文章编号:1671-4598(2025)04-0209-08

中图分类号:TP391.4

· 209 ·

基于全局位姿优化的移动机器人 3D 激光融合定位与建图

DOI:10.16526/j. cnki.11-4762/tp.2025.04.028

杨 鸥¹,章文誉¹,汪步云^{2,3},程 军^{2,3},许德章^{2,3}

(1. 徐州徐工特种机械有限公司, 江苏 徐州 221116;

2. 安徽工程大学人工智能学院,安徽芜湖 241000;

3. 芜湖云擎机器人科技有限公司, 安徽 芜湖 241007)

摘要:基于工厂车间无人化智能仓储的移动机器人自主定位和导航需求,设计了基于全局位姿优化和改进 LOAM 算法的 3D 激光 SLAM 导航方法;前端里程计算法融合了激光雷达和 IMU 数据,采用 ICP 点云配准算法进行激光点云特 征点匹配,通过初始定位流程及线段匹配技术,实现机器人在全局地图中的动态定位,包括惯性导航位姿推算,地图匹 配的位姿计算和动态重定位;后端优化算法包括位姿图构建,基于 Scan Context 的回环检测,全局位姿优化等;利用整 个轨迹上的所有观测数据来构建机器人的位姿图,比较不同时间点的 Scan Context 确定机器人是否回到了之前访问过的 位置,将里程计、回环检测和 RTK 数据作为约束,对全局位姿进行优化;通过无人叉车型移动机器人定位建图与导航 实验验证了改进算法的有效性,实验结果显示,所设计的 SLAM 算法能够实现室内环境下机器人自主定位和导航,重复 定位误差和偏移量均小于±10 mm,达到了工业应用的要求,系统鲁棒性好。

关键词: 3D 激光雷达; 三维点云; 位姿估计; 移动机器人; 同时定位与建图

3D Laser Fusion Positioning and Mapping of Mobile Robots Based on Global Pose Optimization

YANG Ou¹, ZHANG Wenyu¹, WANG Buyun^{2, 3}, CHENG Jun^{2, 3}, XU Dezhang^{2, 3}

(1. Xuzhou XCMG Special Machinery Co., Ltd., Xuzhou 221116, China;

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

3. Wuhu Yunqing Robotics Technology Co., Ltd., Wuhu 241007, China)

Abstract: In order to meet autonomous positioning and navigation requirements of unmanned intelligent warehousing mobile robots for in factory workshops, a 3D laser SLAM navigation method based on global pose optimization and improved LOAM algorithm is designed. The front-end mileage calculation method integrates laser radar and IMU data, and uses ICP point cloud registration algorithm to match laser point cloud feature point. Adopting initial positioning process and line segment matching technology to achieve dynamic positioning of the robot in the global map, including inertial navigation pose calculation, pose calculation for map matching, and dynamic repositioning; The back-end optimization algorithm includes pose graph construction, loop detection based on Scan Context, global pose optimization, etc. Using all observation data along the entire trajectory to construct the pose map of the robot, comparing the Scan Context at different time points to determine whether the robot has returned to the previously visited position, and taking odometer, loop detection, and RTK data as constraints to optimize the global pose. The effectiveness of the improved algorithm is verified through the positioning, mapping, and navigation experiment of an unmanned forklift type mobile robot. Experimental results show that the designed

收稿日期:2024-10-28; 修回日期:2024-12-09。

基金项目:国家自然科学基金项目(61741101);安徽省高校协同创新项目(GXXT-2023-076);安徽省高校自然科学研究项目 (2023AH050926);机器视觉检测安徽省重点实验室开放基金项目(KLMVI-2024-HIT-14);安徽未来技术研究院企 业合作项目(2023qyhz35)。

作者简介:杨 鸥(1987-),男,硕士,高级工程师。

引用格式:杨 鸥,章文誉,汪步云,等. 基于全局位姿优化的移动机器人 3D 激光融合定位与建图[J]. 计算机测量与控制, 2025,33(4):209-216.

SLAM algorithm can achieve autonomous positioning and navigation of the robot in indoor environments, the repeated positioning error and offset are both less than ± 10 mm, meeting the requirement of industrial application, and the system has good robustness.

