

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2007167

# 基于惯性测量单元辅助的激光里程计求解方法\*

贾晓辉,徐文枫,刘今越,李铁军  
(河北工业大学机械工程学院 天津 300401)

**摘要:**在同步定位与建图(SLAM)问题中,里程计部分的求解精度对后续建图起着至关重要的作用,惯性测量单元(IMU)可以为SLAM中里程计求解提供良好辅助。在考虑平面移动机器人运动特点及室内环境特征的基础上提出一种基于IMU松耦合的激光里程计求解方法,实现里程计部分的精准定位。第1阶段,机器人运动过程中实时处理点云信息,将地面点分割并提取有效关键点;第2阶段,将IMU信息引入卡尔曼滤波器,为帧间匹配提供位姿先验;第3阶段,滤波器输出位姿估计值后,利用非线性优化方法进行点云帧间匹配,实现里程计运动的求解。实验表明,所提方法在激光点云处理、运动求解,具有良好的稳定性和准确性,可将偏移量误差控制在0.4%以内,为后续建图提供有力数据保障。

**关键词:**点云处理;信息融合;激光里程计;运动求解

**中图分类号:** TP242 TH-3 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.40

## Solving method of lidar odometry based on IMU

Jia Xiaohui, Xu Wenfeng, Liu Jinyue, Li Tiejun

(School of Mechanical Engineering, Hebei University of Technology, Tianjin 300401, China)

**Abstract:**In the simultaneous localization and mapping (SLAM) problem, the solution accuracy of the odometry part plays a vital role in the subsequent mapping. The inertial measurement unit (IMU) can provide valuable assistance for odometry in SLAM. Based on the consideration of the movement characteristics of the planar mobile robot and the indoor environment characteristics, proposes a laser odometry solution method based on IMU loose coupling to realize the precise positioning of the odometry part. In the first stage, the point cloud information is processed in real time during the robot movement. The ground points are segmented and key points are extracted. In the second stage, the IMU information is introduced into the Kalman filter to provide the pose prior for the inter-frame matching. In the third stage, after the filter outputs the pose estimation value, the non-linear optimization method is used to match the point cloud frames to realize the solution of the odometer movement. Experimental results show that the proposed method has good stability and accuracy in laser point cloud processing and motion solving. The offset error can be controlled within 0.4%. This method provides powerful data guarantee for subsequent mapping.

**Keywords:** point cloud processing; information fusion; lidar odometry; motion solution

## 0 引 言

近年来,机器人技术发展迅猛,其中,同步定位与建图(simultaneous localization and mapping, SLAM)技术作为机器人环境感知与运动导航的基础也成为热门研究领域。机器人SLAM技术多依赖于各类传感器进行定位与建图,其中主要包括相机与激光雷达两大类,因此也将

SLAM技术分为激光SLAM与视觉SLAM两类。伴随着激光雷达传感器价格的不断降低,激光SLAM凭借其计算量小、应用环境广等优点吸引了更多研究学者的关注。

Kohlbrecher等<sup>[1]</sup>在Hector SLAM中提出一种仅依靠激光雷达高扫描频率和低测量误差来对移动机器人的运动进行实时估计,但对传感器要求较高且缺少闭环优化容易陷入局部最小值。Grisetti等<sup>[2]</sup>在Gmapping中提出一种在里程计提供位姿先验的前提下完成定位和二维建

收稿日期:2020-11-26 Received Date: 2020-11-26

\* 基金项目:国家重点研发计划(2019YFB1312103)、国家自然科学基金(U1813222)、河北省教育厅重点项目(ZD2018220)资助

图,但是由于粒子滤波本身的缺陷,在构建大场景地图时,所需内存和计算量剧增,并且缺少回环优化,容易造成地图错位。Zhang 等<sup>[3]</sup>在 LOAM 算法中将定位和建图分开,充分利用了点云匹配和特征点提取,采取“高低搭配”的策略解决了高漂移和计算量大的问题,但缺少闭环优化过程,大场景情况下累积误差偏大,易造成点云地图漂移量过大。Shan 等<sup>[4]</sup>在 LeGO-LOAM 中通过对地面的分割和优化减小了计算量,完成了对 LOAM 的轻量级转换并成功部署在低功耗嵌入式系统。Kühner 等<sup>[5]</sup>通过圆柱体模型将激光数据投影到二维平面上,得到有序点云后进行位姿估计,实现了大范围室外场景重建,但由于其激光分辨率较低,在室内小场景下无法精确定位与重建。Behley 等<sup>[6]</sup>和 Chen 等<sup>[7]</sup>分别在 SuMa 和 SuMa++ 中提出建立包含中心点坐标、半径、法向量等信息的点云面元,以面元为单位,通过增加语义信息进行点云匹配,提高了局部定位精度,实现了面元地图建立。Deschaud<sup>[8]</sup>通过对九列值的计算与排序,以隐式移动最小二乘(implicit moving least squares, IMLS)曲面为基础进行帧与全局模型(scan-to-model)点云匹配,实现了大范围场景下的点云地图建立与更新,虽然提升了点云配准精度,但由于计算量增多导致效率极低,难以保证系统实时性。

以上方法主要依赖激光雷达单一传感信息,鲁棒性差。目前提升系统鲁棒性的主要解决方法在于多传感信息融合,即激光、视觉、惯导、GPS 等传感信息的组合。惯性测量单元(inertial measurement unit, IMU)是测量物体姿态角以及加速度的装置,凭借其高频传输速率可为激光里程计提供较好的先验位姿估计,及时纠正机器人运动过程中的过大漂移量,因此激光与 IMU 信息融合进行机器人定位运动求解也引起国内外学者的广泛关注。

