doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2023.11.002

果园机器人 LiDAR/IMU 紧耦合实时定位与建图方法

沈　跃　肖鑫桦　刘　慧　张　璇
（江苏大学电气信息工程学院，镇江 212013）

摘要： 针对果园环境中 GNSS 定位信号易丢失和传统 SLAM 算法鲁棒性较差的问题，本文提出一种基于 LiDAR/IMU 紧耦合框架的全局无偏状态估计果园机器人定位与建图方法。LiDAR/IMU 紧耦合框架基于因子图进行多源约束的 IMU 里程计构建，实时输出高频位姿信息，IMU 里程计因子和预积分因子优化 LiDAR 里程计并提供位姿先验约束 IMU 零偏。引入局部点云地图参与特征点云粗匹配和非特征点云递进式匹配进一步稠密化源点云，改善 LiDAR 里程计的性能。融合 GPS 信号与 LiDAR/IMU 紧耦合框架的地图构建，能够得到准确且高频连续的位姿信息，提高点云地图的复用率。在果园和苗木等场景验证了该算法的性能，实验结果表明，与 LIO－SAM 等算法相比，定位精度维持在 0.05 m 左右，均方根误差为 0.016 2 m。本文算法使机器人具有更高的精度、实时性和鲁棒性，有效降低了系统累积误差，保证了所构建地图的全局一致性。

关键词： 果园机器人；三维点云地图；多传感器融合；实时建图与定位；LiDAR；IMU
中图分类号： TP242　　**文献标识码：** A　　**文章编号：** 1000-1298(2023)11-0020-09　　**OSID：**

Real-time Localization and Mapping Method for Agricultural Robot in Orchards Based on LiDAR/IMU Tight-coupling

SHEN Yue　XIAO Xinhua　LIU Hui　ZHANG Xuan
(*School of Electrical and Information Engineering*, *Jiangsu University*, *Zhenjiang* 212013, *China*)

Abstract: Aiming at the problems of easy loss of GNSS positioning signals and poor robustness of traditional SLAM algorithms in forest and orchard environments, the problems of easy loss of GNSS positioning signals and poor robustness of traditional SLAM algorithms in forest and orchard environments was addressed. The proposed method was based on the factor graph for multi-source constrained IMU odometry construction, real-time output of high-frequency position information. The IMU odometry factors and pre-integration factors were used to optimize LiDAR odometry and provide a priori constraints on IMU bias. The LiDAR odometry was optimized by the odometry factor and pre-integration factor, which provided a priori constraints on the IMU bias of the position. The local point cloud map was introduced to participate in feature point cloud coarse matching and non-feature point cloud progressive matching to further densify the source point cloud and improve the performance of the LiDAR odometer. The map construction by fusing GPS signals with LiDAR/IMU tightly coupled framework can obtain accurate and high-frequency continuous position information and improve the reuse rate of point cloud maps. The experimental results showed that the positioning accuracy was maintained at around 0.05 m and the root mean square error was 0.016 2 m compared with algorithms such as LIO－SAM. The algorithm presented enabled the robot to achieve higher accuracy, real-time performance and robustness, effectively reducing the cumulative error of the system and ensuring the global consistency of the constructed maps.

Key words: orchard robot; three-dimensional point cloud map; multi-sensor fusion; real-time mapping and localization; LiDAR; IMU

收稿日期：2023－04－21　修回日期：2023－08－11
基金项目： 国家自然科学基金项目(32171908)
作者简介： 沈跃(1978—)，男，教授，博士生导师，主要从事无人驾驶、智能感知、深度学习和特种无人机等研究，E-mail：shen@ujs.edu.cn
通信作者： 刘慧(1980—)，女，教授，博士生导师，主要从事农业机器人感知与控制和多传感器信息融合研究，E-mail：amity@ujs.edu.cn

0　引言

农业机器人的精准定位是智慧农业中机器人自主作业的关键[1-3]，与传统农业相比，采用同时定位与地图构建技术（SLAM）的农机设备可以减轻从业人员的工作量，完成有风险的作业任务，提高作物产量和人力资源利用率[4-5]。得益于 SLAM 技术在机器人领域的积累，许多学者尝试提出结合不同传感器的新系统和算法解决来自农业各个方面的 SLAM 问题，包括自主导航、3D 测绘、现场监测和智能喷洒等[2-3]。近 30 年来，SLAM 技术已经从最初基于滤波器的方法[6-7]转变为基于优化的方法[8]，技术框架从单线程发展到多线程。参与 SLAM 感知的传感器种类逐渐多样化，从早期的声纳到后来的二维/三维（2D/3D）光探测和测距传感器（激光雷达），再到与检测自身运动传感器的集成，如惯性测量单元（IMU）、轮式里程计等[9-12]。

上述传感器在定位算法中可以独立使用，但由于每个传感器的特性不同，在三维空间中进行6 DOF 状态估计时具有一定局限性[10-11]。激光雷达可采集宽视场的高精度距离信息[1]，拥有分辨率高、抗干扰强、不受光照条件影响等优点。然而，激光雷达所得点云存在运动畸变、低频更新和点云稀疏的问题，使得纯激光雷达 SLAM 算法在单独使用时会因环境特征相似度太高而失败；轮式里程计和 IMU 可以感知机器人自身的相对运动，但里程计易受车轮打滑影响，IMU 进行导航解算时产生累积误差，且存在零漂和温漂；GPS 可以获得精准的绝对位置信息，但是在极端天气下或复杂的农业环境中存在 GPS 信号易丢失的问题[13-17]。通过将多种传感器所得数据进行融合，弥补单一传感器的不足，提高定位建图的鲁棒性和准确性[18-19]。ZHANG 等[20]提出的方法采用点到边和点到面的联合匹配方法估计 LiDAR 的相对运动；为保证实时性，在两线程上分别运行高频的激光里程计模块和低频的地图构建模块，低频线程接收高频线程的位姿估计结果。SHAN 等[21]指出 LOAM 在计算资源有限的条件下效果大大下降，提出了面向无人车的轻量级 LOAM 方法，该方法增加点云分割处理模块降低点云规模，采用两步法匹配点云。但这 2 种方法都只是利用 IMU 提供的姿态信息为点云匹配和点云畸变消除提供运动估计的先验信息，在优化计算时并未将其作为观测约束进行整体优化，数据利用不够充分。YE 等[22]引入了一种紧密耦合的激光雷达-IMU 融合方法，该方法中提出了一种旋转约束的细化算法（激光雷达惯性里程计（LIO）映射），以进一步使激光雷达姿态与全局地图保持一致。QIN 等[23]提出了一种用于实时运动估计的轻量级激光雷达惯性状态估计 LINS，在该算法中设计了一种迭代误差状态卡尔曼滤波器（ESKF），通过在每次迭代中生成新的特征递归地纠正估计的状态，并保持系统的计算可处理性。对于视觉激光雷达融合 SLAM，GRAETER 等[24]设计出一种激光雷达单目视觉里程计 LIMO，提出了一种从激光雷达测量中提取深度的算法，用于摄像机特征轨迹和基于鲁棒关键帧的 BA 估计运动。对于激光雷达-视觉-惯性融合 SLAM，SHAN 等[25]提出了一种通过平滑和映射实现紧密耦合 LiDAR - VIO 的框架，即 LVI - SAM，该框架实现了高精度和鲁棒性的实时状态估计和映射构建。WANG 等[26]提出通过在环境中放置固定的地标来获得一致的地形图，建图效率不再受季节变化影响，但地标的设置和摆放需要考虑是否影响机器人的通行，其稳定性也是关键影响因素。QADRI 等[27]提出了一种对象级特征关联算法，利用基于深度学习的对象检测和分割算法来检测和分割环境中用作 SLAM 标志的语义对象，可鲁棒地进行农业 3D 场景建图，但其依赖于大量标注数据和计算资源，且难以保证泛化能力。

