

基于固态激光雷达融合 2D 激光雷达的建图研究

张天翔^{1,2}, 蔡黎明^{2*}, 欧阳传赞^{1,2}, 成贤锴², 闫书豪^{1,2}¹中国科学技术大学生物医学工程学院(苏州)生命科学与医学部, 安徽 合肥 230026;²中国科学院苏州生物医学工程技术研究所康复工程技术研究室, 江苏 苏州 215163

摘要 针对传统 2D 激光雷达建图存在空间环境信息获取不完全的问题, 提出一种基于 Gmapping 算法融合固态激光雷达和 2D 激光雷达的建图策略。首先, 对固态激光雷达点云数据进行平面投影, 利用生成的激光数据结合 Gmapping 算法中最优粒子轨迹建立栅格地图后, 再与最优粒子携带的栅格地图融合生成的融合地图, 实现对空间障碍物的识别。其次, 为提升建图精度, 使用扩展卡尔曼滤波(EKF)对轮式里程计(WO)、激光里程计(LO)和惯性测量单元(IMU)进行动态权重融合, 解决因车轮打滑或激光里程计在低特征环境下特征匹配失败等因素造成的融合里程计精度下降问题。最后, 对融合地图和融合里程计算法进行测试实验。实验结果表明, 融合地图可以正确识别空间障碍物, 融合里程计在平均定位精度上相较于传统方法提升 17.0%。

关键词 激光雷达; 固态激光雷达; 扩展卡尔曼滤波; 激光里程计; 动态融合

中图分类号 TP242.6

文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP231481

Mapping Research Based on Solid-State LiDAR Fusion with 2D LiDAR

Zhang Tianxiang^{1,2}, Cai Liming^{2*}, Ouyang Chuanyun^{1,2}, Cheng Xiankai², Yan Shuhao^{1,2}¹School of Biomedical Engineering (Suzhou), Division of Life Sciences and Medicine, University of Science and Technology of China, Hefei 230026, Anhui, China;²Rehabilitation Engineering Department, Suzhou Institute of Biomedical Engineering and Technology, Chinese Academy of Sciences, Suzhou 215163, Jiangsu, China

Abstract To address the issue of incomplete spatial environment information acquisition in traditional two-dimensional (2D) light detection and ranging (LiDAR) mapping, we propose a mapping strategy that leverages the fusion of solid-state LiDAR and 2D LiDAR using the Gmapping algorithm. First, we initiate a planar projection on the solid-state LiDAR point cloud data. Subsequently, the resultant laser data are combined with the optimal particle trajectory within the Gmapping algorithm to construct a grid map. This grid map is then integrated with the grid map carried by the optimal particle, resulting in a fused map designed to identify spatial obstacles. To enhance mapping accuracy, we employ an extended Kalman filter for the dynamic fusion of weights associated with the wheel odometer, laser odometer, and inertial measurement unit. This approach addresses the challenges posed by reduced fusion odometer accuracy in scenarios involving factors such as slippage or feature-matching failures of the laser odometer in environments with limited features. Subsequently, we conduct testing experiments on the fused map and the fusion mileage calculation method. The experimental outcomes demonstrate that the fused map effectively identifies spatial obstacles and the fused odometer exhibits an average positioning accuracy improvement of 17.0% compared to traditional methods.

Key words LiDAR; solid-state LiDAR; extended Kalman filter; laser odometry; dynamic fusion

1 引言

近年来随着服务机器人行业的兴起, 为实现服务

机器人的自主定位导航, 同步定位与地图构建 (SLAM) 技术逐渐成为当前机器人行业的重点研究方向之一。SLAM 主要指移动机器人通过自身所携带

收稿日期: 2023-06-08; 修回日期: 2023-07-19; 录用日期: 2023-08-08; 网络首发日期: 2023-08-21

基金项目: 国家重点研发计划资助项目(2020YFC2007402, 2020YFC2007401, 2020YFC2007404, 2020YFC2007403, 2020YFC2007405, 2020YFC2007400)

通信作者: *cailm@sibet.ac.cn

的传感器获取周围环境信息,确定自生位置并实时建立环境地图的技术。

目前根据传感器的不同,SLAM 主要分为激光 SLAM 和视觉 SLAM。经过 30 年的发展业内涌现出了不少优秀的开源算法,包括:以 Gmapping^[1-2]、Cartographer^[3-4]、LIO-SAM^[5] 等为代表的激光 SLAM 算法;以 ORB-SLAM2^[6]、ORB-SLAM3^[7]、VINS-Fusion^[8-9] 等为代表的视觉 SLAM 算法。主流 SLAM 算法主要依托于单传感器获取环境信息,但在实际应用中存在一些问题,例如:2D 激光雷达只能获取单一平面信息,在复杂环境下地图信息获取不全^[10];视觉传感器易受环境光线及环境纹理影响;传统机械式 3D 激光雷达虽然各项性能优异^[11-12],但售价高昂,在低成本的服务机器人上难以广泛应用。

近年来固态激光雷达的出现提供了一种高性价比、轻量化的解决方案。固态激光雷达是一个完全建立在硅芯片上的系统,不涉及移动部件,因此尺寸和质量都比机械式激光雷达小得多,且在价格方面可以做到传统机械式 3D 激光雷达的 10%^[13]。随着半导体行业的发展,固态激光雷达在价格、集成化等方面的优势逐渐显露出来。Wang 等^[14]提出一种新的基于固态激光雷达的轻量化 SLAM 框架,并将该方法集成到用于仓库运行的自动导向车(AGV)中,实现了在嵌入式微型计算机上的实时定位和稠密建图。但目前固态激光雷达的视场角远小于传统 3D 激光雷达,在走廊等低特征场景中容易造成信息缺失,难以单独使用。

