartographer 算法进行 3D SLAM, 以解决 Cartographer 算法在计算和存储需求方面的高负担, 以及其在复杂动态环境中表现不佳、易受到动态物体干扰导致定位和建图偏差的问题。实验中发现, DLO SLAM 算法在计算效率上相较于 Cartographer 算法有显著提升。然而, 在复杂环境中的建图效果仍然不尽如人意, 因此亟需进一步优化, 以提升其在复杂场景下的建图精度和稳定性。针对这一情况, 本文进一步提出将 HDL-Graph-SLAM 的后端集成进 DLO SLAM 中, 以此对 DLO SLAM 进行改进, 从而解决建图过程中出现的问题。

在实验室场景中, 分别使用 DLO SLAM 和改进后的 DLO SLAM 算法进行地图构建的实验结果表明, DLO SLAM 构建的地图无论在清晰度还是准确度上都存在较大问题, 同时坐标系出现了明显的偏移(如图 4 所示)。而采用改进后的 DLO SLAM 算法后, 地图的质量得到了显著提升, 清晰度和准确度均有明显改善, 坐标系偏移问题也得到了有效解决(如图 5 所示)。在室外光照影响较大的环境下的实验结果亦表明采用改进后的 DLO SLAM 算法建立的地图质量相对于 DLO SLAM 算法得到了显著提升, 清晰度和准确度均有明显改善, 坐标系偏移问题也得到了有效解决(如图 6 所示)。但是在室外具有稀疏特征的环境下采用改进后的 DLO SLAM 算法建图并未达到预期效果(如图 7 所示)。在采用 HILTI 数据集中室内空旷昏暗大房间使用改进 DLO SLAM 算法建图亦达到预期效果(如图 8 所示)。

如图 9 所示, 使用改进 DLO SLAM 算法进行地图构建时, 计算机资源的使用率略高于 DLO SLAM 算法, 但仍低于 Cartographer 算法。

### 4.2 轨迹误差对比

本文将 HDL-Graph-SLAM 的后端集成进 DLO SLAM 中对 DLO SLAM 进行改进, 并猜想垛式无人叉车采用改进后的 DLO SLAM 相对于原算法的轨迹定位精度会有所提高, 为了验证猜想, 本文设计在室内环境、室外光照环境以及 HILTI 数据集中数据分别利用垛式无人叉车采用 DLO SLAM 和改进 DLO SLAM 进行建图并完成实际轨迹运动规划对比两种算法在实际运动过程中的轨迹误差以验证猜想。

图 10~12 的结果表明, 垛式无人叉车采用改进后的 DLO SLAM 在室内工业环境下进行轨迹规划时,  $x$  轴、 $y$  轴和  $z$  轴的运动误差, 相较于 DLO SLAM 都有显著