在林果园中，定位与建图面临着一些特殊的挑战。林果园场景通常包含大量重复的结构信息，空间尺度较大，需要高精度和鲁棒性的定位方法。果园环境中，GPS 信号因冠层遮挡等原因导致的多路径效应影响定位精度，甚至丢失信号。本文结合 IMU 和 GPS 传感器，在林果园环境下提出一种基于 LiDAR/IMU 紧耦合的定位与建图方法。以 LiDAR、IMU 为中心分别维护 2 个里程计，所得的 2 个里程计作为约束参与对方的优化过程，并将 GPS 使用图优化框架融合其中；多源信息约束的 IMU 里程计输出高频位姿信息，递进式匹配的 LiDAR 里程计输出增量构建的点云地图，增强机器人在果园环境中定位与建图的鲁棒性。

1　基于 LiDAR/IMU 紧耦合框架的地图构建

本文所提出的 LiDAR/IMU 紧耦合框架如图 1 所示，用以进行全局无偏的位姿估计和地图构建。系统由 IMU 里程计和 LiDAR 里程计组成，其流程如图 2 所示。IMU 里程计接收激光里程计和 GPS 的位姿约束，优化 IMU 加速度计零偏和陀螺仪零偏，生成的 IMU 里程计数据为激光里程计提供预测，激光里程计在此基础上进行帧到图的优化。激光里程计的核心是以位姿为核心优化的因子图。每当生成一帧关键帧，就会建立对应的局部点云地图，通过特征点云的粗匹配得到较为准确的位姿变换矩阵，进一步使用非特征点云匹配对位姿变换矩阵进行优

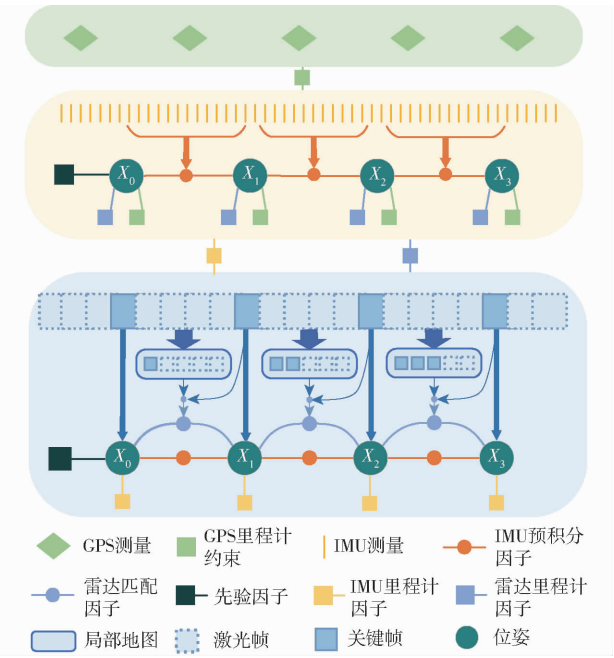


图 1 LiDAR/IMU 紧耦合算法框图

Fig. 1 Schematic of LiDAR/IMU tightly coupled algorithm framework

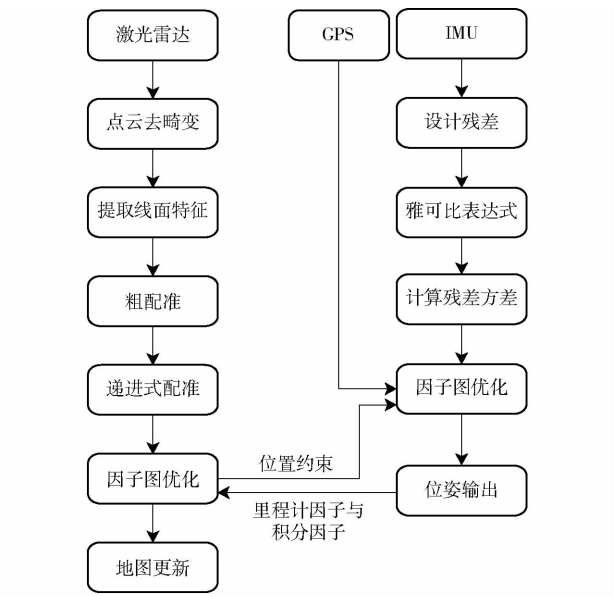


图 2 LiDAR/IMU 紧耦合算法流程图

Fig. 2 Flowchart of LiDAR/IMU tightly coupled algorithm

化。关键帧与局部地图匹配形成的激光里程计因子、IMU 里程计形成的 IMU 里程计因子和预积分因子共同参与因子图优化，其中，IMU 里程计提供位置约束，预积分因子提供帧间位姿变换约束。优化后的最新位姿作为 LiDAR 里程计对 IMU 里程计的位置约束参与 IMU 里程计优化，以此进行全局无偏状态估计果园机器人定位与建图。最终 IMU 里程计输出高频位姿，激光里程计增量式构建点云地图。

在长时间导航任务中，系统仍然存在漂移。为了解决这个问题，引入提供绝对测量的传感器 GPS 来消除漂移，由于 GPS 的原始测量值是经度、纬度和高程，需要将原始测量值转换成 ECEF（地心坐标系）、ENU（东北天坐标系）和 NED（北东地坐标系）坐标值。本文采用 ENU 坐标系进行描述，将其转换到局部笛卡尔坐标系下。将首次 GPS 测量值作为原点，在 ENU 坐标系下得到 GPS 测量值表示为 (x_w, y_w, z_w)，GNSS 测量值直接约束每个节点的位置。协方差由接收到测量值的卫星数决定，接收的卫星数量越多，协方差会越小。由于里程计的漂移增长非常缓慢，在 GPS 接收可用的情况下，不需要不断添加 GPS 因子。在实际应用中，当估计的位置协方差大于接收到的 GPS 位置协方差且 GPS 信号可靠时，加入一个 GPS 因子。由于林果园环境中 GPS 信号不稳定，GPS 数据只在固定解可用时作为传感器数据辅助校准 IMU 里程计和激光里程计。