应用 IMU 信息解决 SLAM 问题可分为两大类,即松耦合和紧耦合,两者的区别在于 IMU 信息是否参与帧间匹配运动求解的非线性优化计算。Qin 等<sup>[9]</sup>通过滤波的方法,将局部传感器与全局传感器进行信息融合,采用松耦合的方式进行局部坐标系位姿估计,提高了系统的鲁棒性与优化计算精度。Mascaro 等<sup>[10]</sup>通过图优化的方法,将融合问题视为局部视觉里程计下的位姿和全局位置的实时对齐问题,得到了和紧耦合滤波方法相当的结果。Cioffi 等<sup>[11]</sup>采用紧耦合方式将视觉重投影误差、相对惯性误差和全局位置残差的代价函数来估计最近系统状态的滑动窗口。以上方法主要对视觉信息进行改进,缺乏对激光的融合。自 Kalman 等<sup>[12]</sup>提出卡尔曼滤波以来,滤波方法成为多传感信息融合的主流方法,Mourikis 等<sup>[13]</sup>首次运用卡尔曼滤波器将视觉信息与惯导信息合并成功应用于导航。在谷歌开源的 Cartographer<sup>[14]</sup>中,采用了无损卡尔曼滤波方法融合了激光点云、IMU 和轮

式里程计信息,虽提升了系统鲁棒性,但未对 3 个传感器数据源进行严格的时间对齐,易出现位姿估计滞后等问题,造成定位建图误差偏移量过大。Weiss 等<sup>[15]</sup>和 Lee 等<sup>[16]</sup>均采用扩展卡尔曼滤波将 GPS 与 IMU 融合,成功应用于里程计求解中,提升了系统的定位精度,但并不适宜缺失 GPS 信号的室内环境。以上方法多侧重于室外环境,对由墙面组成的室内环境关注较少,尤其对未装修的建筑室内环境缺乏明显的特征提取步骤,使得多传感信息受限。

基于以上研究,本文针对室内环境多线、面特征和平面移动机器人运动特点,将 IMU 信息作为激光里程计非线性优化求解过程中的位姿先验,首先对激光点云进行处理,而后再将 IMU 运动信息引入滤波器进行激光里程计求解,最后通过实验验证了此方法的实时性与准确性。

## 1 点云处理

激光雷达凭借其不受光线影响,探测距离远等优点已成为环境表达的主要传感器,但其带来的高数据量,高计算量等问题也亟待解决。本节首先对原始点云数据进行有序化处理,随后针对室内环境将地面点分割、根据线面特征提取关键点与特征平面,以此来减少点的数量,减少计算量,提升实时性。

### 1.1 点云有序化

激光雷达输出的原始数据为无序点云,为方便后续使用,本文采用多线激光雷达点云圆柱投影模型对无序点云进行有序化处理。在激光雷达外侧模拟放入圆柱筒,如图 1 所示,以激光器旋转  $360^\circ$  为点云一帧,根据激光雷达的垂直角分辨率和水平角分辨率划分栅格区域,将激光点投影到栅格深度图像上,每一个栅格对应激光雷达该帧内的一个点,最后将栅格深度图平铺形成深度图像(也称为距离图像),其横纵坐标由激光点的水平、垂直角确定,每个栅格存储激光点的  $x, y, z$  坐标值和根据旋转角所定的相对时间。

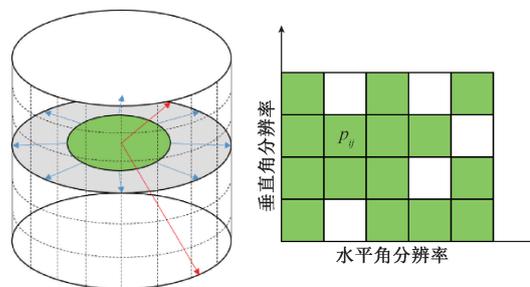


图 1 圆柱投影模型及其深度图像

Fig. 1 Cylindrical projection model and depth image

在点云投影之前, 需要根据激光雷达参数进行无效点滤除。由于数据传输损失和无效点滤除等原因, 栅格图中会产生“空洞”, 即某栅格中没有对应激光点, 这会对后续点云处理造成影响。因此, 根据“空洞”的邻域进行线性差值来将其补全。

点云有序化方法如算法 1 所示。

#### 算法 1 点云有序化

- 1) 输入: 激光雷达原始点云数据  $src$ , 各初始化数据。
- 2) 根据激光雷达旋转方向, 计算  $src$  中每一帧的起始角和终止角。
- 3) 对一帧的点云进行处理, 执行 for 循环:
  - (1) 检查滤除有效范围外的点和无效数据点。
  - (2) 根据俯仰角为每条扫描线分配 ID 值, 俯仰角由  $+11^\circ \sim -20^\circ$  对应深度图像纵坐标 ID 为  $0 \sim 31$ , 即确定深度图像纵坐标。
  - (3) 根据步骤 2) 计算所得的起始角、终止角及激光雷达水平角分辨率确定深度图像横坐标。
  - (4) 逐行判断是否含有“空洞”。是: 寻找“空洞”上下、左右两对邻域, 根据任一对邻域结果线性插值补全“空洞”; 否: 不作处理。
- 4) 输出: 深度图像映射的有序点云  $P'$ 。

## 1.2 点云分割

考虑到室内环境地面的普遍性, 为保证系统实时性和后续点云特征提取的有效性, 首先进行地面点的提取, 将地面点与非地面点分割开来。

地面点分割如图 2 所示。平面 A 为地面, 平面 B 为墙面或其他障碍物平面, O 为激光雷达中心点,  $D_1, D_2, D_3, D_4$  为从最底端开始的扫描线与地面 A 的交点,  $D_5$  为扫描线与平面 B 的交点, 每条扫描线间夹角为激光雷达垂直角分辨率  $\theta_v$ 。从深度图像的倒数第 2 行开始, 在每两条相邻扫描线之间进行计算, 则:

$$diff = \overline{OD}_{\max} - \overline{OD}_{\min} \quad (1)$$

$$d_{\text{seg}} = \overline{OD}_{\min} \times K_{\text{ground}} \quad (2)$$

式中:  $\overline{OD}_{\max}$  为两条临近扫描线的测距较大的点测距;  $\overline{OD}_{\min}$  为两条临近扫描线的测距较小的点测距;  $K_{\text{ground}}$  为地面点分割系数;  $d_{\text{seg}}$  为分割距离阈值。