基于以上问题,本文提出一种融合固态激光雷达和 2D 激光雷达的低成本 SLAM 方案。将固态激光雷达获取的空间点云信息经过平面投影后建立栅格地图,并与 2D 激光雷达建立的栅格地图融合,最终生成的融合地图可以实现对空间障碍物的识别。同时根据机器人所处环境特征及自身运动状态应用扩展卡尔曼滤波对轮式里程计(WO)、激光里程计(LO)和惯性测量单元(IMU)进行动态融合,实现精度更高、鲁棒性更好的里程计系统^[15-16]。最后搭建移动机器人平台,并在真实环境下进行测试,验证所提方案的可行性。

2 融合地图

2.1 融合地图基本原理

完整的 SLAM 问题是在给定运动数据和观测数据的情况下,同时进行机器人位姿和地图的估计问题,其核心问题可以用以下条件联合概率分布描述:

$$p(\mathbf{x}_{1:t}, \mathbf{m} | \mathbf{u}_{1:t}, \mathbf{z}_{1:t}), \quad (1)$$

式中: $\mathbf{x}_{1:t}$ 表示 $1-t$ 时刻机器人的位姿; \mathbf{m} 为环境地图; $\mathbf{u}_{1:t}$ 为 $1-t$ 时刻机器人的运动数据; $\mathbf{z}_{1:t}$ 为 $1-t$ 时刻机器人的观测数据。根据马尔可夫假设将上述问题分解成两个独立问题:一个是已知机器人运动数据

和观测数据下的定位问题;另一个则是已知机器人位姿,利用观测数据进行地图构建的问题^[17],如式(2)所示:

$$\begin{aligned} p(\mathbf{x}_{1:t}, \mathbf{m} | \mathbf{u}_{1:t}, \mathbf{z}_{1:t}) &= p(\mathbf{x}_{1:t} | \mathbf{u}_{1:t}, \mathbf{z}_{1:t}) \times \\ & p(\mathbf{m} | \mathbf{x}_{1:t}, \mathbf{u}_{1:t}, \mathbf{z}_{1:t}) = p(\mathbf{x}_{1:t} | \mathbf{u}_{1:t}, \mathbf{z}_{1:t}) \times \\ & p(\mathbf{m} | \mathbf{x}_{1:t}, \mathbf{z}_{1:t}). \end{aligned} \quad (2)$$

在解决问题 1 得到机器人所有历史位姿后,问题 2 将转换成一个简单问题。Gmapping 算法是目前较为成熟的激光 SLAM 开源算法之一,常被应用在室内小场景环境下机器人的建图和导航中。本质上 Gmapping 是基于粒子滤波(RBPF)的 SLAM 算法,通过粒子群来描述和估算机器人在运动过程中的可能位姿及地图。粒子群中的每个粒子都携带机器人一种可能的历史轨迹以及该轨迹对应的地图,在不断的更新与重采样过程中,这些粒子最终会收敛到权重系数较高的几个粒子上。

算法最终生成地图为权重最高粒子即最优粒子所携带的地图,地图类型为占据栅格地图,是一种利用占据概率和空闲概率描述环境信息的尺度地图。地图中每一个栅格状态分为 3 种:占据、空闲和未知。

在多传感器融合建图过程中,不同传感器数据可以通过两种方法融合成一张地图:1)对所有传感器数据用贝叶斯滤波维护一张地图;2)用每一种传感器数据建立各自的地图,再用合适的方法将这些地图融合。本研究中机器人雷达布局及探测角度如图 1 所示,由于 2D 激光雷达只能扫描单一平面,建图过程中可能会出现固态激光雷达检测到障碍物但 2D 激光雷达没有检测到的情况。此时使用贝叶斯滤波对两传感器数据进行融合就会在融合地图上产生不确定的结果,为了避免上述情况,本研究采取后一种融合方法。

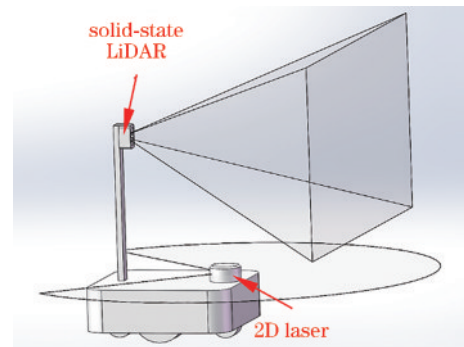


图 1 传感器布局图

Fig. 1 Sensor layout diagram

设 $\mathbf{m}^k = \{\mathbf{m}_i^k\}$, 其中, \mathbf{m}^k 表示第 k 种传感器生成的地图, \mathbf{m}_i^k 表示第 k 种传感器生成的地图的第 i 个栅格。根据 De Morgan's law, 方法 2 下融合地图任意栅格的占据概率^[18]可表示为

$$p(m_i) = 1 - \prod_k [1 - p(m_i^k)] \quad (3)$$

2.2 地图融合步骤

地图融合框图如图 2 所示, 固态激光雷达在垂直方向上的探测范围较大, 可实现对机器人前进方向上空间障碍物的识别。但基于成本考虑, 使用的固态激光雷达在水平方向上的探测角相对较小, 点云经过投影后生成