2 多源约束的 IMU 里程计构建

IMU 作为整合惯性传感器组件（Inertial sensor assembly，ISA）和误差标定补偿与数据转换算法的传感器，所得角速度和加速度受到零偏和白噪声影响，加速度额外受到重力的影响，其测量值等于真实值加上相应的噪声和零偏。IMU 测量的原始角速度和加速度测量公式为

$$\begin{cases} \boldsymbol{\omega}_t^* = \boldsymbol{\omega}_t + \boldsymbol{b}_g^w + \boldsymbol{n}_g^w \\ \boldsymbol{a}_t^* = \boldsymbol{R}_t^{BW}(\boldsymbol{a}_t - \boldsymbol{g}) + \boldsymbol{b}_a^w + \boldsymbol{n}_a \end{cases} \tag{1}$$

其中 $\boldsymbol{g} = [g_x \quad g_y \quad g_z]^{\mathrm{T}}$

式中 $\boldsymbol{\omega}_t^*$——t 时刻机器人角速度后验估计

$\boldsymbol{a}_t^*$——t 时刻机器人加速度后验估计

$\boldsymbol{\omega}_t$——t 时刻机器人角速度先验估计

$\boldsymbol{a}_t$——t 时刻机器人加速度先验估计

$\boldsymbol{b}_g^w$、$\boldsymbol{b}_a^w$——重力方向、加速度方向零偏误差

$\boldsymbol{R}_t^{BW}$——世界坐标系 W 到机器人坐标系 B 的旋转矩阵

$\boldsymbol{n}_g^w$、$\boldsymbol{n}_a$——高斯噪声

$\boldsymbol{g}$——世界坐标系下重力常矢量

每一次位姿的更新可以构建为优化问题，优化问题的状态量为上一时刻的位置、速度、姿态以及 IMU 的零偏，通过不断迭代状态量求解优化问题。每次迭代都需要对状态量进行积分，计算资源浪费严重，所以首先构建 IMU 预积分模型[28]

$$\begin{bmatrix} \boldsymbol{p}_{wb_j} \\ \boldsymbol{v}_j^w \\ \boldsymbol{q}_{wb_j} \\ \boldsymbol{b}_j^a \\ \boldsymbol{b}_j^g \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{p}_{wb_i} + \boldsymbol{v}_i^w \Delta t - \frac{1}{2}\boldsymbol{g}\Delta t^2 + \boldsymbol{q}_{wb_i}\alpha_{b_ib_j} \\ \boldsymbol{q}_i^w - \boldsymbol{g}\Delta t + \boldsymbol{q}_{wb_i}\beta_{b_ib_j} \\ \boldsymbol{q}_{wb_i}\boldsymbol{q}_{b_ib_j} \\ \boldsymbol{b}_i^a + \boldsymbol{n}_{b_i^a}\delta t \\ \boldsymbol{b}_i^g + \boldsymbol{n}_{b_i^g}\delta t \end{bmatrix} \tag{2}$$

式中　$\boldsymbol{b}_i$——IMU 坐标系下激光雷达第 i 帧测量值

$\boldsymbol{b}_j$——IMU 坐标系下激光雷达第 j 帧测量值

$\boldsymbol{p}_{wb_j}$——世界坐标系 W 下第 j 帧时机器人的位置

$\boldsymbol{v}_j^w$——世界坐标系 W 下第 j 帧时机器人速度

$\boldsymbol{q}_{wb_j}$——世界坐标系 W 下第 j 帧时 IMU 坐标系到世界坐标系的旋转

$\boldsymbol{p}_{wb_i}$——世界坐标系 W 下第 i 帧时机器人位置

$\boldsymbol{v}_i^w$——世界坐标系 W 下第 i 帧时机器人速度

$\boldsymbol{q}_{wb_i}$——世界坐标系 W 下第 i 帧时 IMU 坐标系到世界坐标系的旋转

Δt——第 i 帧到第 j 帧的时间间隔

$\boldsymbol{b}_j^a$——第 j 帧时刻下加速度计零偏

$\boldsymbol{b}_j^g$——第 j 帧时刻下陀螺仪零偏

$\boldsymbol{b}_i^a$——第 i 帧时刻下加速度计零偏

$\boldsymbol{b}_i^g$——第 i 帧时刻下陀螺仪零偏

δt——时间的微分量

$\alpha_{b_ib_j}$、$\beta_{b_ib_j}$——IMU 预积分解算所得增量

由当前时刻的状态更新可以构建 2 个关键帧之间的相对位姿的残差

$$\boldsymbol{E}_{IMU} = \begin{bmatrix} r_p \\ r_q \\ r_v \\ r_{ba} \\ r_{bg} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{q}_{wb_i}^{*}\left(\boldsymbol{p}_{wb_j} - \boldsymbol{p}_{wb_i} - \boldsymbol{v}_i^w \Delta t + \frac{1}{2}\boldsymbol{g}\Delta t^2\right) - \alpha_{b_ib_j} \\ 2\left[\boldsymbol{q}_{b_ib_j}^{*} \otimes \left(\boldsymbol{q}_{wb_i}^{*} \otimes \boldsymbol{q}_{wb_j}\right)\right] \\ \boldsymbol{q}_{wb_i}^{*}\left(\boldsymbol{v}_j^w - \boldsymbol{v}_i^w + \boldsymbol{g}\Delta t\right) - \beta_{b_ib_j} \\ \boldsymbol{b}_j^a - \boldsymbol{b}_i^a \\ \boldsymbol{b}_j^g - \boldsymbol{b}_i^g \end{bmatrix} \tag{3}$$

式中，$*$ 项为后验概率项，$\otimes$ 表示四元数乘积运算。

每一次优化都可以建模为相关位姿约束与之前的边缘化误差，由此构建基于因子图优化的多源约束 IMU 里程计。图优化通过将最小二乘问题转换为由若干边和顶点构成的图模型进行求解，因子图是图优化的一种实现方式，区别在于因子图将待优化变量设置为变量节点，观测数据作为因子节点，两者的连线表示每个因子节点与哪一个待优化变量有关。因子图中需要维护的节点为位置 $\boldsymbol{p}_{wb}$ 和方向 $\boldsymbol{q}_{wb}$，图中记为 X，速度 $\boldsymbol{v}_w$ 记为 V，还包含加速度计零偏 $\boldsymbol{b}_a$ 和陀螺仪零偏 $\boldsymbol{b}_g$，图中记为 B。如图 3 所示，因子图中每个节点都与一个状态相关联，2 个连续节点之间的 IMU 因子表示 IMU 预积分得到的相对运动，包含前一帧位姿、前一帧速度、当前帧位姿、当前帧速度、前一帧偏置、预积分量。IMU 零偏因子（Between 因子）包含前一帧偏置、当前帧偏置。一元因子来自 LiDAR 里程计和 GPS 里程计提供的位置约束，参与优化 IMU 加速度计零偏和陀螺仪零偏。当有 LiDAR 里程计的一元因子到来，IMU 里程计进行一次优化更新，一直持续到当前时刻的 X_n、V_n、B_n。GPS 因子由于在林果园环境中易受遮挡导致信号不稳定，故只在 GPS 稳定时作为全局位置约束参与 IMU 里程计的优化。引入 LiDAR 里程计因子与 GPS 因子可以矫正 IMU 里程计的位置使其更加精准，减小了 IMU 航迹推算时累积误差的影响。IMU 里程计为 LiDAR 里程计提供位姿预测和帧间约束。最终，IMU 里程计输出高频位姿，获得更加精准的定位数据以及更小的位置偏差。