Keywords: 3D Lidar; three-dimensional point cloud; pose estimation; mobile robot; simultaneous localization and mapping

0 引言

近年来,具有自主导航的移动机器人被广泛应用于 工业物流、医疗康复、园区巡检、军事和安全等领域, 人工智能、机器学习、传感器技术和计算能力等领域的 快速发展,使得移动机器人的感知、决策和执行能力得 到了显著提升^[1-5]。自主导航基于同时定位与建图 (SLAM)算法,SLAM技术是移动机器人在未知环境 中,通过重复观测到的环境特征,进行自身定位与环境 地图构建的一种技术^[6-7]。随着移动机器人在各种场景 中的应用变得越来越普遍,并且智能驾驶技术的需求不 断增长^[8-9]。SLAM作为移动机器人实现自主定位的核 心技术之一,已经成为研究的热点,现在主要分为两 种,一种是以激光雷达为信息感知源的信息融合方案, 一种是基于视觉相机组建定位导航方案^[10]。

激光 SLAM 技术利用单线或多线激光雷达进行环 境扫描,通过对比分析不同时间获取的点云数据,计算 出激光雷达在空间中的移动距离和姿态变化,从而实现 机器人的精确定位。基于 3D 激光雷达的移动机器人 SLAM 算法,利用多束激光发射并记录它们与环境中 物体的相互作用,可以收集到精确的距离和角度信息, 这些信息构成了所谓的点云数据,从而描绘出三维空间 的详细结构^[11]。Zhang 等人^[12]提出的 LOAM (LiDAR Odometry and Mapping) 算法是 3D 激光 SLAM 领域的 一个里程碑,该算法将激光 SLAM 分为里程计和地图 构建两个部分,以其快速、精确、强鲁棒性和低计算资 源消耗的特点而著称。进一步地, Google 的 DeepMind 团队^[13]提出了深度强化学习(DRL)与 SLAM 相结合 的方法,用于机器人的自主导航。从简单的滤波器方法 到复杂的图优化方法,再到与深度学习和多传感器融合 相结合的多元化阶段。随着技术的进步, SLAM 算法 在移动机器人领域的应用将越来越广泛,对机器人的自 主性和智能性提升具有重要意义[14-15]。

在使用里程计进行实时位姿估计时,由于累积误差的存在,可能会导致地图构建出现重影或无法形成有效地图^[16]。一个全面的 SLAM 系统不仅需要里程计实时位姿估计的前端处理,还需要具备对位姿进行全局优化的能力,以消除里程计的累积误差。因此,本文利用基于 LOAM 的 3D 激光雷达 SLAM 算法,在前端里程计提供实时位姿估计的基础上,通过整合全局的回环约束信息,采用图优化算法精细调整全局位姿,从而显著提

升定位的准确性并增强地图的整体一致性。

1 动态定位 SLAM 算法

1.1 激光点云与惯性位姿

采用基于 LOAM 的几何特征提取算法,利用激光 雷达扫描到的点云数据中的几何特征来进行定位和建 图。通过分析局部点云的曲率,我们可以识别并提取出 边缘点和平面特征点,这些点有效地描绘了环境的几何 形态。边缘点,也就是曲率较高的点,在点云中相对稀 少,往往位于物体突起的边缘,例如树木或建筑的外 围。而平面特征点,即曲率较低的点,在点云中较为丰 富,常见于平滑的表面,如建筑物的墙面或地面。计算 点云的曲率不仅速度快,而且占用的资源较少,这使得 它非常适合于对实时性要求高的前端里程计应用。

每一帧点云中包含许多激光点,从中提取数个相邻 点,计算这个点的局部曲率以判断其特征点类型。对点 云中的点进行曲率值排序,根据曲率的高低,我们将点 分为两类:曲率较高的点被视为边缘特征点,而曲率较 低的点则被视为平面特征点。为了避免在特征点选取过 程中出现聚集现象,从而导致特征点退化,我们将激光 雷达的 360°扫描范围划分为 6 个部分,每个部分分别挑 选出 4 个平面特征点和两个边缘特征点。在选取特征点 时,特征点应尽可能分散选择。一旦某个点被标记为特 征点,应避免在其邻近区域再次选取特征点,这样做有 助于提高后续点云数据关联的准确性,并提升位姿估计 的精度。应排除那些与激光扫描束平行的点。因为在扫 描到陡峭表面时,可能会形成类似于图1(a)中B点 所展示的、与激光束近似平行的局部点云簇。应避免选 择那些由于物体遮挡而暂时出现的点。如图1(b),当 机器人移动一定角度后,原本被遮挡的 C 点所在的平 面被重新扫描到,这样的点可能会引起不稳定的特征 提取。