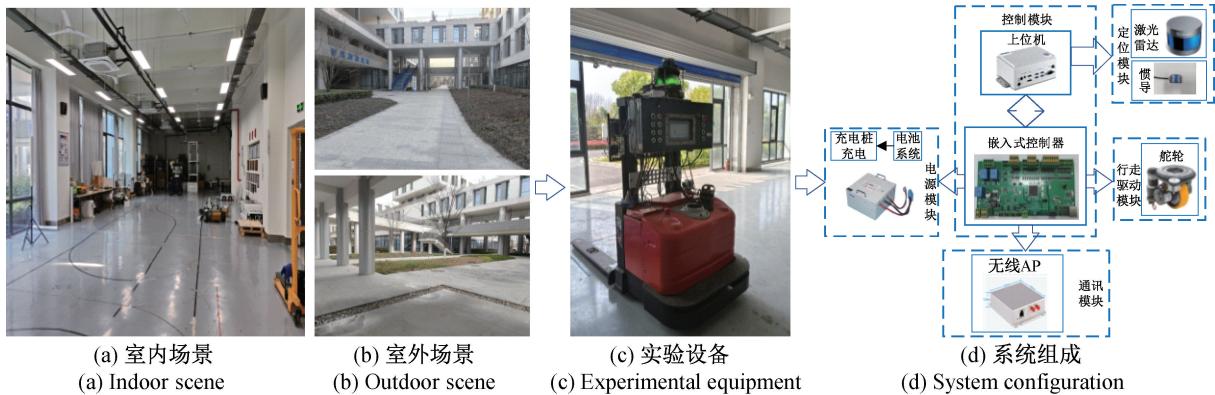


图 3 实验场景及设备

Fig. 3 Experimental scene and equipment

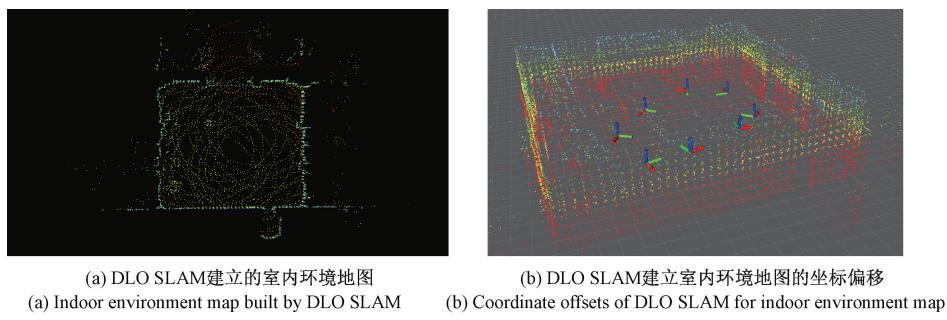


图 4 室内环境中 DLO SLAM 的建图效果

Fig. 4 Mapping results of DLO SLAM in indoor environment

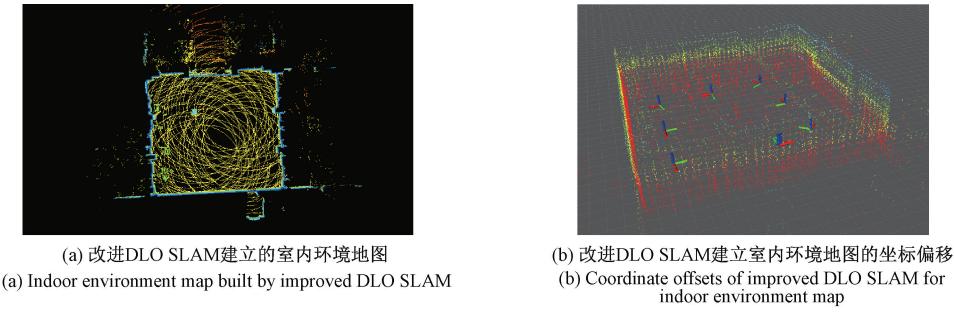


图 5 室内环境中改进 DLO SLAM 的建图效果

Fig. 5 Mapping results of improved DLO SLAM in indoor environment

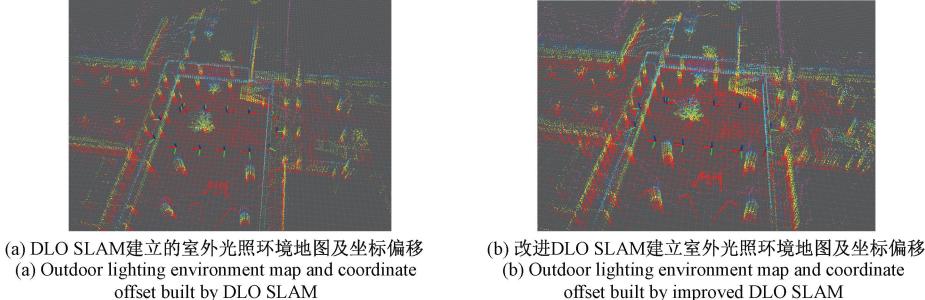


图 6 室外光照环境中 DLO SLAM 与改进 DLO SLAM 的建图效果

Fig. 6 Mapping results of DLO SLAM and improved DLO SLAM in outdoor lighting environment