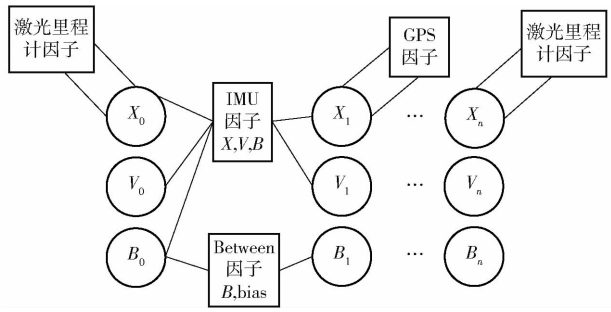


图 3　多源约束的 IMU 里程计

Fig. 3　Multi-source constrained IMU odometer

3　基于递进式匹配的三维点云地图构建

由于 IMU 测程计算效率高，输出频率高，其 IMU 预积分因子可以加入 LiDAR 里程计的因子图中。IMU 预积分因子将用作当前扫描映射匹配的运动预测，并在因子图中连接连续的点云帧。当新的点云帧到达时，首先通过 IMU 插值解决因为机器人运动产生的畸变，之后评估相邻点的曲率来提取平面特征，点云曲率较小的点被归类为平面特征，较大的点归类为线特征，线面匹配后获得粗匹配位姿，再通过 VGICP[29] 匹配得到准确位姿。

3.1　三维点云矫正

激光雷达在机器人运动过程中对周围环境持续采样，将周围的采样数据封装为一帧点云发布。每帧点云默认所有点均在同一位姿下采集，然而机器人的运动状态是连续的，尤其是果园环境下路面颠簸，容易产生畸变，对后续的匹配产生影响。

为解决点云的运动畸变问题，使用频率更高的 IMU 数据对点云进行插值处理，使得每一个激光束都有对应的由 IMU 所得的里程计位姿，即认为激光点云的生成时刻位姿为 IMU 所得位姿。已知初始时刻的位姿 $\boldsymbol{T}_s^L$，起止时间内的位姿变化，每一个点的时刻 t_i，每一个时刻点 $\boldsymbol{p}_i'$ 相对于初始时刻的位姿变化 $\boldsymbol{T}_i^L$，可以根据时间线性插值获得位姿变换

$$\boldsymbol{T}_i^L = \frac{t_i - t_s}{t_s - t_e}\boldsymbol{T}_s^L \tag{4}$$

$$\boldsymbol{p}_i' = \boldsymbol{T}_i^{L^{\mathrm{T}}}\boldsymbol{p}_i \tag{5}$$

式中 t_s——点云帧起始时间

t_e——点云帧结束时间

这里平移由里程计变化量插值获得,旋转角由 IMU 变化量获得,通过变换矩阵即可去除运动畸变。

3.2 线面特征提取

当新的激光雷达扫描到来时,首先进行特征提取,通过评价局部区域上点的粗糙度来提取边缘和平面特征[21],将粗糙度较大的点归为边缘特征。同理,以较小的粗糙度对平面特征进行分类。F_{e_i}和 F_{p_i}分别表示提取的边缘和平面激光雷达第 i 帧扫描的特征,i 时刻提取的所有特征组成一个激光雷达帧 F_i,其中 $F_i = \{F_{e_i}, F_{p_i}\}$。

由于将每一帧点云提取特征构建误差函数并添加至因子图会占用相当大的计算资源,且机器人运动速度较慢,相邻帧重合度较高,因此采用视觉 SLAM 领域应用广泛的关键帧概念。当机器人位姿相对于上一状态 X_i 的变化超过用户定义的阈值时,选择激光雷达帧 F_{i+1}作为关键帧,新保存的关键帧 F_{i+1}与因子图中新的机器人状态节点 X_{i+1}相关联,2 个关键帧之间的点云帧被丢弃,既能实现地图密度和内存消耗之间的平衡,又能保持相对稀疏的因子图,适用于实时非线性优化。

3.3 局部地图构建

在激光 SLAM 中,常用的点云匹配思想可以分为 scan-to-scan、scan-to-map、map-to-map[25]。其中 map-to-map 由于数据量巨大、耗时长,很少用于激光里程计的前端匹配,多用于回环检测中;scan-to-scan 多用于相邻位姿间精确位姿变换的求解,可以较高频率地输出机器人的位姿,但计算效率依赖于算法的选择,直接影响匹配结果的精确度[20-22]。LOAM[20]中采用 scan-to-scan 思想,将当前位姿下指定范围内的特征点转换至当前帧坐标系下,形成的局部点云地图拥有更广更密的点云特征,使得匹配结果拥有更高的匹配精度[25]。受其启发,本文将局部点云地图作为目标点云参与点云匹配构建递进式激光里程计,这种方式一边计算位置,一边把新扫描到的数据及时加入到先前地图中,能保证每一次匹配都有丰富的点云特征,降低林果园中相似场景对点云匹配的影响。

局部点云地图的规模会影响激光里程计计算的算法精度,若仍以范围阈值方法[20]生成局部点云地图,其过于依赖设定的范围阈值,阈值过大会造成地图点过多,降低匹配效率,阈值过小则会导致地图点过少,本应参与匹配的目标点云缺失,降低匹配精度,所以本文采用筛选点云帧的方式生成局部点云地图。由于时间间隔较长的点云关键帧随着机器人的运动与当前帧的重合度较小,对机器人当前位置周边的点云密度影响不大,故时间间隔较长的历史点云帧不在局部点云地图中,而是加入与当前帧时间相近的帧。考虑到机器人在果园中行走时会出现大转角转弯等剧烈运动,而这对点云的视角有极大的影响,所以在大转角场景下额外添加历史点云帧,完善当前场景下点云地图。为了加快匹配速度,对局部点云地图进行降采样,用体素质心代表每个体素中的点云。考虑到降采样滤波会影响局部点云地图的稠密性,采样栅格分辨率设置为 0.1 m,确保滤波后点云仍有较丰富的几何特征参与匹配。

通过提取当前时刻 i 之前最近的 n 个关键帧的集合记为$\{F_{i-n}, F_{i-n+1}, \cdots, F_i\}$,拼接局部地图时,需要将关键帧集合$\{F_{i-n}, F_{i-n+1}, \cdots, F_i\}$转换到世界坐标系 W 下,对每一帧参与局部地图构建的点云使用对应的位姿变换$\{T_{i-n}, F_{i-n+1}, \cdots, T_i\}$转换为 W 下的点云帧。将变换后的关键帧集合合并为一个局部特征点云图 M_i。由于在前面的特征提取步骤中提取了两类特征,因此 M_i 由 2 个局部特征点云地图组成,分别记为局部边缘特征点云图 M_{ei}和局部平面点云特征图 M_{pi}。