惯性导航系统(INS, inertial navigation system)是 一种不依赖于外部信息的自主导航系统,它使用加速度 计和陀螺仪来测量载体的加速度和角速度,并通过这些 数据进行积分来推算载体的位置、速度和姿态。在特定 的采样周期内,移动机器人装备有惯性传感器,用于测 量机器人在水平面的旋转速率(横摆角速度),同时, 电机的编码器提供了机器人左右轮子的转速数据。利用 这些数据,我们可以计算出在k时刻机器人的质心速度 v_k 和横摆角速度 ω_k 。结合机器人前一时刻(k-1时刻) 的位置坐标(x_{k-1}, y_{k-1})和朝向 θ_{k-1} ,我们可以通过惯 性导航系统对机器人的位姿进行推算,从而得到机器人 在k时刻的精确位姿,这个过程可以表示为式(1):

$$\begin{bmatrix} x_{k} \\ y_{k} \\ \theta_{k} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_{k-1} + v_{k}\Delta T\sin(\theta_{k} + \omega_{k}\Delta \frac{T}{2}) \\ y_{k-1} + v_{k}\Delta T\cos(\theta_{k} + \omega_{k}\Delta \frac{T}{2}) \\ \theta_{k-1} + \omega_{k}\Delta \frac{T}{2} \end{bmatrix}$$
(1)

其中: ΔT 为系统采样时间, v_k 为移动机器人质心速度。

1.2 地图匹配的位姿计算

在导航定位方法中,首先使用惯性导航系统 (INS)进行位姿推算。这个过程是基于*T*-1时刻的位 姿信息,通过惯性传感器收集的数据来估计*T*时刻的 位姿。由于激光雷达是通过扫描获取数据信息的,其数 据获取需要一定时间,在没有新的激光数据可用时,我 们直接使用惯性导航推算出的位姿作为当前时刻的位姿 估计。

当激光雷达数据可用时,我们利用惯性导航的位姿 估计来确定一个搜索区域,在这个区域内使用激光雷达 数据进行地图匹配。通过比较激光雷达数据和已知地 图,我们寻找匹配度最高的位姿。如果这个最高匹配度 达到了预定的阈值,我们就采用这个匹配位姿作为*T* 时刻的位姿估计。如果匹配度不够高,我们仍然使用惯 性导航的位姿估计。

由于点坐标在不同坐标系下表示不同,所以为了提高计算效率,可以将激光雷达的末端点坐标转换到全局 坐标系中。首先,我们计算在一定的旋转角度 & 下激光 雷达末端点的坐标。然后,我们在这个坐标的基础上, 对横纵坐标进行一定的平移,以模拟激光雷达在全球地 图坐标系中的不同位姿。这个过程可以用式(2)和式 (3)来表示,它帮助我们快速计算出激光雷达在不同角 度和位置下的全局坐标。

 $\begin{bmatrix} x_m \\ y_m \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_r + x_r \cos(\theta_r \pm \delta) - y_r \sin(\theta_r \pm \delta) \\ y_r + x_r \sin(\theta_r \pm \delta) - y_r \cos(\theta_r \pm \delta) \end{bmatrix}$ (2) $\exists \tau P, (x_r, y_r, \theta_r)$ 为激光雷达在全局地图坐标系下的 $d \And , (x_r, y_r)$ 为激光雷达末端点在激光雷达坐标系 下的横、纵坐标,(*x_m*,*y_m*)为激光雷达末端点在全局 地图坐标系下的横、纵坐标,∂为角度变化值。

$$\begin{bmatrix} x_c \\ y_c \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_m \pm \Delta x \\ y_m \pm \Delta y \end{bmatrix}$$
(3)

式中,(*x_e*,*y_e*)为激光雷达末端点在全局地图坐标系下的横、纵坐标,*Δx、Δy*分别为横、纵坐标变化值。

为了确定激光雷达数据在地图中的准确位置,我们 需要将激光雷达的末端点数据映射到地图上。通过分析 这些点是否与地图上的障碍物坐标相符合,我们可以评 估激光雷达位姿的可信度,这个评估基于激光雷达末端 点落在障碍物上的数量。接下来,我们在全局坐标系中 微调激光雷达的位姿,包括角度和横、纵坐标的小幅移 动,以寻找具有最高可信度的位姿。

找到最佳匹配后,我们将激光雷达在全局地图坐标 系中的位姿转换为移动机器人在同一坐标系中的位姿。 这个过程可以用式(4)来表示。这样得到的位姿就是 通过地图匹配确定的移动机器人的位姿。

$$\begin{bmatrix} x_c \\ y_c \\ \theta_c \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_r - x_p \cos\theta_r + y_p \sin\theta_r \\ y_r + x_p \sin\theta_r + y_p \cos\theta_r \\ \theta_r \end{bmatrix}$$
(4)