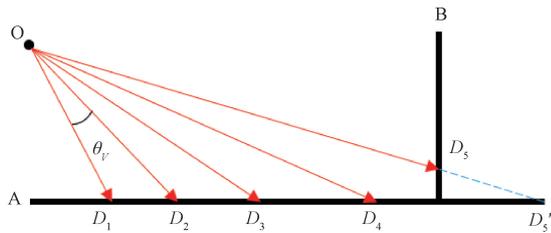


图 2 地面点分割模型

Fig. 2 Ground point segmentation model

地面点分割方法如算法 2 所示。

#### 算法 2 地面点分割

- 1) 输入: 深度图像映射的有序点云  $P'$ 。
- 2) 初始化参数及分配内存。
- 3) 对一帧的深度图像的每 1 列, 从倒数第 2 行开始依次向上执行 for 循环:
  - (1) 检查滤除无效数据点。
  - (2) 根据  $\overline{OD} = \sqrt{x^2 + y^2 + z^2}$  计算每一点的测距值。
  - (3) 对每临近两行的点计算  $diff$  和  $d_{\text{seg}}$ 。
  - (4) 比较  $diff$  与  $d_{\text{seg}}$  的大小, 若  $diff > d_{\text{seg}}$  则判断该点为地面点, 并存入地面点集  $F_g$ ; 若  $diff < d_{\text{seg}}$ , 则跳出此列, 执行下一列循环。
- 4) 输出: 地面点集  $F_g$ 。

## 1.3 关键点提取

关键点为根据一定标准提取获得的具有代表性、稳定性和区别性的点集。在实际 SLAM 问题中, 为加快后续配准识别等模块速度, 往往都通过提取关键点来减少点的数量。本文选择局部尖锐的边缘点和局部平坦的平面点作为关键点进行提取。

为提高效率, 根据刘今越等<sup>[17]</sup>提出的断点判定方法, 将每一条扫描线根据断点划分为若干个扫描段, 在不包含地面点的扫描段内进行表面平滑度计算, 并使用简化版表面平滑度计算公式降低计算复杂度。

$$c = \frac{\left| \frac{(\sum R_i) + R}{\sum + 1} - R \right|}{\frac{(\sum R_i) + R}{\sum + 1} \cdot \sum \theta} > ac_{th} \Rightarrow \frac{\sum R_i - \sum R}{(\sum R_i) + R} > a \sum \theta c_{th} \quad (3)$$

式中:  $R_i$  为点  $p_i$  的测距值;  $\sum$  代表邻域  $n$  范围内除该点  $p$  外的点, 数量为  $2n$ ;  $\theta$  为水平角分辨率;  $a$  为系数;  $c_{th}$  为根据场景实际情况设定的平滑度阈值。

关键点提取方法如算法 3 所示。

#### 算法 3 关键点提取

- 1) 输入: 深度图像存储的有序点云  $P'$ 。
- 2) 初始化参数及分配内存。
- 3) 根据断点判定方法逐行将扫描线分段, 并根据是否含地面点为每个扫描段赋予标签。
- 4) 对每一个不包含地面点的扫描段进行处理, 执行 for 循环:
  - (1) 检查扫描段长度是否满足要求, 不满足则跳出此次循环。
  - (2) 选取扫描段中心点, 根据式 (3) 计算左右邻域范围内的平滑度值。
  - (3) 根据式 (3) 判断是否满足边缘条件, 若满足边缘条件, 则保存最大值点及其索引值, 并将其存入边缘点集  $F_e$ ; 若不满足, 则保存最小值点及其索引值, 并将其存入平面点集  $F_p$ 。
  - (4) 按照  $c$  值由大到小的顺序, 依次提取较大和较小的点, 分别存入  $F_e$  和  $F_p$ , 直到数量满足。
- 5) 输出: 边缘点集  $F_e$ , 平面点集  $F_p$ 。

### 1.4 特征平面提取

特征平面即为由一定邻域范围内点组成的局部平面块,用于描述空间内某个位置附近的表面分布。本文在关键点邻域范围内建立面元,进而提取特征平面。特征平面的参数包括位置坐标  $p \in \mathbb{R}^3$ , 平面法向量  $n \in \mathbb{R}^3$ , 平面邻域半径  $r$ 。

特征平面提取方法如算法4所示。

算法4 特征平面提取

- 1) 输入:深度图像存储的有序点云  $P^l$ , 平面点集  $F_p$ 。
- 2) 初始化参数及分配内存。
- 3) 对每个扫描段进行处理,执行 for 循环:(扫描段数量/2)
  - (1) 检查扫描段长度是否满足要求,满足,则去除该扫描段首末各  $n$  个点;不满足,则跳出此次循环。
  - (2) 对步骤(1)之后得到的扫描段进行处理,执行 for 循环:
    - 第1步:根据式(3)计算扫描段内每一点的平滑度  $c$  值,更新最小值及其索引。
    - 第2步:根据式(3)判断是否满足边缘阈值:不满足,则按由小到大顺序依次存储,直到数量满足。满足,则跳出循环。
- 4) 对步骤3)中得到的每个点进行处理,执行 for 循环:(循环次数为步骤3)所得点数量)
  - (1) 以点  $p_{i,j}$  为中心,寻找同一扫描线上左右邻域各  $n$  个点,即  $p_{i,j-n} \dots p_{i,j} \dots p_{i,j+n}$ 。
  - (2) 以下一扫描线上的点  $p_{i+1,j}$  为中心,寻找该扫描线上左右各  $n$  个点,即  $p_{i+1,j-n} \dots p_{i+1,j} \dots p_{i+1,j+n}$ 。
  - (3) 分别计算点  $p_{i,j-n}$  到点  $p_{i+1,j+n}$ 、点  $p_{i+1,j-n}$  到点  $p_{i,j+n}$ 、点  $p_{i,j}$  到点  $p_{i+1,j}$  三个向量两两之间距离。
  - (4) 计算距离阈值  $d_h = R(p)\theta_h$ , 其中:  $R(p)$  为点  $p_{i,j}$  的测距值,  $\theta_h$  为激光雷达水平角分辨率。
  - (5) 根据距离阈值条件,判断步骤(3)中向量是否全部小于阈值:是,则以该邻域提取特征平面,以 PCA 法(主成分分析)计算该特征平面的法向量,特征平面位置即为该点所在坐标,半径  $r$  即为邻域  $n$ 。
- 5) 输出:特征平面集  $F_p$ 。

## 2 基于 IMU 的松耦合滤波系统

移动机器人的位姿估计频率和精度是其定位与导航的关键因素,本文提出一种基于卡尔曼滤波器的 IMU 松耦合模型进行激光雷达点云匹配的初始位姿估计,为点云匹配提供良好初值并增加系统鲁棒性。