对于关键帧中其余部分的点云,同样转换为 W 下的点云帧后保存至局部点云地图 M_{li},并且为增加点云地图密度,加入第 i 帧到第 $i-1$ 帧之间的普通帧。普通帧使用对应时刻的 IMU 增量计算相对上一个关键帧的位姿变化,进而变换至同一个坐标系下,得到对应的局部点云地图 M_{li}。

3.4 特征点云粗匹配

通过扫描匹配将新获得的激光雷达帧 F_{i+1},即$\{F_{e_{i+1}}, F_{p_{i+1}}\}$匹配到局部特征点云地图 M_i。各种扫描匹配方法都可以用于这个目的。本文选择使用线面匹配的方法,因为该方法在非结构化果园中具有较高计算效率与较强鲁棒性。通过 Levenberg-Marquart优化方法两次迭代优化位姿,第 1 次优化横滚角、俯仰角和垂直方向,第 2 次优化偏航角及水平方向。求解误差函数的雅可比矩阵以及求解位姿 $\boldsymbol{T}_i^L$ 的迭代公式为

$$\boldsymbol{J} = \frac{\partial \boldsymbol{d}}{\partial \boldsymbol{T}_i^L(t)} \tag{6}$$

$$\boldsymbol{T}_i^L(t) = \boldsymbol{T}_i^L(t) - (\boldsymbol{J}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{J} + \lambda \operatorname{diag}(\boldsymbol{J}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{D})^{-1}\boldsymbol{J}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{d}) \tag{7}$$

式中 λ——步长因子

$\boldsymbol{J}$——$\boldsymbol{d}$ 关于 $\boldsymbol{T}_i^L(t)$雅可比矩阵

$\boldsymbol{d}$——点、面特征式组合的非线性方程构成的函数矩阵

$\boldsymbol{d}$ 可以通过以下公式计算

$$\begin{cases} d_{e_k} = \dfrac{|(\boldsymbol{p}^e_{i+1,k} - \boldsymbol{p}^e_{1,u}) \times (\boldsymbol{p}^e_{i+1,k} - \boldsymbol{p}^e_{i,v})|}{|\boldsymbol{p}^e_{i,u} - \boldsymbol{p}^e_{i,v}|} \\ d_{p_k} = \dfrac{(\boldsymbol{p}^p_{i+1,k} - \boldsymbol{p}^p_{i,u})(\boldsymbol{p}^p_{i,u} - \boldsymbol{p}^p_{i,v})(\boldsymbol{p}^p_{i,u} - \boldsymbol{p}^p_{i,w})}{|(\boldsymbol{p}^p_{i,u} - \boldsymbol{p}^p_{i,v})(\boldsymbol{p}^p_{i,u} - \boldsymbol{p}^p_{i,w})|} \end{cases} \tag{8}$$

式中　k、u、v、w——点 $\boldsymbol{p}_i$ 在 M_i 中找到的对应特征点

$\boldsymbol{p}^e_{i,u}$、$\boldsymbol{p}^e_{i,v}$——$F_{e_{i+1}}$ 边缘特征中对应边缘线的边缘点

$\boldsymbol{p}^p_{i,u}$、$\boldsymbol{p}^p_{i,v}$、$\boldsymbol{p}^p_{i,w}$——$F_{p_{i+1}}$ 平面特征中对应平面的平面点

通过最小化求解最优变换，可以得到帧间相对变换 $\Delta\boldsymbol{T}_{i,i+1}$，即连接着上一帧和当前帧姿态的激光雷达里程计因子。

3.5　非特征点云递进式匹配

经过前面的匹配可以得到较为准确的里程计信息，考虑到果园环境中仍有大量的点云信息未使用，对于剩余点云进行帧到图的匹配处理。考虑到匹配的速度和效率，采用 KOIDE 等[29]提出的 VGICP 算法进行匹配，该方法使用点分布描述体素网格分布的对应方式可以处理仅有少量点落在体素中的情况。

VGICP 算法将点云中每个点 $\boldsymbol{p}_i \in P_i$ 建模为一个高斯分布 $\boldsymbol{p}_i = (\mu_i, \boldsymbol{C}_i)$，协方差矩阵 $\boldsymbol{C}_i$ 由输入点 $\boldsymbol{p}_i$ 的邻近点计算得到。通过将 P_i 离散为体素，并聚合体素中点的均值和协方差来计算每个体素的高斯分布。待优化的目标函数为源点云中 $\boldsymbol{p}_i$ 与目标点云的距离 $\hat{\boldsymbol{d}}'_i$，其中 $\hat{\boldsymbol{p}}_i$ 为源点云的点，$\hat{\boldsymbol{p}}_j$ 为目标点云的点，$\boldsymbol{T}$ 为待优化的位姿，$\boldsymbol{d}_i$ 为两点之间 μ 的残差。$\hat{\boldsymbol{d}}'_i$ 的计算公式为

$$\hat{\boldsymbol{d}}'_i = \sum_j (\hat{\boldsymbol{p}}_j - \boldsymbol{T}\hat{\boldsymbol{p}}_i) \tag{9}$$

$$\boldsymbol{d}_i(\boldsymbol{T}^*) \sim \mathcal{N}\left(\sum_j (\hat{\boldsymbol{p}}_j - \boldsymbol{T}\hat{\boldsymbol{p}}_i), \sum_j (\boldsymbol{C}_j + \boldsymbol{T}\boldsymbol{C}_i\boldsymbol{T}^{\mathrm{T}})\right) = \mathcal{N}\left(0, \sum_j (\boldsymbol{C}_j + \boldsymbol{T}\boldsymbol{C}_i\boldsymbol{T}^{\mathrm{T}})\right) \tag{10}$$

对每个目标点云中的体素，在源点云中寻找最近邻的体素，并计算 2 个高斯分布之间的马氏距离，作为匹配误差，其中 N_i 为目标点云中点的数量，$\boldsymbol{T}$ 的计算公式为

$$\boldsymbol{T} = \underset{T}{\operatorname{argmin}} \sum_i N_i \left(\frac{\sum \hat{\boldsymbol{p}}_j}{N_i} - \boldsymbol{T}\hat{\boldsymbol{p}}_i\right)^{\mathrm{T}} \cdot \left(\frac{\sum \boldsymbol{C}_j}{N_i} + \boldsymbol{T}\boldsymbol{C}_i\boldsymbol{T}^{\mathrm{T}}\right)^{-1} \left(\frac{\sum \hat{\boldsymbol{p}}_j}{N_i} - \boldsymbol{T}\hat{\boldsymbol{p}}_i\right) \tag{11}$$

根据 VGICP 算法分布距离定义源点云 P_i 和目标点云 P_j 之间的匹配代价函数 e^M 为

$$\mathrm{e}^M(P_i, P_j, \boldsymbol{T}_i, \boldsymbol{T}_j) = \sum_{p_i \in P_i} \mathrm{e}^{D2D}(\boldsymbol{p}_i, \boldsymbol{T}_i^{-1}\boldsymbol{T}_j) \tag{12}$$

$$\mathrm{e}^{D2D}(\boldsymbol{p}_i, \boldsymbol{T}_{ij}) = \boldsymbol{d}_i^{\mathrm{T}} (\boldsymbol{C}'_i + \boldsymbol{T}_{ij}\boldsymbol{C}_i\boldsymbol{T}_{ij}^{\mathrm{T}})^{-1}\boldsymbol{d}_i \tag{13}$$