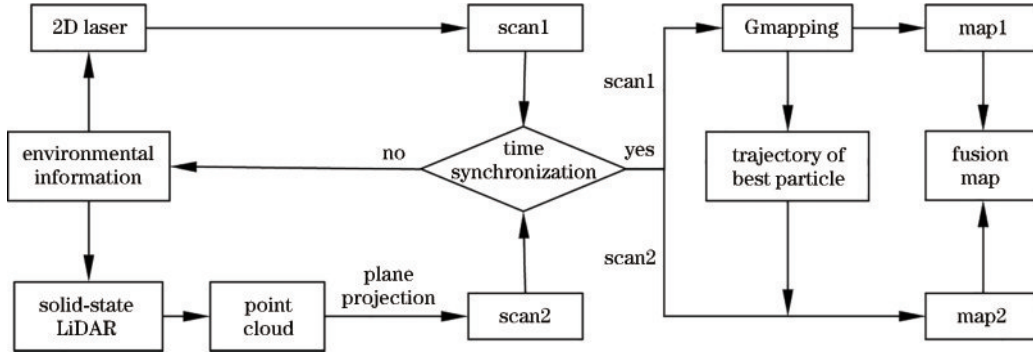


图 2 地图融合框图

Fig. 2 Map fusion block diagram

1) 对固态激光雷达获取的数据进行滤波处理, 去除其中的离散点和偏离点, 得到机器人前进方向上的空间点云。

2) 利用 ROS 下的 pointcloud2_to_laserscan 功能包对空间点云按高度进行分割, 将可能影响机器人运动的空间点云数据进行平面投影, 转化为二维激光数据 scan2。仿真环境下利用 ROS 下的可视化工具 RVIZ 对部分转换结果进行展示, 效果如图 3 所示。

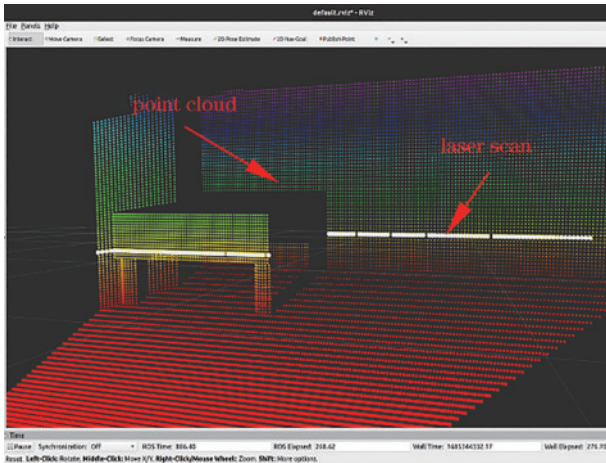


图 3 点云数据转雷达数据

Fig. 3 Conversion of point cloud to laser scan

3) 对 2D 激光雷达数据进行运动畸变矫正, 得到雷达数据 scan1。

4) 对 scan1、scan2 进行时间同步处理, 若两者之间数据延迟不超过阈值则进入下一步, 否则返回步骤 1) 重新进行数据采集。

5) 对 scan1 使用 Gmapping 算法建立地图 map1, 并

的激光数据 scan2 存在范围小、数据量不足等问题, 单独建图时容易因帧间匹配失败无法生成有效的地图。而 2D 激光雷达在水平方向上的探测角度足够大, 因此先用 scan1 建立局部地图 map1, 再以 map1 轨迹和 scan2 建立局部地图 map2, 最终对 map1、map2 进行融合。固态激光雷达数据主要用于补充 2D 激光雷达检测不到的空间障碍物信息。融合建图具体步骤如下:

提取算法中最优粒子所携带的轨迹作为机器人移动轨迹。

6) scan2 在经过时间同步和获取最优粒子轨迹后, 由式 (2) 可知, map2 的建立即可转化为已知机器人位姿利用观测数据构建地图的问题。

7) 按式 (3) 所示的融合规则对 map1 和 map2 进行融合, 生成融合地图。

3 融合里程计

3.1 里程计

里程计是机器人 SLAM 系统中的重要组成部分, Gmapping 更是一种高度依赖里程计的 SLAM 算法。精度更高、鲁棒性更好的里程计不仅可以大大提高建图精度, 而且精度的提高会使定位过程中机器人位姿的先验分布更加集中, 这也就意味着可以使用更少的粒子实现对机器人位姿分布的估计, 从而达到缓解内存消耗的效果。

WO 是移动机器人最常用的里程计, 通过对电机编码器数据的计算, 在低速情况下具有简单、可靠性高的优点。但在面对机器人速度突变或者高速运动时, 车轮因打滑等因素造成的漂移现象不可避免, 同时磨损等问题带来的车轮外径变化也会导致里程计数据和实际运动距离不一致。

LO 是一种利用激光雷达当前帧与上一帧进行帧间匹配计算得出机器人相邻帧之间运动关系的里程计。常见的二维激光里程计算法主要包括 PL-ICP 和 RF2O^[19-20], 其中, RF2O 算法是一种基于距离流估计的 2D 激光雷达里程计方法。对于每个扫描点, 根据传感器速度制定范围流约束方程, 并最小化所得几何约

束的鲁棒函数以获得运动估计。与 PL-ICP 算法不同的是,该算法不搜索扫描点的对应关系,而是以密集的 3D 视觉测距法的方式基于扫描梯度执行密集扫描对准。实际测试中在精度、稳定性和计算资源消耗方面,RF2O 算法都要优于 PL-ICP 算法。由于激光里程计工作原理与车轮无关,故输出结果几乎不受车轮打滑影响。

IMU 传感器主要由加速度计、地磁计、陀螺仪组成,能够高频测量机器人加速度和角速度。利用 IMU 传感器短时间内精度高、响应快的特点可以对里程计方向误差进行修正^[8]。

SLAM 中常用的里程计融合方法是使用扩展卡尔曼滤波对 WO 和 IMU 进行融合,通过 IMU 提供的机器人姿态信息修正里程计的旋转误差,但在面对由车轮打滑造成的平移误差时效果有限。针对该问题,一种有效的解决思路是在融合过程中加入 LO,但这样也带来了新的问题:LO 在面对退化环境如长走廊时,由于前后帧雷达数据相似,约束减少帧间匹配容易失效,反而会进一步扩大里程计误差;且对比 WO,机器人静止时 LO 不可避免地存在漂移现象^[21]。