式中, (x_r, y_r, θ_r) 为激光雷达在全局地图坐标系下的 位姿, (x_e, y_e, θ_e) 为机器人在全局地图坐标系下的位 姿, (x_p, y_p) 为激光雷达和机器人质心的横向距离和 纵向距离。

1.3 动态重定位

在移动机器人导航过程中,如果环境的变化导致可 用于地图匹配的独特数据点不足,无法满足地图匹配所 需的最小重合度要求,并且这种情况持续超过150 ms, 机器人将会启动减速直至完全停止。尽管如此,机器人 依然会继续收集激光雷达数据,并依赖惯性导航系统的 位姿输出来进行实时定位。然而,由于惯性导航系统的 计算过程中会逐渐累积误差,因此在重新定位时,必须 扩大地图匹配的搜索区域。

在实际应用中,为了同时保证定位的准确性和响应 速度,我们通常会设定一个相对较大的搜索区域,例 如,将角度范围设定为当前角度的正负5°,横纵坐标的 范围设定为当前坐标各加减100 mm。通过这种方式, 利用式(2)~(4)重新计算激光雷达位姿,我们可以 重新获取移动机器人的准确位置信息。这种方法不仅增 强了移动机器人对环境变化的适应能力,还提升了其整 体操作的可靠性。

2 全局位姿优化 SLAM 算法

2.1 全局位姿优化原理

全局位姿优化是 SLAM 系统中的一种后端处理技术,它旨在通过考虑整个轨迹上的所有观测数据来优化

y/m

机器人的位姿估计。这种优化不仅包括机器人自身的运动信息,还包括对环境的观测,如视觉特征点、激光扫描数据等。全局位姿优化的关键优势在于它能够有效地减少累积误差,提高地图的一致性和定位的准确性^[17]。此外,它还可以帮助机器人更好地适应环境变化,提高系统的鲁棒性。本文采用了基于 Scan Context(全局描述符)点云描述子的回环检测方法,并结合前端里程计数据,在地图优化框架下对机器人的全局位姿进行精确估计,从而提升了位姿估计的准确性并增强了地图的整体一致性。该算法的框架如图 2 所示。



图 2 全局位姿优化算法框架

基于 Scan Context 的回环检测算法是一种利用点云 数据的全局描述来进行位置识别的方法。其核心思想是 将激光扫描数据转换为一种紧凑的表示形式,即 Scan Context,然后通过比较不同时间点的 Scan Context 来 确定机器人是否回到了之前访问过的位置[18]。虽然机 器人在三维空间中的具体位姿可能发生了变化,但是环 境的整体结构在不同时间点应该是相似的,尤其是在闭 环位置。Scan Context 的构建过程通常包括将激光扫描 数据投影到一个二维平面上,形成一个环形表示,这个 表示捕获了扫描数据在不同角度上的分布情况。然后, 通过对这个环形表示进行编码,例如使用直方图或者某 种特征提取方法,得到一个能够代表整个扫描的描述 值。全局位姿优化方面,通过将里程计数据纳入图优化 框架作为约束因子,并引入了回环检测的约束条件,同 时利用 RTK 测量结果作为先验知识,对全局位姿进行 了精细的优化[19]。这样的处理不仅提升了关键帧的位 姿估计精度,还增强了地图的整体一致性。在此基础 上,结合前端里程计的实时数据,构建了一个全面的定 位与建图系统,实现了高精度和高一致性的地图构建与 定位功能。

2.2 点云描述子的计算

Scan Context 是一种用于激光雷达扫描数据的全局 描述子,它将三维点云数据转换为二维表示,以便于快 速地进行回环检测。

将一帧 3D 点云按照传感器坐标系中的方位角和半 径均匀划分不同的 Bin,如图 3 所示,从方位角上看点 云被划分成个扇面 (Sector),从半径反向看,点云被 划分成 N,个环 (Rings),每个扇面和环相交的部分为 一个 bin。设 LiDAR 传感器的最大传感距离为 L_{max},环 之间的径向间隙为 L_{max}/N_r ,扇形的圆心角为 $2\pi/N_s$ 。 P_{ij} 为第*i*环和第*j*扇区的重叠区域,符号 $[N_s] = \{1, 2, \ldots, N_{s-1}, N_s\}$, $[N_r] = \{1, 2, \ldots, N_{r-1}, N_r\}$, 因此:

$$p = U_{i \in [N,], j \in [N,]} p_{ij}$$
(5)

x/m 图 3 描述子分割示意图

从这种划分方式不难发现,距离较远的 Bin 相比于 距离较近的 Bin 会稍微宽一点。这样划分的好处是可以 自动对不同距离的点云密度进行动态调节。对于距离较 近的地方通常点云密度会高一点,因此将 Bin 范围缩 减,相反地,对于较远的地方,点云比较稀疏。因此 Bin 取宽一点可以容纳更多点。将每个环展开可以得到 一个 $N_r \times N_i$ 的二维图像,每个像素点 p_{ij} 是第 i 个环第 j 个扇面对应的 Bin。这就是 Scan Context 的表现形式, 因此下一步要做的就是每个 Bin 分配一个值 $\Phi(p_{ij})$ 。 给每个 Bin 分配一个数作为标识, Scan Context 中用每 个 Bin 的点中最大的高度作为该 Bin 的标识,对于没有 任何点的 Bin 则用 0 作为标识。即:

$$\Phi(p_{ij}) = \max_{p \in \Phi}(p) \tag{6}$$

z(•)代表重新回到点 p的 z 坐标值,如果容器
 为空,即为 0。综上,扫描上下文 I 为 N,×N,矩阵:

$$\mathbf{I} = (a_{ij}) \in R^{N_{i} \times N_{j}}, a_{ij} = \Phi(p_{ij})$$
(7)

为了提高对偏移的鲁棒识别能力,我们采用了根移 位技术来增强 Scan Context。这种方法使得即使在微小 的移动干扰下,也能够从原始扫描中提取出多种 Scan Context。当机器人返回到之前的位置时,如果发生了 偏移,单一的 Scan Context 可能会对扫描的中心位置产 生敏感反应。例如,如果机器人回到同一位置但处于不 同的车道,Scan Context 的行序可能不会保持不变。为 了解决这个问题,我们将原始的激光点云根据车道级别 的间隔转换为 H_{trans}跨界邻居,并将从这些根移位点云 中获得的 Scan Context 一同存储起来。

2.3 基于 Scan Context 的回环检测

回环检测通过识别环境中的重复性场景,为当前观 测与过去观测之间建立了全局性的联系^[20]。在本节中, 我们采用了一种基于 Scan Context 的点云描述子来进行 回环检测,其算法结构如图 4 所示。该算法首先对收集 到的原始点云数据进行分割处理,然后将这些三维的激 光点云数据转换成二维矩阵形式,每个矩阵单元都包含 了相应三维点云的高度信息,从而创建了所谓的 Scan Context 描述子。为了提升搜索和匹配的效率,并且确 保正确识别回环帧,我们实施了一个两阶段的搜索算 法。在检测到回环帧之后,系统会对回环检测结果进行 验证,以确保位姿优化的准确性不会受到错误回环约束 的影响。通过这种方式,我们能够确保位姿优化的正确 性,并进一步提升整个 SLAM 系统的性能。



图 4 回环检测算法框架

2.4 基于图优化的全局位姿优化

在图结构的位姿优化问题中,每当新的约束条件被 引入,系统必须重新解决位姿优化问题,并对所有节点 进行相应的调整。在构建室外的大型点云地图时,随着 地图的不断扩展,如果将所有点云数据都纳入后端优化 图中,会导致图的规模迅速增大,从而降低优化过程的 速度。为了解决这个问题,我们借鉴了视觉 SLAM 中 常用的关键帧和关键位姿的概念。当机器人相对于上一 个关键帧的累计运动变化超过一个预设的阈值时,系统 会生成一个新的关键帧,其中包含了点云特征和相应的 最优位姿估计。在两个关键帧之间的非关键点云帧完成 匹配后,就会被丢弃,而关键帧则会被保留在内存中, 用于后续的地图构建。同时,关键帧的位姿会被加入图 优化中。这种方法显著减少了参与优化的位姿数量,从 而提升了优化的效率。

位姿图优化是一种全局调整方法,它通过修正机器 人的位姿节点来适应在地图构建过程中遇到的多种约 束,以此减少或消除随时间累积的误差,并最终确定最 佳的机器人位姿和精确的环境模型。在位姿图优化中, 节点代表了机器人在不同时间点的位姿,这些节点是优 化的主要目标。节点之间的连线代表了位姿间的约束, 这些约束能够对节点施加推动、拉动或牵引的效果,从 而形成了一个由节点和边构成的位姿图。