式中，$\boldsymbol{d}_i$ 为两点之间 μ 的残差。通过将当前帧的点云与局部点云地图作为源点云和目标点云进行匹配，利用非线性优化方法最小化所有匹配误差之和，得到目标点云和源点云之间的最优变换矩阵，进一步优化 LiDAR 里程计的位姿。

4　实验

4.1　实验平台

本文算法验证使用阿克曼底盘的无人喷雾机器人作为实验平台，如图 4 所示。无人喷雾机器人主要由机器人底盘（Hunter 2.0 型，深圳市松灵机器人公司）、中央计算机（英特尔酷睿八代 i7 - 8565u）、组合导航系统（高精度组合导航系统 X1，北云科技公司）、Velodyne VLP - 16 型激光雷达、XsensMTi - 100 型 IMU 和自主变量喷雾机构组成。其中，机器人底盘后轮为直流无刷电机驱动，前轮为阿克曼转向结构，最小转弯半径 1.5 m，最大速度 1.5 m/s，果园喷雾机器人整体尺寸（长 × 宽 × 高）为 0.98 m × 0.86 m × 1.92 m，其上喷雾机构高度为 1.54 m，激光雷达距地高度为 1.15 m。组合导航系统支持双天线定向，通过接收基站差分信号实现厘米级定位精度；VelodyneVLP - 16 型激光雷达采样频率为 10 Hz，XsensMTi - 100 型 IMU 的采样频率 400 Hz，所有的算法都在 C + + 中实现，并使用 ROS 的 Melodic 版本在 Ubuntu 18.04 LTS 系统中执行。

为了评估本文算法的性能，对本文所提出的激光惯性融合 SLAM 算法性能进行了分析实验，并与其他最先进的激光 SLAM 方法进行比较，所有的方法均在相同的条件下进行测试。

4.2　实验设计与结果

为验证本文所提出方法同时保证实验的合理性，以及该方法在真实果园环境下的精度和鲁棒性，实验平台记录了江苏大学勤人谷树林环境（32.203°N，119.513°E）和镇江市有机质协同处理中心的海棠树苗圃（32.219°N，119.510°E）作为实验场景。校园林木场景与苗圃场景同样存在环境退化问题但地面条件更为严苛，对于测试算法的环境适应性更具有挑战性，而海棠树苗圃环境地形较为开阔，可以获得 GPS 真实值作为地面真值，对本文算法的精度进行评估。所有的算法均在没有回环的情况下进行测试，将该方法与 LOAM、LEGO - LOAM 和 LIO - SAM

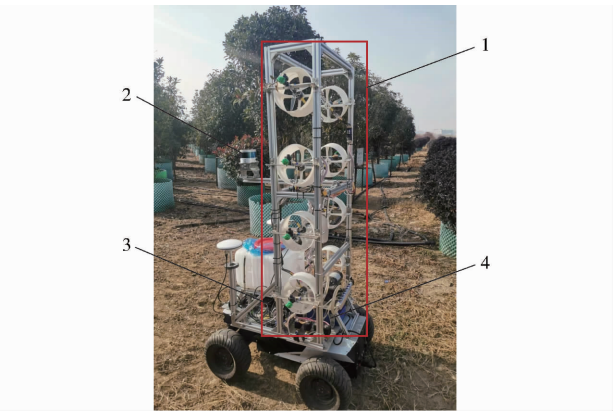


图 4 无人喷雾机器人

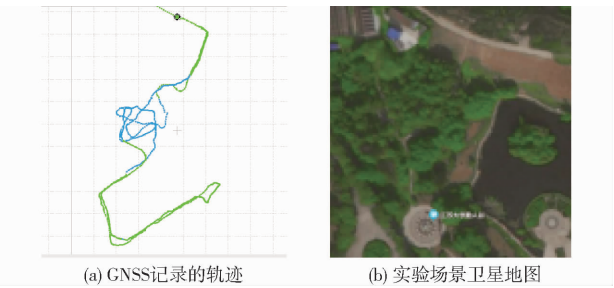
Fig. 4 Unmanned spray robot

1. 变量喷雾机构 2. Velodyne VLP－16 型激光雷达传感器
3. 高精度组合导航系统 X1 4. 中央计算机

算法做比较，通过不同算法之间的横向对比，验证了所提出算法具有良好的鲁棒性。实验中的相关误差均为各系统在同一数据源下处理 3 次的平均值。

4.2.1 校园林木场景验证

室外测试场景为校园西北侧树林，树高为 2～3 m。图 5 为 UGV 的大致行走路径，UGV 的行驶速度为 0.3～0.8 m/s。数据采集环境如图 5 所示，从北云组合导航提供的 BY_CONNECT 软件中可以看到，当机器人驶入树林时，GNSS 高精度定位信号失效，由双精度解降为单精度解，误差为 2～4 m。为了验证本文所提出算法在林果园环境下的实际表现，分别进行 2 次相同配置不同环境下的测试，2 个自采数据集包括江苏大学校园西北侧树林与苗圃。将本文所提出算法分别与 LOAM、LEGO－LOAM 和 LIO－SAM 方法进行了分析与比较。考虑到场景中的林木间距与地形，实验中选择添加新关键帧的位置和旋转变化阈值为 1 m 和 10°。

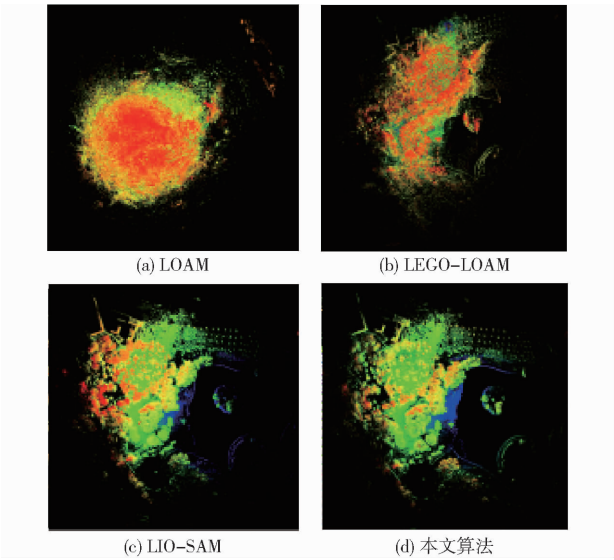


(a) GNSS记录的轨迹 (b) 实验场景卫星地图

图 5 校园林木场景俯视图

Fig. 5 Top views of campus forest scene

当前实验环境所构建的点云地图如图 6 所示。数据采集路径的起始部分为一段平均坡度为 13°的泥土小路，路段崎岖且起伏程度较大，存在大幅度颠簸。路面不够平整造成移动机器人运动时产生剧烈的震动，因此点云包含较多离群点。从图 6a 可以看到，由于周边为较为低矮的牡丹花丛，当前环境平面点和边缘点并不丰富，导致 LOAM 算法点云地图构建失败。LEGO－LOAM 通过划分特征提取区域，限定特征提取数量，保留一定数量的特征点云参与匹配，但 LEGO－LOAM 为了适应轻量级终端，提取的特征点云较为稀疏，导致匹配误差较大，这种误差随着时间累积，最终导致点云地图中存在大量的离群点，而点云地图却相对稀疏。尽管 IMU 位置漂移严重，但一定时间内位姿变化测量准确，由图 6c、6d 可以看出，IMU 能提供一个较好的姿态约束，而这正是 LiDAR 里程计所缺少的，间接反映了激光里程计与 IMU 耦合的优势。但 LIO－SAM 中的激光里程计构建部分只进行了一次 scan-to-map 的特征点云匹配，故在点云地图中墙壁、池塘的围栏等部分场景中，可以看到有的点并没有紧密地聚拢在一起。