### 2.1 滤波器系统框架

在 SLAM 系统中,卡尔曼滤波通过递归估计的方法,根据上一时刻的位姿估计值和当前时刻的传感器观测值,计算当前时刻的移动机器人位姿估计值。本文根据 IMU 的运动模型设计了基于误差状态估计的卡尔曼滤波器,如图3所示。

滤波器首先接收六轴 IMU 加速度及角速度,根据

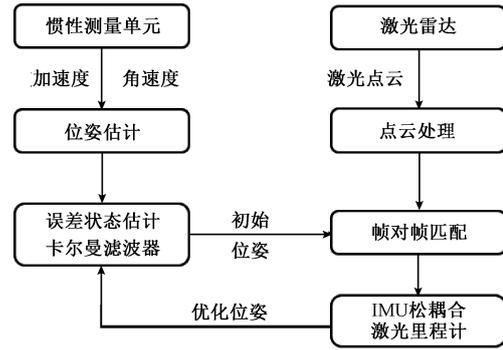


图3 滤波器系统框架

Fig. 3 Framework of the filter system

IMU 的运动模型、观测模型和状态估计误差模型对滤波器进行状态预测更新,假设马尔科夫性,当前时刻状态只与上一时刻有关,从  $t-1$  时刻到  $t$  时刻机器人状态变化可表示为:

$$x_t = f(x_{t-1}, u_t) + \varepsilon_t \quad (4)$$

式中:  $x_t$  表示  $t$  时刻的机器人状态;  $u_t$  表示  $t$  时刻控制数据,即 IMU 输出的加速度、角速度测量值和激光雷达点云信息;  $\varepsilon_t$  表示  $t$  时刻的运动噪声。

将 IMU 计算得到的位姿后验,作为激光点云匹配计算的位姿先验进行状态更新,得到融合后的信息 `odom_combined`,用于下一时刻的迭代。

### 2.2 IMU 模型计算

IMU 是移动机器人和移动穿戴设备常用廉价运动姿态传感器,九轴 IMU 包括可输出加速度的加速度计、可输出角速度的陀螺仪和可输出磁场信息的磁力计。本文所用信息为加速度和角速度,故以下讨论均不涉及磁力计信息。

IMU 的姿态由旋转量和平移量组成,由于移动机器人的旋转最多只有 3 个自由度,所以选择用四元数来表达其旋转向量,克服旋转矩阵带来的冗余表达问题,同时消除欧拉角可能带来的数值奇异性风险。六轴 IMU 的状态量表示为:

$$X_{IMU} = [\bar{q}_G^I, b_g, v^G, b_a, p^G]_T \quad (5)$$

式中:  $\{I\}$  表示 IMU 坐标系;  $\{G\}$  表示参考坐标系即世界坐标系;  $\bar{q}_G^I$  为用单位四元数表示的从  $\{G\}$  映射到  $\{I\}$  的旋转量;  $p^G$  为在  $\{G\}$  下的平移量,  $v^G$  为在  $\{G\}$  下的平移速度,可由平移量微分得到;  $b_g, b_a$  分别为陀螺仪和加速度计的随机游走偏差。

由式(5)可知,为解决 IMU 的状态估计问题,需要提供运动模型、观测(噪声)模型和估计误差模型。

IMU 在惯性坐标系下进行自由运动,其运动信息靠三轴加速度和三轴角速度输出表达,由式(5)得到 IMU 速度运动模型为:

$$\begin{cases} \dot{q}_c^l = \frac{1}{2} \mathbf{\Omega}(\omega) q_c^l \\ \dot{b}_g = n_g \\ \dot{v}^c = a^c \\ \dot{b}_a = n_a \\ \dot{p}^c = v^c \end{cases} \quad (6)$$

式中:  $\mathbf{\Omega}(\omega) = \begin{bmatrix} \omega^\wedge & \omega \\ -\omega^\top & 0 \end{bmatrix}$ ; 负对称矩阵  $\omega^\wedge =$

$$\begin{bmatrix} 0 & -\omega_3 & \omega_2 \\ \omega_3 & 0 & -\omega_1 \\ -\omega_2 & \omega_1 & 0 \end{bmatrix}; \omega_1, \omega_2, \omega_3 \text{ 分别为三轴输出角速度测}$$

量值。

IMU 的测量值受均值为零的高斯白噪声影响,测量噪声是由传感器内部机械、温度等各种物理因素产生的内部误差,数学关系上 IMU 的随机游走偏差即为高斯白噪声对时间的一阶积分。对应地心惯性坐标系 (ECI),不考虑地球自转带来的科氏加速度影响,可给出 IMU 的观测(噪声)模型:

$$\begin{cases} \omega_m = \omega + b_g + n_g \\ a_m = R \cdot \bar{q}_c^l (a^c - g^c) + b_a + n_a \end{cases} \quad (7)$$

式中:  $\omega_m$  与  $a_m$  为 IMU 观测值,即实际输出数据;  $n_g$  与  $n_a$  为白噪声。

由于 IMU 与移动机器人刚性连接,故对机器人进行状态位姿估计,即是对 IMU 进行状态估计。IMU 位姿状态可由旋转量与平移量来表达,由于旋转量为非线性变化量,不能像其他状态量一样利用简单的线性相减计算误差,故使用四元数的误差小量来定义旋转误差量。设绕单位轴  $u$  旋转一个微小角度  $\delta_\theta$ ,可用四元数表达为:

$$\delta q = \begin{bmatrix} u \sin \frac{\delta \theta}{2} \\ \cos \frac{\delta \theta}{2} \end{bmatrix}; \begin{bmatrix} u \\ 1 \end{bmatrix} @ \begin{bmatrix} \delta \theta \\ 1 \end{bmatrix} \quad (8)$$

由式(8)可知,用  $\delta_q$  来表示旋转量误差,其真实值  $q$  与估计值  $\hat{q}$  之间的关系为:

$$q = \delta q \otimes \hat{q} \quad (9)$$

式中:用  $\delta \theta$  来实现  $\delta_q$  的参数最小化;  $\otimes$  为四元数乘法。

因此,IMU 状态估计误差模型可表示为:

$$\tilde{X}_{IMU} = [\delta \theta, \tilde{b}_g, \tilde{v}^c, \tilde{b}_a, \tilde{p}^c]^\top \quad (10)$$