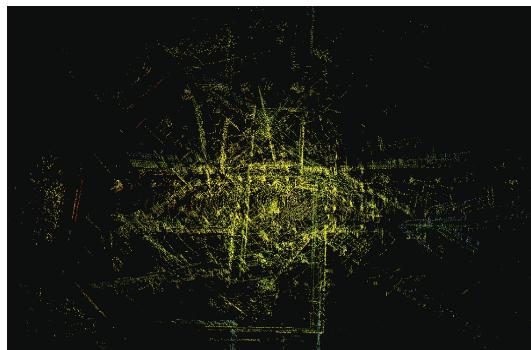
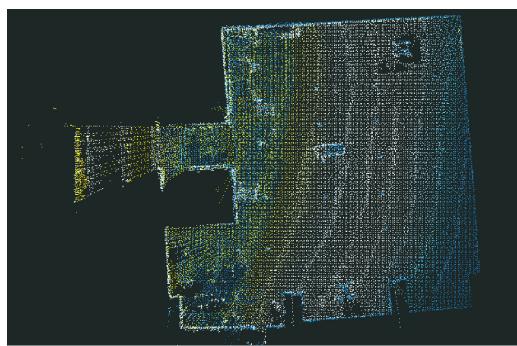


图 7 室外具有稀疏特征环境中改进 DLO SLAM 的建图效果

Fig. 7 Mapping results of improved DLO SLAM in outdoor environment with sparse characteristics



(a) HILTI 数据集中 DLO SLAM 的建图效果  
(a) Mapping results of DLO SLAM in HILTI



(b) HILTI 数据集中改进 DLO SLAM 的建图效果  
(b) Mapping results of improved DLO SLAM in HILTI

图 8 HILTI 数据集中 DLO SLAM 与改进 DLO SLAM 的建图效果

Fig. 8 Mapping results of DLO SLAM and improved DLO SLAM in HILTI

改善,验证了本研究猜想的准确性。

图 13、14 的结果表明,堆垛式无人叉车采用改进后的 DLO SLAM 在室外光照环境下进行轨迹规划时,  $x$  轴、 $y$  轴和  $z$  轴的运动误差,相较于 DLO SLAM 都有显著改善,验证了本研究猜想的准确性。

图 15、16 的结果表明,堆垛式无人叉车采用改进后的 DLO SLAM 在 HILTI 数据集中室内空旷昏暗大房间下进

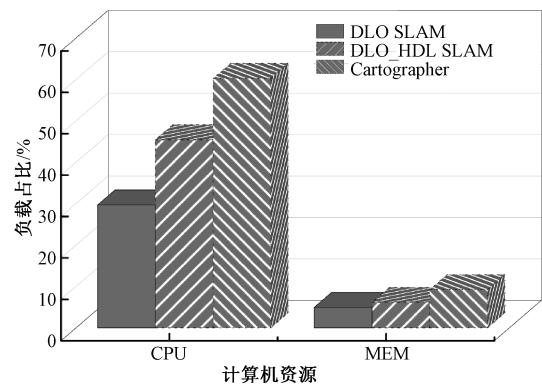


图 9 3 种算法对计算机资源使用占比  
Fig. 9 Proportion of computer resources used by three algorithms