图优化的目标是最小化节点间实际位姿转换与存储

在边中的转换之间的差异,以此提高节点位姿的一致 性,并减少累积误差。通过为不同约束分配置信度,优 化过程中置信度较高的约束将具有更大的影响力,确保 优化后的位姿更符合高置信度约束。在本研究中,位姿 图的节点对应于里程计输出的关键帧位姿,它们的约束 包括里程计的相对位姿估计、回环检测确定的回环约束 以及 RTK 提供的绝对位姿先验约束。这些约束中,后 两种的置信度较高。每当新的一帧点云数据到达时,系 统就会向图中添加一个新的节点,并根据回环检测结果 和 RTK 数据添加相应的约束。

通过优化节点位置以使其最大程度地满足各项约 束,从而使整个位姿图达到均衡和稳定的状态。这种调 整节点位置的过程是通过寻找非线性最小二乘问题的最 优解来实现的。构建的误差函数如式(8)所示:

$$e_{ii} = z_{ii} - \hat{z}_{ii} \tag{8}$$

式中, z_i表示节点 x_i和节点 x_j的观测信息,表示节点 之间的里程计估计信息, e_i表示节点之间观测信息和里 程计估计信息的匹配程度,称为误差函数。

将求解节点位置使误差函数 *F* 的值最小的过程转换为非线性最小二乘问题,如式(9)所示:

$$F(x) = \sum_{i,j} e_{i,j}^{T} \boldsymbol{\Omega}_{ij} e_{ij}$$
(9)

式中, **Ω**;表示观测信息的协方差矩阵。

通过求解节点 *x* 的值,使得误差函数最小,节点 *x* 的值 *x**可以用式(10)表示:

$$x^* = \operatorname{argmin} F(x) \tag{10}$$

通过迭代优化考虑所有全局位姿约束,系统旨在减 少里程计的累积误差,并输出更精确的位姿,从而改善 构建的点云地图质量。

3 移动机器人导航系统搭建

根据前文所述的设计方案,我们构建了无人叉车型 移动机器人,测试 SLAM 算法的实际应用效果。该机 器人搭载了激光雷达、惯性测量单元 (IMU)、工业控 制计算机以及工业级显示器等关键组件。

采用 Robosense 的 16 线激光雷达,该雷达采用 16 个扫描通道,测量距离为 150 m,水平视场角为 360°, 垂直视场角为 30°,调整好激光雷达的高度,可实现无 死角扫描,在室外可获得丰富且准确的点云数据。

移动机器人硬件系统结构如图 5 所示,机器人移动 过程需保持稳定性,底盘也具备一定承载能力,采用轮 式可符合需求。伺服电机具有快速响应的特性,能够迅 速达到设定的速度和位置,对于需要快速启停和频繁改 变方向的应用非常适用,且在整个速度范围内都能提供 较为恒定的扭矩输出,以此作为驱动系统。

前端里程计利用激光雷达提供的精确距离数据和 IMU提供的角速度和加速度数据来估计移动机器人实



图 5 移动机器人硬件系统结构

时位姿,这种方法结合了激光雷达在测量距离和避免障碍物方面的优势以及 IMU 在检测机器人自身运动方面的优势,实现机器人位姿的实时准确估计。前端里程计算法如图 6 所示,由传感器数据同步、激光点云预处理、基于特征点云匹配的位姿估计 3 部分组成。





4 结果与分析

4.1 定位建图性能分析

与 LOAM、LeGO-LOAM 等算法不同,本文设计 的改进型 LOAM 算法在运行时并不会实时生成整个环 境的全量地图。经过研究和实际测试,发现实时构建完 整的环境地图不仅会消耗大量的计算资源,而且对于机 器人的 SLAM 系统来说,其实际意义并不大。由于机 器人定位时只能感知到周围的一小部分环境,因此只需 确保机器人能够实时获取周围环境的局部地图即可。因 此,本文的 SLAM 系统的环境地图是由一系列关键帧 组成的,每次重新拼接生成局部地图所需的计算资源与 从完整地图中切割相比,并没有显著增加,而且每次优 化位姿后,只需更新关键帧中存储的相应位姿,无需对 整个全局地图进行重投影,从而节省了大量资源。此 外,这种存储方式还有另一个优点,即对于较早的关键 帧,可以将点云数据存储到磁盘上,而内存中只保留关 键帧的位姿信息,这样可以显著减少内存的使用,支持 构建更大的点云地图。