### 2.3 激光雷达与 IMU 信息耦合同步

由于 IMU 数据输出频率一般为 100 Hz 以上,而激光雷达的输出频率一般在 10 Hz 左右,故而激光点云匹配输出位姿的频率也在 10 Hz 左右,按照 2.1 节所述的滤波系统,由于 IMU 位姿估计与激光点云匹配分别运行于

不同线程,为实现 IMU 松耦合为位姿估计提供初值,还需考虑系统信息的时间与线程同步问题。

图 4 所示为松耦合系统数据耦合过程,通过建立双边队列分别存储位姿优化值和 IMU 输出位姿值,以最新优化位姿输出时刻的时间戳  $t$  为基准,实时更新队列中优化位姿值和 IMU 信息;跟踪器计算最新优化位姿时刻  $t$  到最新估计位姿时刻  $t+1$  时间段内的机器人姿态变化;随后二者数据传输到 2.1 节所述的滤波器中进行信息融合。

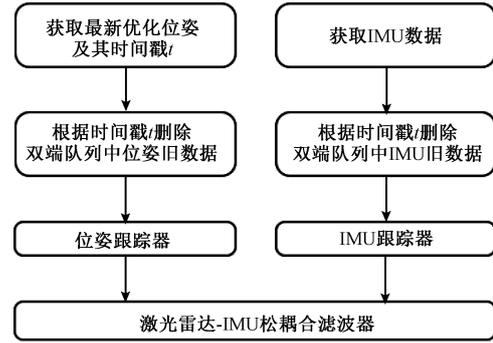


图 4 松耦合系统

Fig. 4 The loose coupled system

## 3 激光里程计运动求解

本文激光里程计利用激光点云帧间运动关系求解移动机器人实时位姿变换,采用帧间匹配的方法,结合迭代最近点 (iterative closest point, ICP) 算法对连续点云帧进行配准。

### 3.1 点云帧间变换

点云帧间变换即是激光点云去畸变的过程,如图 5 所示,截取时间轴上的连续两帧点云数据,令  $t-2$  到  $t-1$  时间段内的点云数据为  $t-1$  帧数据;同理,  $t-1$  到  $t$  时间段内的点云数据为  $t$  帧数据。  $t-1$  帧时间段内由滤波器获得的运动估计为  $R(\varphi)$ ,  $T$ , 则  $t$  帧内关键点  $p_t$  变换到帧首 ( $t-1$  时刻) 为  $\tilde{p}_t$ ;  $t-1$  帧内关键点  $p_{t-1}$  变换到帧尾 ( $t-1$  时刻) 为  $\bar{p}_{t-1}$ 。各关键点变换关系可表示为:

$$\tilde{p}_t = R(-\mu \varphi) \cdot (p_t - \mu T) \quad (11)$$

$$\bar{p}_{t-1} = R(\varphi) \cdot \bar{p}_{t-1} + T \quad (12)$$

式中:  $\mu$  为相对时间,为当前点相对帧开始时刻的转角与当前帧的总转角比值。

### 3.2 运动求解

ICP 及其变形通过最小二乘法迭代计算关于两点集的最优坐标变换,使得误差函数最小。本文运动求解方法在 ICP 方法的基础上,增添了对特征平面法向量的考量,使其更适应主要由线、面等特征组成的室内环境。

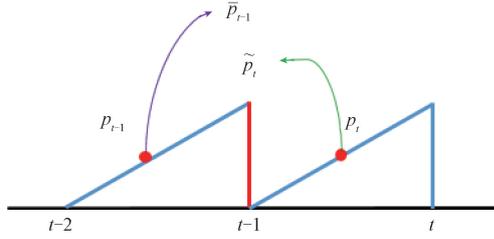


图5 关键点帧间变换

Fig. 5 Key point interframe transformation

对于边缘关键点,将 $t-1$ 帧边缘点集 $F_e^{t-1}$ 变换到 $t-1$ 帧帧尾(即 $t-1$ 时刻)组成点集 $\bar{F}_e^{t-1}$ ,将 $t$ 帧形成过程中的边缘关键点 $p_e^t$ 变换到 $t$ 帧帧首(即 $t-1$ 时刻)组成点集 $\tilde{p}_e^t$ 。将 $\bar{F}_e^{t-1}$ 点集存储在k-d树中,在 $\bar{F}_e^{t-1}$ 中找到与 $\tilde{p}_e^t$ 距离最近且不在同一扫描线的两点,记为 $p^1, p^2$ 。计算点 $\tilde{p}_e^t$ 到直线 $p^1 p^2$ 的距离,即建立距离代价函数为:

$$\|f_e\| = \left\| \frac{(\bar{p} - p^1) \times (\bar{p} - p^2)}{\|p^1 - p^2\|} \right\| \quad (13)$$

对于平面关键点,将 $t-1$ 帧特征平面集 $F_s^{t-1}$ 变换到 $t-1$ 帧帧尾(即 $t-1$ 时刻)组成集合 $\bar{F}_s^{t-1}$ ,将 $t$ 帧形成过程中的平面关键点 $p_s^t$ 变换到 $t$ 帧帧首(即 $t-1$ 时刻)组成点集 $\tilde{p}_s^t$ 。类似于边缘点,计算点到平面之间的距离,即IMLS距离。首先计算平面表面的隐函数为:

$$I(x) = \frac{\sum_{s_i \in S} W_i(x) ((x - s_i) \cdot \bar{n}_i)}{\sum_{s_i \in S} W_i(x)} \quad (14)$$

式中: $s_i$ 为表面采样点集 $S$ 中一点; $\bar{n}_i \in \mathbb{R}^3$ 是 $s_i$ 点的法向量; $W_i(x)$ 为满足高斯分布的权重值。

$$W_i(x) = \frac{e^{-\|x - s_i\|^2 / \sigma^2}}{A_i} \quad (15)$$

式中: $A_i$ 为点 $s_i$ 邻域 $\sigma$ 范围内的采样点数量,包括 $s_i$ 本身。

然后根据式(14)计算点 $p$ 在特征平面的投影 $p'$ ,投影点 $p'$ 的坐标为:

$$p' = p - I(p) \cdot n \quad (16)$$

最后建立采样点到投影点的法向投影距离代价函数为:

$$|f_s| = |n^T(p - p')| \quad (17)$$

由式(13)和(17),得到待优化的距离代价函数为:

$$f = \sum_{p_k \in \tilde{p}_e^t} ((f_e p_k)^T \cdot (f_e p_k)) + \sum_{p_k \in \tilde{p}_s^t} (f_s p_k)^2 \quad (18)$$