为实现更好的融合里程计,提出动态权重方案,基于机器人所处环境特征信息及自身运动状态动态地调节不同里程计传感器在扩展卡尔曼滤波中所占的权重系数,最终实现融合里程计在定位精度上的提升。

3.2 里程计动态权重融合

扩展卡尔曼滤波是标准卡尔曼滤波在非线性情形下的一种扩展形式,它将非线性模型在状态估计值附近进行泰勒展开,取一次项作为原状态方程和观测方程的近似表达形式,从而实现线性化,并且线性化后的状态依然服从高斯分布。最后对线性化后的系统采用标准卡尔曼滤波获得状态估计^[18]。

在 SLAM 里程计的多传感器扩展卡尔曼融合系统中,机器人的状态转移方程只有一个,但每个传感器的测量都对应一个观测方程,故系统中存在多个观测方程。融合模型可表示为

$$\begin{cases} \mathbf{x}_t = g(\mathbf{x}_{t-1}, \mathbf{u}_t) + \boldsymbol{\varepsilon}_t \\ \mathbf{z}_t^{(1)} = h^{(1)}(\mathbf{x}_t) + \boldsymbol{\delta}_t^{(1)} \\ \mathbf{z}_t^{(2)} = h^{(2)}(\mathbf{x}_t) + \boldsymbol{\delta}_t^{(2)} \\ \vdots \end{cases} \quad (4)$$

式中: \mathbf{x}_t 表示 t 时刻机器人的状态向量,一般为 $\mathbf{x}_t = (x, y, z, \theta_{\text{pitch}}, \theta_{\text{roll}}, \theta_{\text{yaw}})^T$, 其中, x, y, z 分别对应机器人在空间坐标系下的坐标, $\theta_{\text{pitch}}, \theta_{\text{roll}}, \theta_{\text{yaw}}$ 分别对应机器人的俯仰、翻滚和偏航角,二维平面下机器人 $z, \theta_{\text{pitch}}, \theta_{\text{roll}}$ 通常恒为 0, 故状态列向量可简化为 $\mathbf{x}_t = (x, y, 0, 0, 0, \theta_{\text{yaw}})^T$; \mathbf{u}_t 表示 t 时刻机器人的状态转移数据, $\mathbf{u}_t = (v, \omega)^T$, 其中, v, ω 分别为机器人在自身坐标系下沿 x 轴的线速度和绕 z 轴的角速度; $\mathbf{z}_t^{(n)}$ 表示 t 时

刻机器人各个里程计传感器的观测数据; $\boldsymbol{\varepsilon}_t \sim N(0, \mathbf{R}_t)$, 表示机器人位姿在状态转移过程中引入的不确定性; $\boldsymbol{\delta}_t^{(n)} \sim N(0, \mathbf{Q}_t^{(n)})$, 表示不同传感器对应的观测误差。

里程计融合具体步骤如下:

1) 首先执行预测过程,使用机器人在上一时刻的最优位姿 $\boldsymbol{\mu}_{t-1}$ 、位姿置信度 $\boldsymbol{\Sigma}_{t-1}$ 以及在当前时刻的运动数据 \mathbf{u}_t 计算得到机器人在当前时刻下的预测位姿 $\bar{\boldsymbol{\mu}}_t$ 和置信度 $\bar{\boldsymbol{\Sigma}}_t$:

$$\begin{cases} \bar{\boldsymbol{\mu}}_t = g(\boldsymbol{\mu}_{t-1}, \mathbf{u}_t) \\ \bar{\boldsymbol{\Sigma}}_t = \mathbf{G}_t \boldsymbol{\Sigma}_{t-1} \mathbf{G}_t^T + \mathbf{R}_t \end{cases} \quad (5)$$

式中: \mathbf{G}_t 为 $g(\mathbf{x}_{t-1}, \mathbf{u}_t)$ 在机器人上一时刻最优位姿 $\boldsymbol{\mu}_{t-1}$ 处的一阶导数 $\dot{g}(\boldsymbol{\mu}_{t-1}, \mathbf{u}_t)$ 。

2) 随后进入测量更新过程,首先对 $h^{(1)}(\mathbf{x}_t)$ 在机器人当前时刻预测位姿 $\bar{\boldsymbol{\mu}}_t$ 处求一阶导数,得到传感器一对应的观测矩阵 $\mathbf{H}_t^{(1)}$,再利用当前时刻传感器一的测量数据 $\mathbf{z}_t^{(1)}$ 、传感器误差 $\mathbf{Q}_t^{(1)}$ 和预测过程中得到的预测位姿 $\bar{\boldsymbol{\mu}}_t$ 、置信度 $\bar{\boldsymbol{\Sigma}}_t$ 进行测量更新,得到机器人在当前时刻下的卡尔曼系数 $\mathbf{K}_t^{(1)}$ 及预测位姿 $\boldsymbol{\mu}_t^{(1)}$ 、置信度 $\boldsymbol{\Sigma}_t^{(1)}$:

$$\begin{cases} \mathbf{K}_t^{(1)} = \bar{\boldsymbol{\Sigma}}_t \mathbf{H}_t^{(1)T} (\mathbf{H}_t^{(1)} \bar{\boldsymbol{\Sigma}}_t \mathbf{H}_t^{(1)T} + \mathbf{Q}_t^{(1)})^{-1} \\ \boldsymbol{\mu}_t^{(1)} = \bar{\boldsymbol{\mu}}_t + \mathbf{K}_t^{(1)} [\mathbf{z}_t^{(1)} - h^{(1)}(\bar{\boldsymbol{\mu}}_t)] \\ \boldsymbol{\Sigma}_t^{(1)} = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_t^{(1)} \mathbf{H}_t^{(1)}) \bar{\boldsymbol{\Sigma}}_t \end{cases} \quad (6)$$