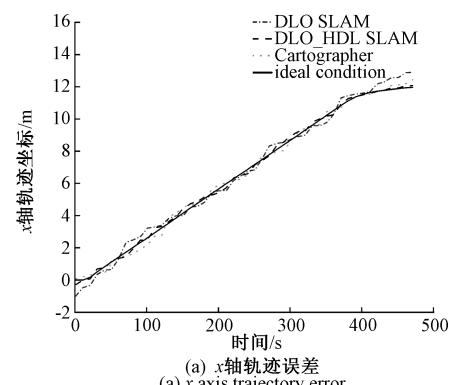
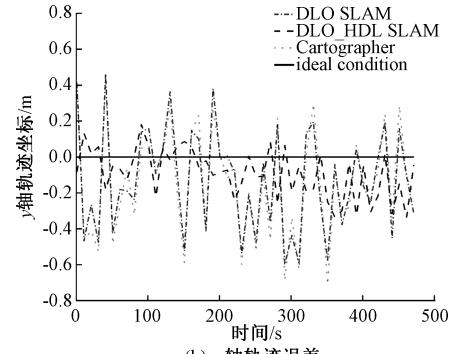
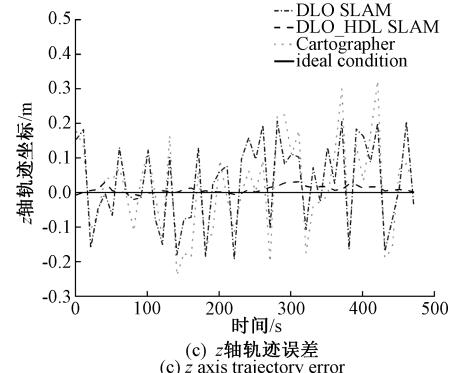
(a) x 轴轨迹误差  
(a) x axis trajectory error(b) y 轴轨迹误差  
(b) y axis trajectory error(c) z 轴轨迹误差  
(c) z axis trajectory error

图 10 室内直线行驶下 3 种算法的轨迹误差对比图

Fig. 10 Indoor linear driving down the trajectory error comparison of the three algorithms

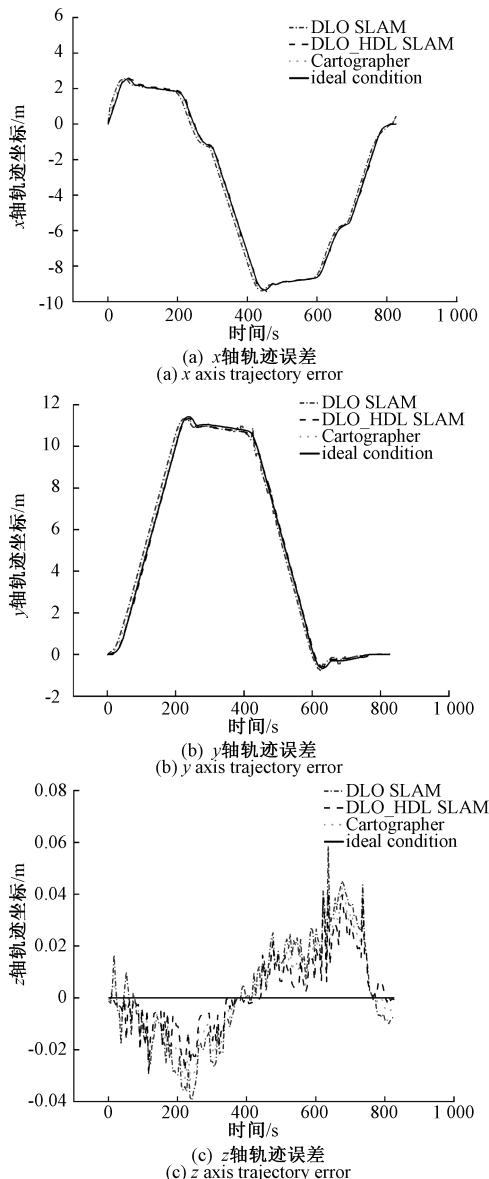


图 11 室内环形运动下 3 种算法的轨迹误差对比图

Fig. 11 Trajectory error comparison of the three algorithms in indoor circular motion