由式(18)将运动求解问题转化为非线性优化问题,通过L-M方法优化迭代使得距离代价取得最小值,从而求解出最正确的运动变换。

## 4 实验

搭建实验平台如图6所示,从点云有序化处理、特征提取、点云处理实时性和运动轨迹定位4个方面评价本文方法。

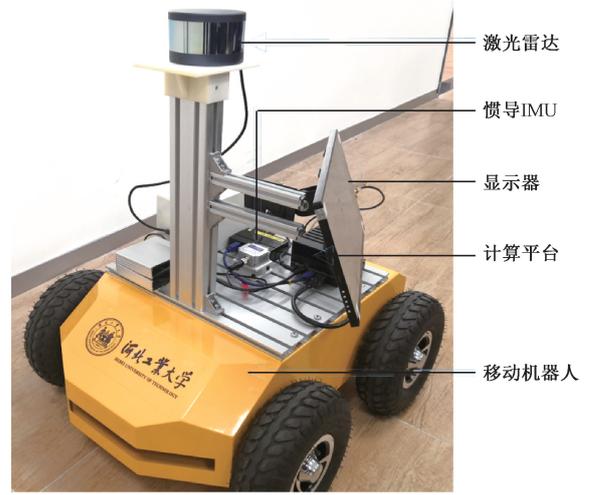


图6 实验器材

Fig. 6 Experiment equipment

实验使用北科天绘公司的R-Fans32型三维激光雷达,共32条扫描线,10 Hz输出频率;LPMS-IG1 RS232型IMU,输出校正后九轴信息,100 Hz输出频率;下位机为基于STM32开发的四轮差速移动机器人平台,内嵌光电编码器里程计;上位机计算处理器为英伟达Jetson AGX Xavier,系统版本JetPack4.2.3,是基于Ubuntu18.04的官方定制系统。程序算法以C++编写,数据通信采用ROS分布式通信机制。

实验所选两个场景均为线面特征显著的室内环境,一个是如图7(a)所示包含大量镂空楼梯扶手的宽阔平台,一个是如图7(b)所示特征基本一致的狭长楼道。

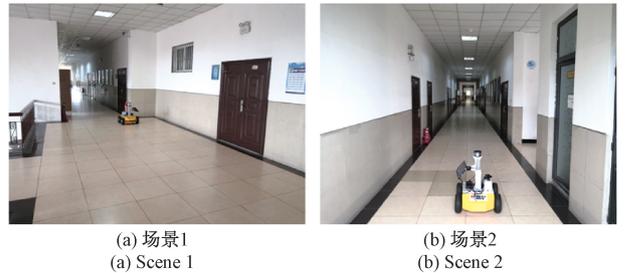
(a) 场景1  
(a) Scene 1(b) 场景2  
(b) Scene 2

图7 实验场景

Fig. 7 Experimental scenes

### 4.1 有序化处理

本文使用 32 线激光雷达进行环境扫描,激光器每旋转一周产生  $2\,000 \times 32$  个点,每个点按照圆柱投影模型有序投影到栅格图中,栅格中存储激光点的  $x, y, z$  坐标和根据当前时刻旋转角度确定的相对时间系数。

如图 8 所示,计算每个栅格中点到激光雷达原点的距离,按照距离进行可视化处理,图中不同颜色代表不同距离值。由图 8 可知,三维点云经过投影形成二维深度图像,经过邻域填充,大部分空洞已经被去除,但由于环境中包含不满足激光雷达探测距离的物体信息导致区域数据缺失造成如图中黑色区域所示的空洞(例如玻璃窗,激光透过玻璃,室外环境距离超过最远探测距离,激光雷达接收不到返回信号,导致无数据)。

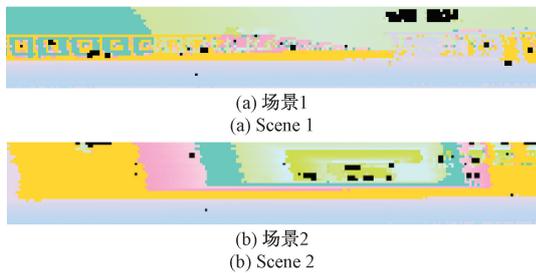


图 8 深度图像距离可视化  
Fig. 8 Range image distance visualization

### 4.2 特征提取的稳定性

激光里程计运动求解依赖于关键点的精确提取,连续点云帧之间特定关键点的共见性对运用 ICP 方法求解运动起着关键作用。

图 9 所示为连续三帧点云特征可视化显示,图 I—III 中红色点为环境中边缘关键点;图 IV—VI 中黄色点为平面关键点,蓝色点为特征平面;图 VII—IX 中绿色点为分割出的地面点。

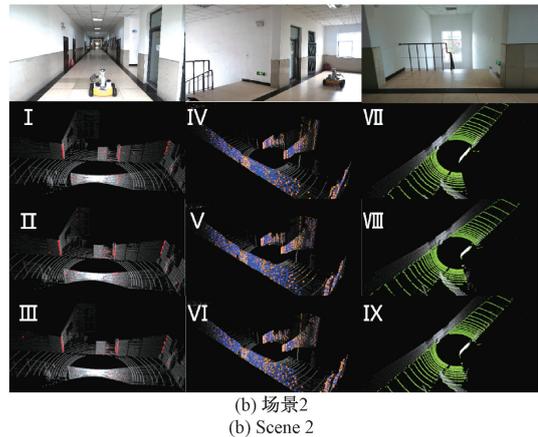
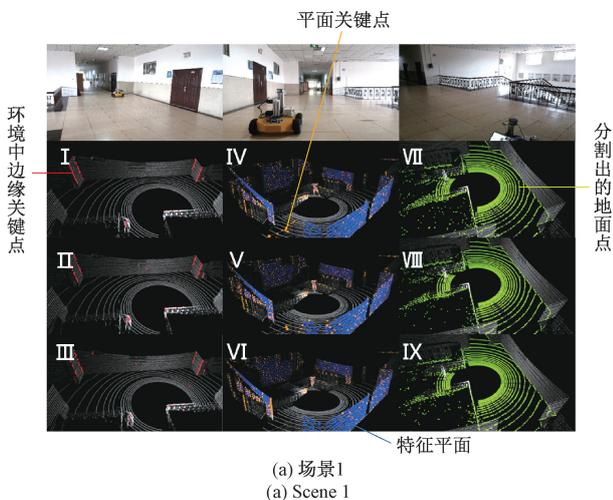