3) 用得到的 $\boldsymbol{\mu}_t^{(1)}, \boldsymbol{\Sigma}_t^{(1)}$ 替换更新过程中的 $\bar{\boldsymbol{\mu}}_t$ 和 $\bar{\boldsymbol{\Sigma}}_t$, 以相同的步骤利用当前时刻传感器 2 的测量数据 $\mathbf{z}_t^{(2)}$ 及传感器 2 对应的参数 $\mathbf{H}_t^{(2)}, \mathbf{Q}_t^{(2)}$ 再进行一次测量更新。

4) 以此类推,重复上述过程直到完成对所有传感器数据的融合,最后一轮测量更新得到的 $\boldsymbol{\mu}_t^{(n)}, \boldsymbol{\Sigma}_t^{(n)}$ 作为下一时刻机器人位姿融合的初始值 $\boldsymbol{\mu}_t, \boldsymbol{\Sigma}_t$ 。

融合过程中各个传感器对应的协方差矩阵 $\mathbf{Q}_t^{(n)}$ 描述了传感器自身各维度测量数据之间的协方差,它是一个对称矩阵。 $\mathbf{Q}_t^{(n)}$ 对角线上的元素是传感器各个维度测量数据的方差,表示测量数据的离散程度。当某一维度的方差为 0 时说明该维度上的数据一点都不离散,是完全不波动的数据,此时扩展卡尔曼滤波不起作用;当某一维度的方差非常大时,代表该项测量数据的置信度很低,数据融合过程中将会降低该维度测量数据所占的权重。

机器人里程计动态融合框图如图 4 所示,WO 数据通过车轮编码器直接获取,IMU 数据通过 IMU 传感器读取,LO 数据则需要对 2D 激光雷达数据使用 RF2O 算法计算得出。

在获取 3 种传感器数据后,对激光雷达数据进行特征点提取,通过判断当前雷达帧数据中的角点及断

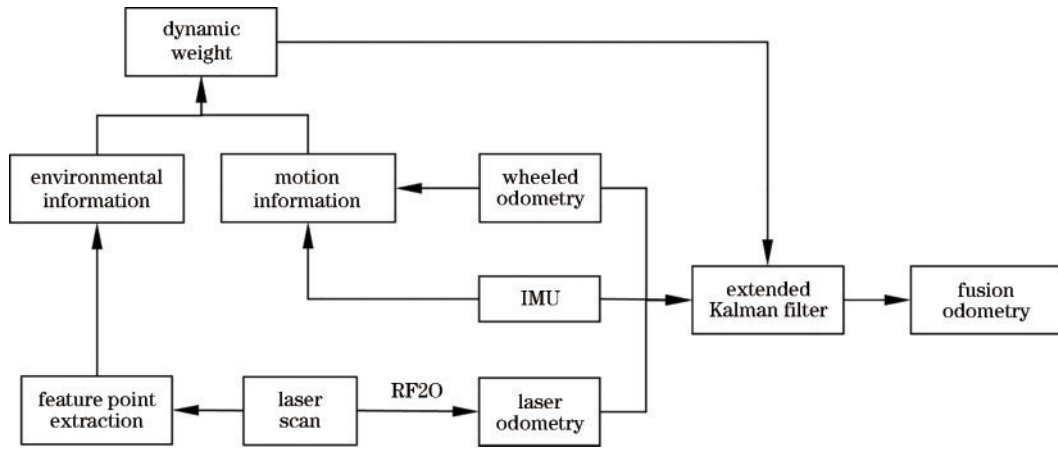


图4 里程计融合框图

Fig. 4 Odometry fusion block diagram

点数量是否超过阈值来确定机器人所处环境信息,同时通过IMU数据中的角速度和线加速度信息、WO数据中的线速度信息来确定机器人自身运动状态。融合过程中传感器数据权重调节的基本思想如下:当机器人处于长走廊等低特征环境时,考虑到激光里程计特征匹配容易失效,算法会极大降低其数据在融合里程计中所占权重,此时系统可近似看作传统轮式里程计融合IMU算法。当机器人处于高特征环境时,若加速度超过阈值,则需要降低轮式里程计权重并提高激光里程计权重,以减少因车轮打滑带来的误差。当机器人静止时,为了避免激光里程计和IMU在静止时数据漂移给融合里程计带来影响,此时选择更相信轮式里程计测得的数据。算法中传感器测量数据权重最终通过修改对应的协方差矩阵 $Q_i^{(n)}$ 实现。

4 实验过程及结果分析

4.1 移动机器人平台参数

实验搭建的移动机器人以HEXMAN的ECHO机器人底盘为移动平台,其上安装的传感器主要包括思岚科技的RPLIDAR A1 2D激光雷达、海伯森技术的HPS-3D160面阵固态激光雷达和亚博智能的CMP10A十轴IMU。

移动机器人上位机为联想拯救者Y7000P笔记本电脑,搭载的处理器为Intel i5-11400H@2.70 GHz。控制系统方面,上位机安装Ubuntu20.04操作系统并下载了对应的Noetic版本ROS系统及部分SLAM软件工具包。

移动机器人整体布置如图5所示,其中,RPLIDAR A1雷达为单线激光雷达,结构上只存在一对相对位置固定的激光发射和接收装置。工作中雷达通过不断旋转激光发射器和接收器实现对单一平面的扫描。为了捕获更多地面障碍物信息,2D激光雷达安装高度设置为24 cm,且保证在前进方向正负120°范围内的扫描平面上没有其他器件遮挡。HPS-3D160是一款基于飞行