(a) LOAM (b) LEGO-LOAM

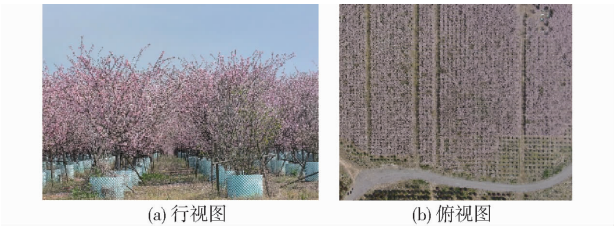
(c) LIO-SAM (d) 本文算法

图 6 实验场景点云图

Fig. 6 Cloud maps of scenic spots of experimental site

4.2.2 海棠树苗圃场景实验验证

在校园林木场景验证的基础上，以镇江市有机质协同处理中心苗圃的海棠树苗圃作为实验场景。苗圃中包含红花檵木球、桂花、枫树等树种，其中海棠树高 2～2.5 m，宽 1.5～2 m，株距约 2 m，行距约 2 m，其树形与普通果树相近，故选择海棠树苗圃作为实验验证场景，如图 7 所示。但苗圃相较于林木环境较为稀疏，更容易接收 GPS 信号，但仅作为地面真值不参与优化过程。实验中选择添加新关键帧



(a) 行视图 (b) 俯视图

图 7 海棠树苗圃场景

Fig. 7 Begonia nursery scene

的位置和旋转变化阈值为 1 m 和 10°。

在同一数据源下运行 LOAM、LEGO－LOAM 和 LIO－SAM，并与本文算法进行对比。机器人运行轨迹为“品”字形，为了达到更好的显示效果，图 8 为确保大部分位姿对齐后各算法所得轨迹的结果，因此起点部分存在一定的偏移。图 8b 可以看到，地面真值在此处存在向左的转弯轨迹，最左侧的本文算法轨迹形状与地面真值最为接近，保留了最多的运动轨迹细节。LIO－SAM 算法和 LEGO－LOAM 算法轨迹并不完全符合轨迹的走向，而 LOAM 算法的轨迹直接忽略了机器人转弯的运动，在此处呈现一条直线。图 8c 中上侧方框标注为轨迹终点，下侧方框标注为轨迹起点。本文算法与地面真值重合程度较好，所以在图中的偏移量最小，LOAM 算法在终点处出现一定偏差，LIO－SAM 算法和 LEGO－LOAM 算法在起点处相互重合但在终点处偏差较大，且 LIO－SAM 算法的运动轨迹相较于其他算法缺少运动细节，通过局部轨迹图可以看到本文算法轨迹与地面真值拟合程度更好。各算法建图效果如图 9 所示，可以看到在室外开阔且较为平缓的场景中，当机器人以较低速度匀速行驶时，4 种算法均可以完整地建立点云地图。图 10 为点云地图的局部放大图。将同样的区域放大后可以看到 LOAM 算法点云较为分散，而 LEGO－LOAM 算法的点云较为稀疏，可以看清树干但树冠轮廓模糊。图 10b 由于点云过于稀疏增加了每个点的显示尺寸，且点云地图边缘上翘，这是由于建图过程中 z 轴方向没有其他的约束，误差逐渐累积产生了明显漂移。融合了 IMU 的 LIO－SAM 和本文算法都表现较好，但图 10c 中树枝

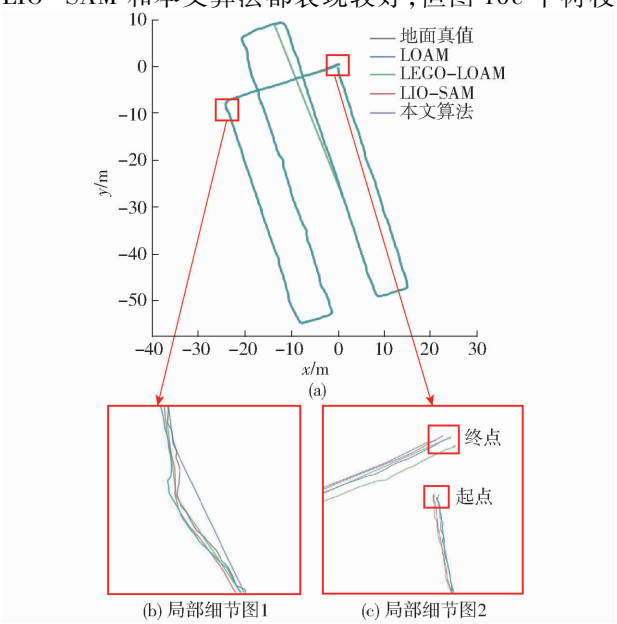


图 8　海棠苗圃中的行走轨迹

Fig. 8　Walking tracks in Begonia nursery scene

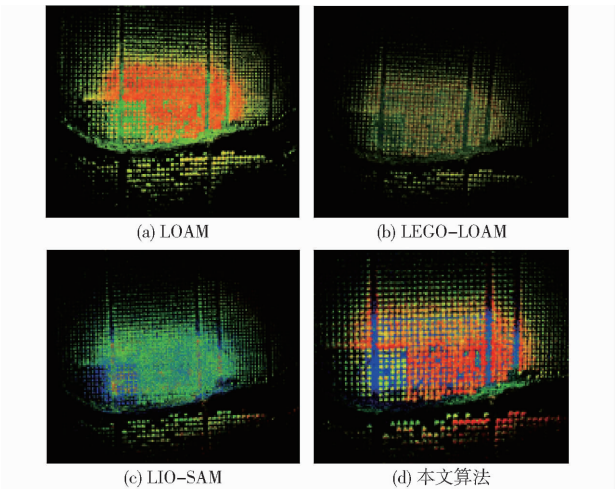


图 9　苗圃场景点云图

Fig. 9　Cloud maps of nursery site attractions

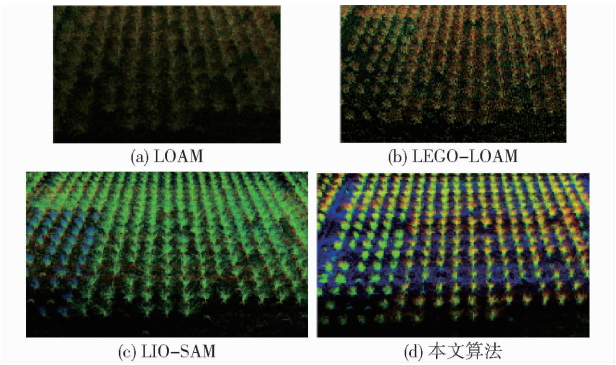


图 10　苗圃场景点云图(局部)