图 9 环境特征提取稳定性  
Fig. 9 Stability of environmental feature extraction

由图 9 可知,本文方法在边缘关键点提取过程中,虽由于细微环境变动偶有极个别杂点出现,但整体边缘表述完整且稳定;在平面点与特征平面提取过程中可以看出,由于环境中大量平面的存在导致平面点分布不均,但特征平面的提取较好地表述了环境且做到了均匀分配;在地面点分割中,可以明显看出,环境中地面点被完全分割且边界处细节也处理得比较恰当。

### 4.3 点云处理的实时性

激光里程计运动求解过程中移动机器人保持持续运动,所以点云处理的快慢程度也是影响里程计定位精度的关键因素。

本节选取场景 1 中共 1 154 帧数据和场景 2 中共 1 131 帧数据来计算点云处理中各部分耗时,以所有帧中各部分用时平均值代表各步骤用时,结果如表 1 所示。

由表 1 可以看出,点云有序化投影处理部分耗时占据了大半时长,真正点云特征处理部分仅占 30% 左右的时长,而且特征平面耗时占据了特征处理部分大部时长,因此,提前进行地面点分割可有效减小计算量和特征平面耗时。由两场景最终点云处理用时可知,在 Jetson AGX Xavier 这类小型嵌入式计算平台上耗时仅为十几毫秒,足以满足系统运行的实时性要求。

### 4.4 定位精度的准确性

分别选取场景 1 中共 1 098 帧,场景 2 中共 1 129 帧加入 IMU 信息的激光里程计数据及同时间段内 LOAM 算法的激光里程计数据和车轮里程计数据进行定位精度对比实验,实验过程中,移动机器人在两个场景中分别顺时针和逆时针环绕两圈,记录里程计显示轨迹,结果如图 10 所示;以初始位置为原点,手动测量终点的实际位置坐标,累加每一帧移动距离作为运动路程,计算各方法所得终点坐标和实际位置坐标之间偏移量及其占据路程的比值,结果如表 2 所示。

表1 点云处理各步骤用时

Table 1 Time for each step of point cloud processing

场景	有序化投影	特征处理						消息发送	时间和	
		地面点分割	扫描线分段	关键点提取	平面点集合	地面点集合	剩余点滤波			
场景1	耗时/ $\mu\text{s}$	10 069	317	906	1 139	2 070	1 024	409	252	16 186
	占比/%	62.21	1.96	5.60	7.04	12.79	6.33	2.53	1.56	
场景2	耗时/ $\mu\text{s}$	10 664	242	802	1 308	2 445	941	512	252	17 166
	占比/%	62.12	1.41	4.67	7.63	14.24	5.48	2.98	1.47	

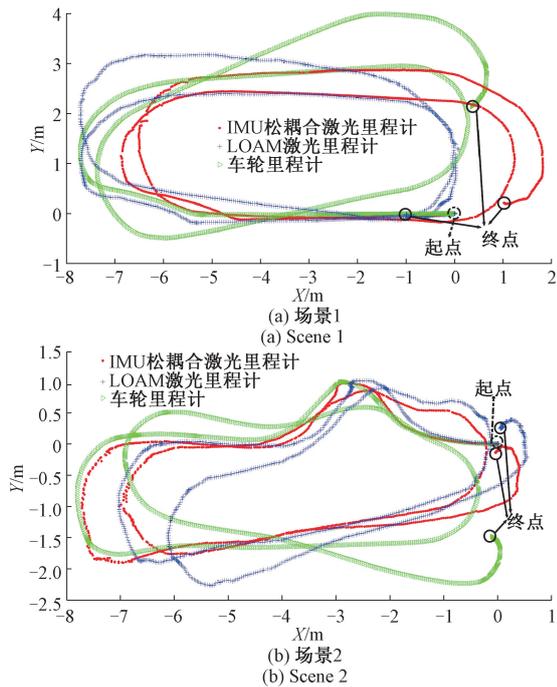


图10 运动轨迹对比

Fig. 10 Motion trajectory comparison

由图10可知,在机器人运动开始阶段三曲线较为贴合,但由于里程计数据来自帧间运动累加,累积误差不可避免,在经历了旋转运动之后,仅依靠车轮编码器里程计采集的数据漂移量过大,逐渐偏离实际运动轨迹。仅依靠激光点云的LOAM激光里程计在环境特征不准确时,由于位姿估计不准确导致误差偏大,逐渐累积导致最终位置偏离真实位置。而在融合了激光点云信息和IMU信息的本文方法可较为准确的表征移动机器人运动轨迹。由表2可知,在同一场景下,使用相同原始数据且经历了多次旋转运动后,本文方法在无回环优化的情况下可将偏移量误差控制在0.4%以内,且在场景2环境特征明显的情况下偏移量可控制在0.25%左右,误差低于仅用激光雷达进行定位的LOAM算法,由此可见在缺乏明显特征的环境下本文方法在定位精度方面具有较好的可靠性。

## 5 结 论

本文探索了适用于室内环境的平面移动机器人IMU松耦合的激光里程计求解方法。在保证精度的前提下,

表2 定位误差

Table 2 Location errors

路程/m	终点实测坐标/m	方法	终点坐标值/m	偏移量/m	占比/%
场景1	(0.869, 0.192)	本文方法	(1.024 5, 0.212 6)	0.156 9	0.396 4
		LOAM	(-0.985 1, -0.031 9)	1.867 6	4.720 1
		车轮里程计	(-0.356 2, -2.141 7)	2.635 7	6.661 6
场景2	(-0.036, -0.219)	本文方法	(-0.036 8, -0.131 0)	0.088 0	0.245 2
		LOAM	(0.048 7, 0.254 1)	0.480 6	1.339 2
		车轮里程计	(0.106 6, -1.481 5)	1.270 6	3.540 4