实验的第一步就是利用改进后的 LOAM 算法进行 建图工作。在 ROS 中基于 LOAM 进行地图构建,地图 更新时间为 40 ms,分辨率为 5 cm,首先利用激光雷达 得到原始的点云图如图 7 所示。



图 7 原始激光雷达点云图

在算法的仿真和实际测试阶段完成后,可以使用 evo对 SLAM 算法的性能进行量化分析。Evo可用于评 测激光 SLAM 算法轨迹准确性,它能够可视化 SLAM 轨迹,并计算估计轨迹与真实轨迹之间的差异。评估指 标主要包括绝对轨迹误差 (ATE)、相对位姿误差 (RPE)和均方根误差 (RMSE),如表1所示,这些指 标帮助研究者了解算法的精度和稳定性。

表1 定位 RPE 统计结果

指标	无人叉车定位
最大位姿 RPE	0.047
最小位姿 RPE	0.000
平均位姿 RPE	0.025

在鲁棒性测试方面,运行该融合定位系统 100 次以 上,随着时间的增加,由于 IMU 不可避免地会随着时 间累积误差,导致系统的定位误差会有较小的波动,总 体的准确率大约可以达到 85%。

4.2 自主导航实验

为了验证本文的 SLAM 算法,以叉车出发的位置 为起始点,在行进过程中不断更新路径,最终让无人叉 车回到起点。如图 8 所示,在初始时刻,无人叉车朝着 正前方前进,当行动到转弯时,无人叉车能够自主规划 路径,完成转弯。

如图 9 所示,无人叉车完成定位与导航后重新规划



图 8 无人叉车自主转弯

路径回到起始点,完成自主导航运动任务。



(a) 转弯避障



(b) 继续行走



(c)回到起始点

图 9 无人叉车自主导航的雷达点云图

4.3 定位精度测试

无论里程计的精度多高,在长时间的运行后,都会存在累计误差,当误差大到一定程度,系统就不再可靠,因此需要对本算法下无人叉车导航控制的精度与稳定性进行测试。本次测试的路径如图 10 所示。

在测试叉车的导航定位精度时,采用一种重复测量 的方法。首先在叉车上设定一个基准点,通过将扎带的 一个尖端粘贴在叉车的两个叉臂之间来实现,在目标站



图 10 测试路径图

台的地面附近放置一个用于记录测试数据的表格,每次 叉车到达指定的目标站台时,使用签字笔在叉车的货叉 固定点与末端对接的位置记录车辆的停止位置。如图 11 所示,通过对比这些记录的位置,可以评估叉车的 控制度。这种方法的关键在于通过重复测试并记录叉车 到达同一站点的位置,从而能够对叉车的导航定位精度 进行量化评估。



图 11 固定测试装置

实验初始时刻,叉车停在1号站台,叉车每次到指 定目标站台后记录车辆的停止位置来测试无人叉车精 度。目标站台为4号站台,从1号站台出发,径直到达 4号站台后记录叉车的停止位置,然后前往3号站台, 再从3号站台出发前往4号站台,到达后记录叉车的停 止位置,接下来前往2号站台,到达后前往4号站台, 在4号站台记录叉车的停止位置,最后回到1号站台。 重复此步骤以测试叉车导航的稳定性。

无人叉车以 0.5 m/s 的最大速度、0.3 m/s 的最小 速度和在转弯时的 0.3 m/s 的速度进行。在保持 0.5 m 的安全距离的条件下,叉车连续运行了 4 h50 min,并 且在这整个时间段内保持了稳定的运行状态。

无人叉车运行最大速度为 1.5 m/s,最小速度为 0.3 m/s,转弯速度 0.3 m/s,安全距离为 0.5 m 时测 试过程中测试精度如下所示,其中黑色表示从左侧到达 4 号站台,红色表示从右侧到达 4 号站台。测试结果如 图 12 所示,精度结果如表 2 所示。



图 12 定位精度测试结果

表 2	精度测	试结果
-----	-----	-----

到达方向	重复定位精度/mm	中心偏移量/mm
左侧	± 10.46	(2.71,0.29)
右侧	\pm 4.78	(0.50, -7.57)

表 2 中重复定位精度表示叉车分别从左侧和右侧多 次到达点的坐标偏差范围,以包围到达点区域虚线圆的 直径表示。中心偏移量是多次停车点平均值与中心零点 的 *x* 坐标和 *y* 坐标偏移量。基于 3D 激光雷达的无人叉 车经过测试,重复定位精度为±7.62 mm,中心偏移量 最大为-7.57 mm,精度与控制性均达到小于±10 mm 的试验应用标准。