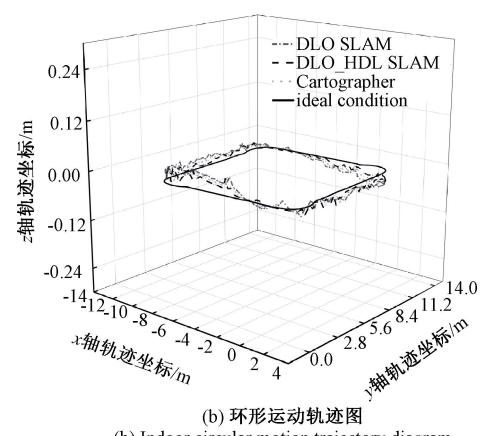


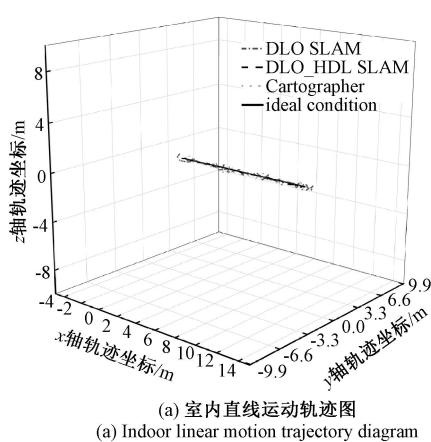
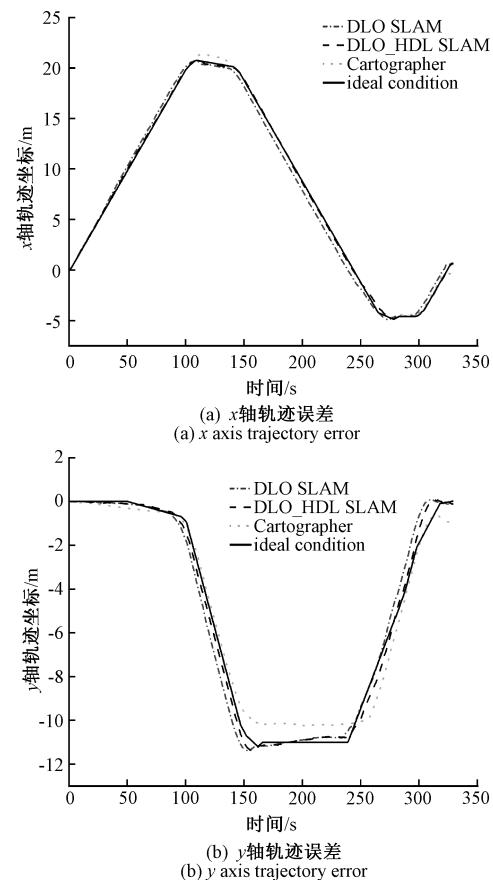
图 12 室内工业环境下 3 种算法运动轨迹图

Fig. 12 Motion trajectory diagram of three algorithms in indoor industrial environment

行轨迹规划时,无论是  $x$  轴、 $y$  轴还是  $z$  轴的运动误差,相较于 DLO SLAM 都有显著改善,验证了本研究猜想的准确性。

#### 4.3 稳定性分析

为了验证本文所提出的改进 DLO SLAM 算法在精度和稳定性上均要优于 DLO SLAM 算法和 Cartographer 算法,本文通过对比堆垛式无人叉车在实际室内工业环境下直线轨迹和环形轨迹、室外光照环境、以及 HILTI 数据集



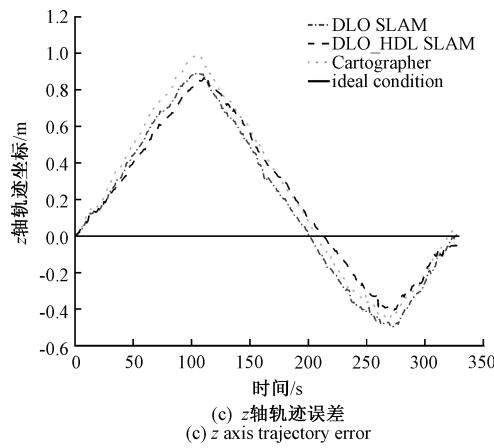


图 13 室外光照环境下 3 种算法的轨迹误差对比图  
Fig. 13 Trajectory error comparison of the three algorithms in outdoor lighting environment