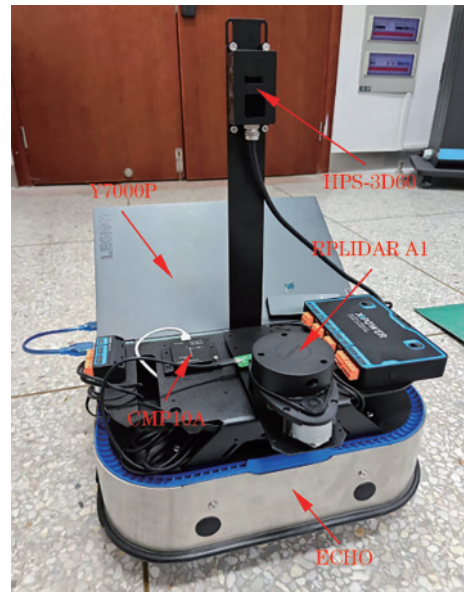


图5 移动机器人

Fig. 5 Mobile robot

时间原理的面阵固态激光雷达,采用3D FLASH技术,通过发射和接收面阵光,一次扫描即可生成3D点云数据。因此安装位置只需要考虑其视场角(FOV)可以满足覆盖机器人前进方向即可,最终安装高度设置为45 cm。机器人整体尺寸为37 cm×38 cm×50 cm。

RPLIDAR A1激光雷达和HPS-3D160面阵固态激光雷达具体参数如表1、表2所示。

4.2 融合地图实验

融合地图实验场地为9.5 m×6.5 m封闭环境,测试障碍物主要为3种不同高度的障碍物。其中,障碍物1的挡板高度为40~60 cm,障碍物2高度为26 cm,障碍物3高度为16 cm。实验场地及机器人与障碍物对比分别如图6、图7所示。

从机器人与障碍物对比图可以看出,由于安装高度的限制,在单独使用2D激光雷达建图时只能探测到障碍物1的支撑杆部分及障碍物2。障碍物1的挡板

表 1 RPLIDAR A1 具体参数
Table 1 RPLIDAR A1 parameter

Parameter	Value
Measuring radius /m	0.15-12
Scanned area /($^{\circ}$)	360
Sampling frequency	8K
Scanning frequency /Hz	5.5-10
Angular resolution /($^{\circ}$)	≤ 1
Ranging accuracy	1% of actual distance (≤ 3 m)
	2% of actual distance (3-5 m)
	2.5% of actual distance (5-12 m)

表 2 HPS-3D160 具体参数
Table 2 HPS-3D160 parameter

Parameter	Value
Measuring range /m	0.25-3
	(10% reflectance)
	0.25-8
	(90% reflectance)
Resolution ratio	160 \times 60
FOV /($^{\circ}$ \times $^{\circ}$)	76 \times 32
Ranging accuracy /cm	± 2
Scanning frequency /Hz	35(max)



图 6 实验场地
Fig. 6 Experimental site

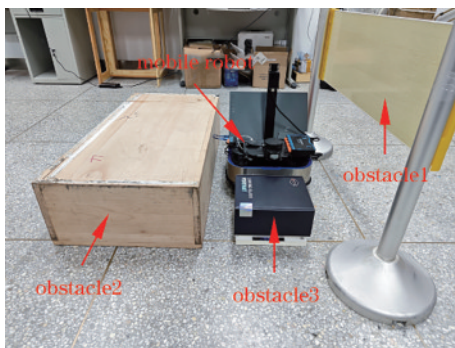


图 7 机器人与障碍物对比图
Fig. 7 Comparison of robot and obstacles

部分和障碍物 3 在高度上由于分别高于和低于 2D 激光雷达,故无法识别。

最终 Gmapping 实测建图效果如图 8 所示,相同场

景下使用所提融合算法对实验场地建立地图,结果如图 9 所示。对比真实实验场地和图 8、图 9 可以看出,融合算法成功检测到了场地中可能会影响机器人运动的障碍物信息,而原算法并未能识别障碍物 3,且障碍物 1 只识别到两边的支撑杆部分。



图 8 原始地图
Fig. 8 Original map



图 9 融合地图
Fig. 9 Fusion map

根据地图融合原理可知,融合地图是在原始地图的基础上,将固态激光雷达点云投影后按最优粒子对应轨迹依次插入得来的。因此障碍物 1、障碍物 3 在地图上的尺寸精度主要受固态激光雷达测量精度的影响,精度越高则障碍物尺寸越精准。而在相对位置方面,障碍物信息插入融合地图上的准确度由固态激光雷达数据与 2D 激光雷达数据间的延迟阈值大小决定。阈值设置得越严格,数据插入位置越准确,但过于严格的阈值会导致数据间的时间同步困难,反而会降低建图质量。因此需要根据传感器频率设置合适的延迟阈值。

4.3 融合里程计实验

为了验证融合里程计在不同场景下的表现,里程计实测场地选择为实验室(高特征环境)加长走廊(低特征环境)。移动机器人按预定路线绕实验室一圈后进入走廊,折返行驶一段距离后最终回到出发点。整个行驶过程中使用 ROS 下的 rosbag 功能包对传感器数据进行录制,生成的 bag 文件用于后续使用不同算法生成机器人运动轨迹。

里程计实验中共设置了 4 个标记点 A、B、C、D,其中, D 为路径终点。移动机器人在到达标记点区域后标记当时位置,标记点的真实位置通过激光测

距仪测量得出。行驶过程中机器人最大线速度为 0.5 m/s,最大角速度为 0.5 rad/s。对里程计进行多轮测试,利用 ROS 下的 EVO 轨迹估计评估功能包生成不同融合方法对应的轨迹与所提算法的对比图,两轮轨迹对比结果展示如图 10、图 11 所示,其中,My_Odom 为所提算法轨迹,表 3 展示了多轮不同融合算法下标记点的坐标与标记点真实坐标, RMSE 为均方根误差。