将地面点云分割,提取基于线面特征的关键点以减少计算量;引入卡尔曼滤波器进行不同频率的IMU运动信息和激光点云信息融合,为点云帧间匹配提供良好的位姿初始值,降低了环境特征缺失对激光点云位姿估计的影响,提升了每一帧的运动计算精度,在实验所测场景中将

偏移量控制在0.4%以内,增强了系统的鲁棒性。本方法仍有许多需要改进的地方,比如适用场景较为单一,点云有序化处理耗时较多,缺乏回环优化,较大场景下累积误差偏大等,既为后续三维点云建图部分提供了有力支撑,也带来了不小的挑战。

## 参考文献

- [ 1 ] KOHLBRECHER S, STRYK O V, MEYER J, et al. A flexible and scalable SLAM system with full 3D motion estimation[C]. IEEE International Symposium on Safety, 2011, DOI:10.1109/SSRR.2011.6106777.
- [ 2 ] GRISSETTI 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.
- [ 3 ] ZHANG J, SINGH S. Low-drift and real-time lidar odometry and mapping[J]. Autonomous Robots, 2017, 41(2):401-416.
- [ 4 ] SHAN T, ENGLOT B. LeGO-LOAM: Lightweight and ground-optimized lidar odometry and mapping on variable terrain [C]. Proceedings of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, Madrid, Spain, 2018:4758-4765.
- [ 5 ] KÜHNER T, KÜMMERLE J. Large-scale volumetric scene reconstruction using LiDAR [C]. 2020 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), Paris, France, 2020:6261-6267.
- [ 6 ] BEHLEY J, STACHNISS C. Efficient surfel-based SLAM using 3D laser range data in urban environments [C]. Robotics: Science and Systems 2018, 2018, Pittsburgh, America, 2018, DOI:10.15607/RSS.2018.XIV.016.
- [ 7 ] CHEN X, MILIOTO A, PALAZZOLO E, et al. SuMa++: Efficient LiDAR-based semantic SLAM[C]. 2019 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), IEEE, 2019:4530-4537.
- [ 8 ] DESCHAUD J. IMLS-SLAM: Scan-to-model matching based on 3D data[C]. Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation, Brisbane, Australia, 2018: 2480-2485.
- [ 9 ] QIN T, CAO S, PAN J, et al. A general optimization-based framework for global pose estimation with multiple sensors [J]. ArXiv E-prints, 2019, Arxiv: 1901.03642v1.
- [ 10 ] MASCARO R, TEIXEIRA L, HINZMANN T, et al. GOMSF: Graph-optimization based multi-sensor fusion for robust UAV pose estimation [C]. IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), 2018: 1421-1428.
- [ 11 ] CIOFFI G, SCARAMUZZA D. Tightly-coupled fusion of global positional measurements in optimization-based visual-inertial odometry [J]. IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), 2020, Arxiv:2003.04159.
- [ 12 ] KALMAN R E, BUCY R S. New results in linear filtering and prediction theory [J]. Transactions of the ASME Journal of Basic Engineering, 1961, 83 (Series D): 95-107.
- [ 13 ] MOURIKIS A I, ROUMELIOTIS S I. A multi-state constraint kalman filter for vision-aided inertial navigation[C]. IEEE International Conference on Robotics & Automation, 2007: 3565-3572.
- [ 14 ] 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, DOI: 10.1109/ICRA.2016.7487258.
- [ 15 ] WEISS S, ACHELNIK M W, CHLI M, et al. Versatile distributed pose estimation and sensor self-calibration for an autonomous MAV[C]. IEEE International Conference on Robotics & Automation, IEEE, 2012, DOI:10.1109/ICRA.2012.6225002.
- [ 16 ] LEE W, ECKENHOFF K, GENEVA P, et al. Intermittent GPS-aided VIO: Online initialization and calibration [C]. Proc. of the IEEE International Conference on Robotics and Automation, IEEE, 2020, DOI: 10.1109/ICRA40945.2020.9197029.
- [ 17 ] 刘今越,唐旭,贾晓辉,等. 基于面元的机器人三维激光雷达室内实时定位和建图方法[J]. 仪器仪表学报, 2020,41(7):99-106.
- LIU J Y, TANG X, JIA X H, et al. Surfel-based indoor real time localization and mapping method using 3D lidar for robot[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020,41(7):99-106.

## 作者简介



贾晓辉,分别于2000年和2003年于河北工业大学获得学士学位和硕士学位,2010年于天津大学获得博士学位,现为河北工业大学讲师,主要研究方向为触觉感知、步态识别、柔性精密定位系统设计和机械系统动力学研究。

E-mail: 2010081@hebut.edu.cn

**Jia Xiaohui** received her B. Sc. and M. Sc. degree from Hebei University of Technology in 2000 and 2003, and received her Ph. D. degree from Tianjin University in 2010. She is currently a lecturer at Hebei University of Technology. Her research interests include tactile perception, gait recognition, mechanism design and dynamic of compliant precision positioning system.



**徐文枫**, 2018 年于河北工业大学获得学士学位, 现为河北工业大学硕士研究生, 主要研究方向为多传感信息融合的移动机器人建图与导航。

E-mail: xuwenfeng\_tj@163.com

**Xu Wenfeng** received his B. Sc. degree from Hebei University of Technology in 2018. He is currently a master student at Hebei University of Technology. His main research interests include

multi-sensor information fusion mobile robot mapping and navigation.



**李铁军** (通信作者), 1990 年于河北机电学院获得学士学位, 1993 年于河北工学院获得硕士学位, 1997 年于哈尔滨工业大学获得博士学位, 现为河北工业大学教授, 博士生导师。主要研究方向为机器人智能感知。

E-mail: yangd305@163.com

**Li Tiejun** (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Hebei Institute of Mechanical and Electrical Engineering in 1990, M. Sc. degree from Hebei Institute of Technology in 1993 and Ph. D. degree from Harbin Institute of Technology in 1997. He is currently a professor at Hebei University of Technology. His main research interest is robot intelligent perception.