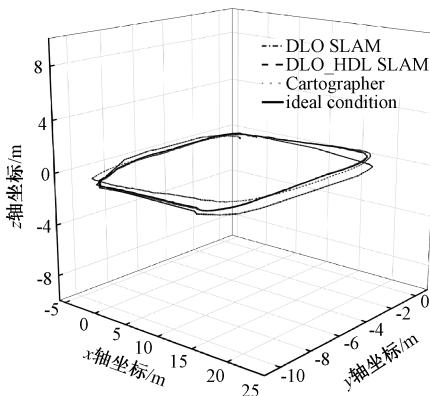
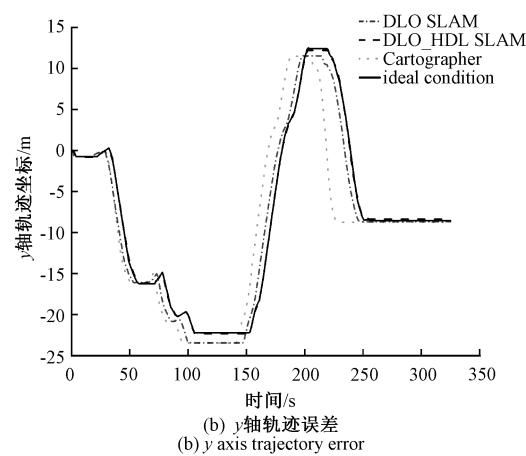


图 14 室外光照环境下 3 种算法运动轨迹图

Fig. 14 Motion trajectory diagram of three algorithms in outdoor lighting environment

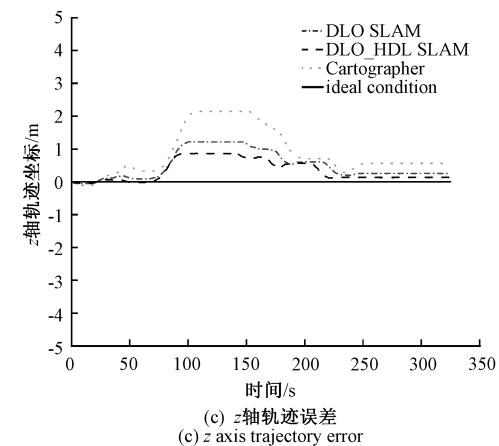
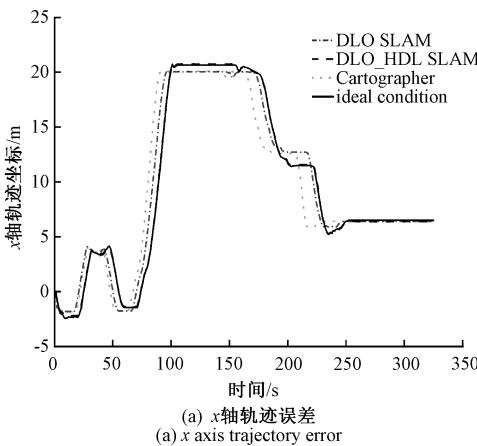


图 15 HILTI 数据集下 3 种算法的轨迹误差对比图  
Fig. 15 Trajectory error comparison of the three algorithms in HILTI