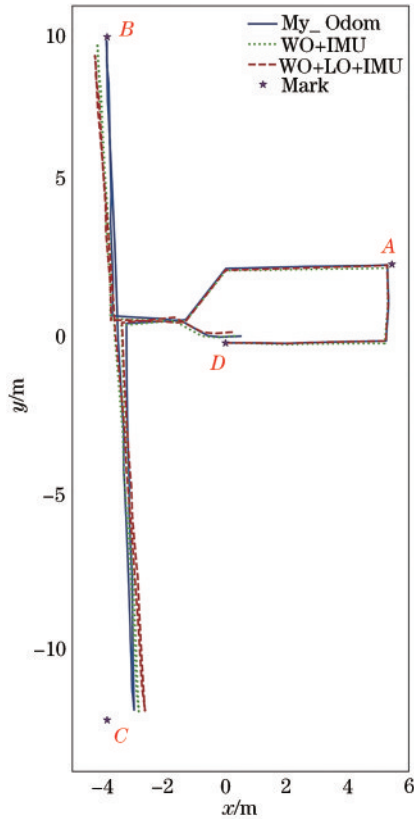


图 10 里程计测试 1
Fig. 10 Test 1 of odometer

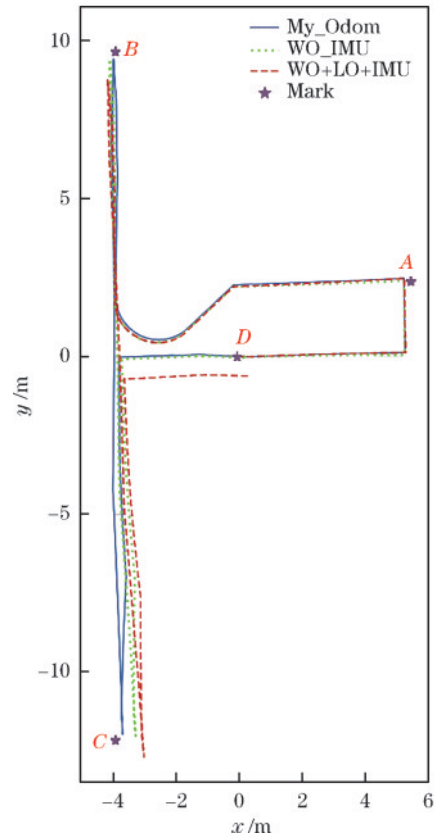


图 11 里程计测试 2
Fig. 11 Test 2 of odometer

对多次测试标记点的误差计算平均误值结果如表 4 所示,可以看出:所提动态融合算法在平均定位精度上对比使用扩展卡尔曼滤波算法融合 WO 和 IMU 提高了 17.0%;对比使用扩展卡尔曼滤波算法融合 WO、LO 和 IMU 提高了 52.4%。融合算法通过动态融合 LO 降低车轮打滑对里程计影响的同时避免了 LO 在长走廊等退化环境下带来的里程计精度下降问题。

表 3 里程计测量结果及误差

Table 3 Odometer measurement results and error

unit: m

Test No.	Method	A	B	C	D	RMSE
Test 1	Mark	(5.43, 2.58)	(-3.86, 10.00)	(-3.86, -12.32)	(0.00, 0.00)	
	My_Odom	(5.29, 2.54)	(-3.88, 9.86)	(-2.97, -12.00)	(0.50, 0.21)	0.55
	WO+IMU	(5.30, 2.44)	(-4.18, 9.78)	(-2.83, -12.04)	(0.32, 0.22)	0.61
	WO+LO+IMU	(5.29, 2.53)	(-4.26, 9.37)	(-2.62, -12.01)	(0.34, 0.36)	0.78
Test 2	Mark	(5.49, 2.37)	(-3.86, 9.64)	(-3.86, -12.18)	(0.00, 0.00)	
	My_Odom	(5.28, 2.47)	(-3.90, 9.42)	(-3.60, -11.98)	(0.11, 0.00)	0.24
	WO+IMU	(5.29, 2.38)	(-4.02, 9.32)	(-3.19, -12.04)	(0.18, -0.05)	0.41
	WO+LO+IMU	(5.30, 2.47)	(-4.09, 8.73)	(-2.93, -12.70)	(0.29, -0.62)	0.80
Test 3	Mark	(5.44, 2.52)	(-3.86, 16.00)	(-3.76, -4.50)	(0.00, 0.00)	
	My_Odom	(5.28, 2.51)	(-4.11, 15.79)	(-3.29, -4.09)	(0.25, 0.08)	0.38
	WO+IMU	(5.28, 2.43)	(-4.18, 15.89)	(-3.38, -3.96)	(0.18, 0.16)	0.40
	WO+LO+IMU	(5.28, 2.52)	(-4.29, 14.66)	(-3.23, -4.88)	(0.33, -0.71)	0.87

表 4 里程计测量平均误差

Table 4 Average error of odometer measurement results unit: m

Method	My_Odom	WO+IMU	WO+LO+IMU
Average RMSE	0.39	0.47	0.82

5 结 论

针对传统 2D 激光雷达 SLAM 建图存在的问题,提出一种基于固态激光雷达融合 2D 激光雷达的 SLAM 建图方法,同时使用扩展卡尔曼滤波动态融合激光里程计,提高了融合里程计在面对车轮打滑及退化环境下的精度。实验结果表明,在室内环境下,所提方法可以识别更广范围内的障碍物,且在定位精度上有所提高。总体来说,该方法弥补了单 2D 激光雷达在地图构建时信息获取不全的缺点,且相较于使用传统多线 3D 激光雷达建图在成本控制上有极大优势,适用于需要控制成本的室内服务机器人上。硬件上,对 2D 激光雷达的性能要求较低,且理论上经过适当修改,可以将固态激光雷达替换为其他能够生成点云数据的传感器,具有较高的适用性。但其也存在一些不足之处,例如由于低成本固态激光雷达精度不佳,融合地图中会产生一些不存在的噪点,理论上该问题可以通过后续优化程序得到缓解。