5 结束语

通过融合 16 线激光雷达和 IMU 等传感器,提高了 室内移动机器人的环境感知能力,成功地实现室内环境 下机器人自主定位和导航,并证实了图优化在室内移动 机器人 SLAM 系统中的有效性。同时,解决了一些存 在的问题,如传感器标定和同步技术不足等问题。实验 中发现图优化算法在室内移动机器人 SLAM 系统中起 着重要作用,但其计算量较大,导航实时性受到一定 影响。

参考文献:

- [1] PANIGRAHI P K, BISOYSK. Localization strategies for autonomous mobile robots: a review [J]. Journal of King Saud University-Computer and Information Sciences, 2022, 34 (8): 6019 - 6039.
- [2] 王梓强, 胡晓光, 李晓筱, 等. 移动机器人全局路径规划 算法综述 [J]. 计算机科学, 2021, 48 (10): 19-29.
- [3] ONYEKPE U, PALADEV, HERATH A, et al. WhO-Net: wheel odometry neural network for vehicular localisation in GNSS-deprived environments [J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2021, 105: 104421.

- [4]张 彦,陈学京,肖献强,等.移动机器人激光 SLAM 导航定位方法研究 [J].机械设计与制造,2023,11:235-240.
- [5] 胡子威. 基于多线激光雷达的室外移动机器人 SLAM 研究 与实现 [D]. 上海:上海师范大学, 2023.
- [6] 赵一凡. 基于 3D 激光雷达与 IMU 融合的室外移动机器人 SLAM 技术研究 [D]. 济南:山东大学,2023.
- [7] 唐 印. 一种面向动态 3D 场景的激光雷达 SLAM 算法 [J]. 计算机与数字工程, 2022, 50 (11): 2449-2453.
- [8] 丛佩超, 吕昆峰, 周加超. 复杂场景下移动机器人的 SLAM 与路径规划问题 [J]. 计算机仿真, 2023, 40 (2): 443-448.
- [9] 张 彦, 陈学京, 肖献强, 等. 移动机器人激光 SLAM 导航定位方法研究 [J]. 机械设计与制造, 2023 (11): 235-240.
- [10] 刘 朋,任工昌,杨力鹏,等. 基于斜率差的激光雷达环 境特征提取方法 [J]. 中国机械工程,2019,30 (14): 1679-1683.
- [11] 于 洋. 基于激光雷达的移动机器人室内定位与自主导航方法研究 [D]. 哈尔滨:哈尔滨商业大学,2024.
- [12] ZHANG J, SINGH S. LOAM: Lidar odometry and mapping in real-time [J]. Robotics: Science and Systems. MIT Press Journals, 2014: 1 - 9.
- [13] VOLODYMYR M, KORAY K, DAVID S, et al. Human-level control through deep reinforcement learning
 [J]. Nature, 2015, 518 (7540): 529 533.
- [14] PANG C, ZHOU L, HUANG X. A low-cost 3D SLAM system integration of autonomous exploration based on fast-ICP enhanced LiDAR-inertial odometry [J]. Remote Sensing, 2024, 16 (11): 1979.
- [15] ZENG Q, TAO X, HU C Y. An indoor 2-D LiDAR SLAM and localization method based on artificial landmark assistance [J]. IEEE Sensors Journal, 2024, 24 (3): 3681-3692.
- [16] YUE X, ZHANG Y, CHEN X H M. LiDAR-based SLAM for robotic mapping: state of the art and new frontiers [J]. Industrial Robot, 2024, 51 (2): 196 – 205.
- [17] 张亮修, 吴光强, 王 宇. 车辆纵一侧一垂向动力学统一 建模及实车验证 [J]. 机械工程学报, 2019, 55 (16): 144-122.
- [18] NEIRA J, DAVISON A J, Leonard J J. Guest editorial special issue on visual SLAM [J]. IEEE Transactions on Robotics, 2008, 24 (5): 929 - 931.
- [19] ZHAN Z, JIAN W, LI Y, et al. A SLAM map restoration algorithm based on submaps and an undirected connected graph [J]. IEEE Access, 2021, 9: 12657-12674.
- [20] 王帅军,胡立坤,王一飞.基于改进 D*算法的室内移动机器人路径规划 [J]. 计算机工程与设计,2020,41 (4):1118-1124.