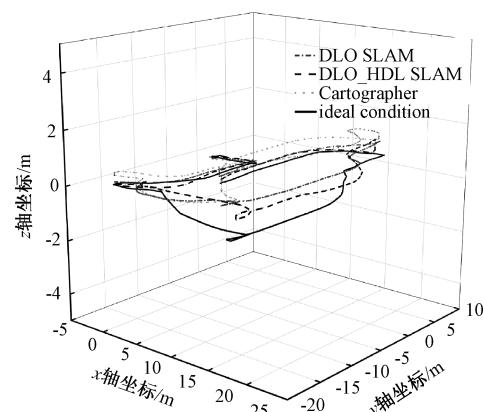


图 16 HILTI 数据集下 3 种算法运动轨迹图

Fig. 16 Motion trajectory diagram of three algorithms in HILTI

中室内空旷昏暗大房间下使用改进 DLO SLAM 算法、DLO SLAM 算法和 Cartographer 算法分别进行建图定位时, 叉车行驶路线上各轨迹点与理想状态下各轨迹点之间距离的方差和标准差。如表 1 所示, 改进 DLO SLAM 算法的精度和稳定性明显要高于 DLO SLAM 算法和 Cartographer 算法。

表 1 轨迹点误差的方差和标准差

Table 1 Variance and standard deviation of the locus point error

算法	室内直线轨迹		室内环形轨迹		室外光照环境		HILTI 数据集	
	方差/ $m^2$	标准差/m						
Cartographer	0.008 05	0.089 70	0.072 97	0.251 57	0.114 05	0.337 72	19.658 63	4.433 81
DLO SLAM	0.027 24	0.165 05	0.060 42	0.245 80	0.133 51	0.365 39	2.162 02	1.470 38
改进 DLO SLAM	0.002 05	0.045 22	0.008 62	0.092 85	0.071 07	0.266 59	0.070 64	0.265 77

## 5 结 论

本文针对 Cartographer SLAM 算法在无人叉车上应用时出现的高计算和存储需求,以及在复杂动态环境中易受动态物体干扰导致定位和地图构建偏差的问题,提出了一种基于 DLO SLAM 的无人叉车同时定位与建图方法。实验结果显示,DLO SLAM 算法在复杂环境中的建图效果仍需进一步优化以提升其在复杂场景下的建图精度和稳定性。在此基础上,本文提出了一种基于改进 DLO SLAM 的无人叉车同时定位与建图方法。通过地图构建、误差对比和稳定性分析等实验,验证了该方案能够有效抑制动态环境中出现的地图漂移和误差累积的问题。改进 DLO SLAM 算法相较于 DLO SLAM 算法定位精度提高了 60.9%,相较于 Cartographer 算法提高了 56.9%;同时,稳定性也有显著提升,证明了该方法的可行性。然而,在面对具有稀疏特征的室外极端环境时,该算法未能完全达到预期建图效果,仍具有进一步优化和提升的空间。

## 参考文献

- [1] 余联想, 郑明魁, 欧文君, 等. 多传感器融合的移动机器人室外激光 SLAM 算法优化与系统实现[J]. 电子测量与仪器学报, 2023, 37(2): 48-55.  
YU L X, ZHENG M K, OU W J, et al. Optimization and system implement of outdoor lidar SLAM algorithm for mobile robots based on multi-sensor fusion[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 37(2): 48-55.
- [2] 李倩, 陈付龙, 郑亮, 等. IMU 紧耦合的多激光雷达定位与建图方法[J]. 电子测量技术, 2024, 47(9): 26-32.  
LI Q, CHEN F L, ZHENG L, et al. IMU tightly coupled multi-lidar positioning and mapping method[J]. Electronic Measurement Technology, 2024, 47(9): 26-32.
- [3] SUN P, DING W, LIAN M CH, et al. Localization of pallets in narrow aisles for unmanned forklifts[C]. International Symposium on Computer Technology and Information Science(ISCTIS), 2023: 786-790.
- [4] LI Z X, CUI G H, LI CH L, et al. Comparative study of slam algorithms for mobile robots in complex environment[C]. International Conference on Control, Robotics and Cybernetics(CRC), 2021: 74-79.
- [5] 张天喜, 周军, 廖华丽, 等. 基于三维激光的图优化即时定位与建图策略[J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(20): 309-315.  
ZHANG T X, ZHOU J, LIAO H L, et al. Simultaneous localization and mapping strategy of graph optimization based on three-dimensional laser [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2019, 56(20): 309-315.
- [6] 陈耀华, 何丽, 王宏伟, 等. 基于可视点法剔除动态目标的激光-惯导 SLAM[J]. 仪器仪表学报, 2023, 44(9): 248-256.  
CHEN Y H, HE L, WANG H W, et al. LiDAR-inertial SLAM based on visible point method to remove dynamic objects [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(9): 248-256.
- [7] HESS W, KOHLER D, RAPP H, et al. Real-time loop closure in 2D LIDAR SLAM [C]. IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). IEEE, 2016: 1271-1278.
- [8] SHAN T, ENGLOT 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.
- [9] KOIDE K, MIURA J, MENEGATTI E. A portable 3D LiDAR-based system for long-term and wide-area people behavior measurement [J]. International Journal of Advanced Robotic Systems, 2019, 16(2): 1-13.
- [10] WANG H, WANG C, CHEN C L, et al. F-LOAM: Fast LiDAR odometry and mapping[C]. 2021 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems(IROS). IEEE, 2021: 4390-4396.
- [11] 赵壮, 马国梁. 自适应滤波协同图优化导航方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2023, 44(7): 271-281.  
ZHAO ZH, MA G L. Research on the adaptive filtering-collaborative graph optimization navigation method[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(7): 271-281.