参 考 文 献

- [1] Grisetti G, Stachniss C, Burgard W. Improved techniques for grid mapping with Rao-blackwellized particle filters[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2007, 23(1): 34-46.
- [2] Grisetti G, Stachniss C, Burgard W. Improving grid-based SLAM with Rao-blackwellized particle filters by adaptive proposals and selective resampling[C]// Proceedings of the 2005 IEEE International Conference on Robotics and Automation, April 18-22, 2005, Barcelona, Spain. New York: IEEE Press, 2006: 2432-2437.
- [3] 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), May 16-21, 2016, Stockholm, Sweden. New York: IEEE Press, 2016: 1271-1278.
- [4] Olson E B. Real-time correlative scan matching[C]// 2009 IEEE International Conference on Robotics and Automation, May 12-17, 2009, Kobe, Japan. New York: IEEE Press, 2009: 4387-4393.
- [5] Shan T X, 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), October 24-January 24, 2021, Las Vegas, NV, USA. New York: IEEE Press, 2021: 5135-5142.
- [6] Mur-Artal R, Montiel J M M, Tardós J D. ORB-SLAM: a versatile and accurate monocular SLAM

system[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2015, 31(5): 1147-1163.

- [7] Campos C, Elvira R, Rodríguez J J G, et al. ORB-SLAM3: an accurate open-source library for visual, visual-inertial, and multimap SLAM[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2021, 37(6): 1874-1890.
- [8] Qin T, Pan J, Cao S Z, et al. A general optimization-based framework for local odometry estimation with multiple sensors[EB/OL]. (2019-01-11) [2023-03-05]. <https://arxiv.org/abs/1901.03638>.
- [9] Qin T, Cao S Z, Pan J, et al. A general optimization-based framework for global pose estimation with multiple sensors[EB/OL]. (2019-01-11)[2023-03-02]. <https://arxiv.org/abs/1901.03642>.
- [10] 李全峰, 吴海波, 陈江, 等. 基于激光雷达与 RGB-D 相机融合 Gmapping 建图研究[J]. 激光与光电子学进展, 2023, 60(12): 1228003.
Li Q F, Wu H B, Chen J, et al. Gmapping mapping based on lidar and RGB-D camera fusion[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2023, 60(12): 1228003.
- [11] 张磊, 徐孝彬, 曹晨飞, 等. 基于动态特征剔除的图像与点云融合的机器人位姿估计方法[J]. 中国激光, 2022, 49(6): 0610001.
Zhang L, Xu X B, Cao C F, et al. Robot pose estimation method based on image and point cloud fusion with dynamic feature elimination[J]. Chinese Journal of Lasers, 2022, 49(6): 0610001.
- [12] 胡杰, 安永鹏, 徐文才, 等. 基于激光点云的深度语义和位置信息融合的三维目标检测[J]. 中国激光, 2023, 50(10): 1010003.
Hu J, An Y P, Xu W C, et al. 3D object detection based on deep semantics and position information fusion of laser point cloud[J]. Chinese Journal of Lasers, 2023, 50(10): 1010003.
- [13] 李小路, 周依尔, 毕腾飞, 等. 轻量型感知激光雷达关键技术发展综述[J]. 中国激光, 2022, 49(19): 1910002.
Li X L, Zhou Y E, Bi T F, et al. Review on key technologies of lightweight type-aware LiDAR[J]. Chinese Journal of Lasers, 2022, 49(19): 1910002.
- [14] Wang H, Wang C, Xie L H. Lightweight 3-D localization and mapping for solid-state LiDAR[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2021, 6(2): 1801-1807.
- [15] Luo R C, Yih C C, Su K L. Multisensor fusion and integration: approaches, applications, and future research directions[J]. IEEE Sensors Journal, 2002, 2(2): 107-119.
- [16] Wang Z J, Wu Y, Niu Q Q. Multi-sensor fusion in automated driving: a survey[J]. IEEE Access, 2019, 8: 2847-2868.
- [17] 高翔, 张涛, 刘毅. 视觉 SLAM 十四讲: 从理论到实践[M]. 2 版. 北京: 电子工业出版社, 2019.
Gao X, Zhang T, Liu Y. Fourteen lectures on visual SLAM: from theory to practice[M]. 2nd ed. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2019.
- [18] 塞巴斯蒂安·特龙, 沃尔弗拉姆·比加尔, 迪特尔·福克斯. 概率机器人[M]. 曹红玉, 谭志, 史晓霞, 等, 译. 北京: 机械工业出版社, 2017.

- Thrun S, Burgard W, Fox D. Probabilistic robotics[M]. Cao H Y, Tan Z, Shi X X, et al., Transl. Beijing: China Machine Press, 2017.
- [19] Censi A. An ICP variant using a point-to-line metric[C]// 2008 IEEE International Conference on Robotics and Automation, May 19-23, 2008, Pasadena, CA, USA. New York: IEEE Press, 2008: 19-25.
- [20] Jaimez M, Monroy J G, Gonzalez-Jimenez J. Planar odometry from a radial laser scanner. A range flow-based approach[C]//2016 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), May 16-21, 2016, Stockholm, Sweden. New York: IEEE Press, 2016: 4479-4485.
- [21] 张逵. 视觉/IMU/激光多传感器组合导航定位研究[D]. 南昌: 南昌大学, 2021.
- Zhang K. Research on visual/IMU/laser multi-sensor integrated navigation and positioning[D]. Nanchang: Nanchang University, 2021.