- [12] 汤青, 陈兵, 冯皓, 等. 基于图优化的三维激光雷达 SLAM 算法研究[J]. 电子质量, 2023(5): 20-25.  
TANG Q, CHEN B, FENG H, et al. Research on 3D LiDAR SLAM algorithm based on graph optimization[J]. Electronic Quality, 2023(5): 20-25.
- [13] 马哲伟, 周福强. 一种改进回环的多传感器融合 SLAM 算法 [J]. 电子测量技术, 2023, 46(22): 131-138.  
MA ZH W, ZHOU F Q. An improved loopback multi-sensor fusion SLAM algorithm[J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(22): 131-138.
- [14] HE L, WANG X L, ZHANG H. M2DP: A novel 3D point cloud descriptor and its application in loop closure detection [C]. IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2016: 231-237.
- [15] SHAN T, ENGLOT B. LeGO-LOAM: Lightweight and ground-optimized lidar odometry and mapping on variable terrain [C]. IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems(IROS). IEEE, 2018: 4758-4765.
- [16] 柴梦娜, 刘元盛, 任丽军. 基于激光点云 NDT 特征的两步回环检测[J]. 激光与红外, 2020, 50(1): 17-24.  
CHAI M N, LIU Y SH, REN L J. Two-step loopback detection based on laser point cloud NDT features[J]. Laser and Infrared, 2020, 50(1): 17-24.
- [17] 张冰战, 尹晨晨, 李志远, 等. 基于点云特征全局搜索的回环检测算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2024, 38(3): 176-186.  
ZHANG B ZH, YIN CH CH, LI ZH Y, et al. Loop closure detection algorithm based on global search of point cloud features [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2024, 38(3): 176-186.
- [18] 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]. Optics and Precision Engineering, 2024, 32(3): 422-434.
- [19] CHEN K, LOPEZ B T, AGHA-MOHAMMADI A A, et al. Direct LiDAR odometry: Fast localization with dense point clouds[J]. IEEE ROBOTICS AND AUTOMATION LETTERS, 2022, 7(2): 2000-2007.
- [20] PENG H R, ZHAO Z Y, WANG L G. A review of dynamic object filtering in SLAM based on 3D LiDAR[J]. Sensors, 2024, 24(2): 645.
- [21] LIAO ZH H, ZHANG H, ZHAO Y J, et al. A fast point cloud registration method based on spatial relations and features[J]. Measurement Science and Technology, 2024, 35(10): 106303.

### 作者简介

程军(通信作者),副教授,博士,主要研究方向为机器视觉与导航。

E-mail:chengjun@ahpu.edu.cn

毛伟,硕士研究生,主要研究方向为机器人导航与控制。

E-mail:wei\_mao0224@163.com