Fig. 10　Nursery field scenic spots cloud maps (partial)

点云依旧模糊，图 10d 可以看到更清晰的枝条以及地面点云，能够看出本文算法通过耦合 IMU 里程计和 LiDAR 里程计增强了克服约束轨迹漂移的效果，能够更精准定位。

由表 1 和图 11 得出 LOAM 算法和 LEGO－LOAM 算法在退化环境中能够完成定位与建图，但均方根误差较大，在绝对位姿误差(Absolute pose error，APE)最大值上，使用纯激光 SLAM 通过帧间匹配达到的定位精度为分米级别，使用了 IMU/LiDAR 紧耦合方式的 LIO－SAM 在后端融合 IMU 数据提升了定位精度达到厘米级别，IMU 与 LiDAR 的优势互补使得 IMU 能够为 LiDAR 匹配提供一个较好的先验位姿和运动约束。当前场景中本文算法的定位精度为最优，精度级别基本在 0.05 m 以内。

表 1　绝对位姿误差

Tab. 1　Absolute pose error　　m

算法	最大值	最小值	均值	均方根误差	标准差
LOAM	0.183 4	0.006 8	0.075 3	0.082 3	0.033 1
LEGO－LOAM	0.345 0	0.015 4	0.165 0	0.174 0	0.055 4
LIO－SAM	0.331 1	0.001 1	0.030 8	0.048 9	0.037 9
本文算法	0.051 9	0.000 7	0.012 4	0.016 2	0.006 6

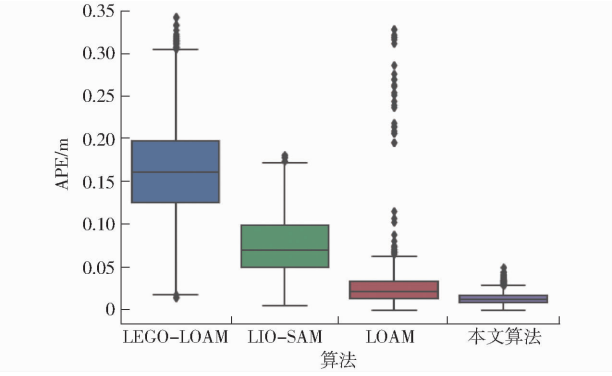


图 11 绝对位姿误差箱型图

Fig. 11 Box diagram of absolute pose error

且在图 11 中本文算法的绝对位姿误差集中且数值较小,相比其他算法,具有更稳定精准的定位精度。

5 结论

(1)针对林果园环境中 GNSS 定位信号易丢失,提出了一种 LiDAR/IMU 紧耦合框架,通过因子图分别优化 IMU 里程计和 LiDAR 里程计,使得 IMU 里程计输出高频率位姿信息,LiDAR 里程计增量式构建精准点云地图,通过引入准确的 GPS 信号初始化,能够在有准确 GNSS 信号的背景下得到准确且高频连续的位姿信息,提高点云地图的复用率。

(2)针对果园环境中结构化的几何特征较少,导致关键帧中参与匹配的特征点数量不足,易产生漂移的问题,引入了局部点云地图参与点云匹配,增加目标点云的密度。为了更好地利用点云中的信息,对提取特征点后的剩余点云采用 VGICP 算法再次匹配,提升精度。

(3)实验表明,通过多个实验场景测试验证,所提出算法相较同类算法具有更高的定位准确度和鲁棒性,提升了建图效果。

参 考 文 献

[1] JIN Y C, LIU J Z, XU Z J, et al. Development status and trend of agricultural robot technology[J]. International Journal of Agricultural and Biological Engineering, 2021, 14(4): 1 - 19.

[2] JHA K, DOSHI A, PATEL P, et al. A comprehensive review on automation in agriculture using artificial intelligence[J]. Artificial Intelligence in Agriculture, 2019, 2: 1 - 12.

[3] LIBBY J, KANTOR G. Accurate GPS-free positioning of utility vehicles for specialty agriculture[C]// American Society of Agricultural and Biological Engineers, 2010.

[4] GRIEPENTROG H W, ANDERSEN N A, ANDERSEN J C, et al. Safe and reliable: further development of a field robot[J]. Precision Agriculture, 2009, 9: 857 - 866.

[5] HABIBIE N, NUGRAHA A M, ANSHORI A Z, et al. Fruit mapping mobile robot on simulated agricultural area in Gazebo simulator using simultaneous localization and mapping (SLAM)[C]// 2017 International Symposium on Micro-NanoMechatronics and Human Science (MHS). IEEE, 2017: 1 - 7.

[6] SMITH R C, CHEESEMAN P. On the representation and estimation of spatial uncertainty[J]. The International Journal of Robotics Research, 1986, 5(4): 56 - 68.

[7] URREA C, AGRAMONTE R. Kalman filter: historical overview and review of its use in robotics 60 years after its creation[J]. Journal of Sensors, 2021, 2021: 1 - 21.

[8] TRIGGS B, MCLAUCHLAN P F, HARTLEY R I, et al. Bundle adjustment—a modern synthesis[C]// Vision Algorithms: Theory and Practice: International Workshop on Vision Algorithms Corfu. Springer Berlin Heidelberg, 2000: 298 - 372.

[9] 沈跃,张亚飞,刘慧,等.农业装备自动控制技术研究综述[J].农业机械学报,2023,54(8):1 - 18.
SHEN Yue, ZHANG Yafei, LIU Hui, et al. Research review of agricultural equipment automatic control technology[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023,54(8):1 - 18. (in Chinese)

[10] 刘成良,贡亮,苑进,等.农业机器人关键技术研究现状与发展趋势[J].农业机械学报,2022,53(7):1 - 22,55.
LIU Chengliang, GONG Liang, YUAN Jin, et al. Current status and development trends of agricultural robots[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2022,53(7):1 - 22,55. (in Chinese)

[11] 胡炼,王志敏,汪沛,等.基于激光感知的农业机器人定位系统[J].农业工程学报, 2023, 39(5):1 - 7.
HU Lian, WANG Zhimin, WANG Pei, et al. Positioning system for agricultural robots based on laser sensing[J]. Transactions of the CSAE, 2023, 39(5):1 - 7. (in Chinese)

[12] 刘超,陈锦明,刘慧,等.基于三维激光雷达与优化 DBSCAN 算法的果树定位方法[J]. 农业机械学报,2023,54(4):214 - 221,240.
LIU Chao, CHEN Jinming, LIU Hui, et al. Fruit tree location method based on 3D LiDAR and optimized DBSCAN algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023,54(4):214 - 221,240. (in Chinese)

[13] 王璐,蔡自兴.未知环境中移动机器人并发建图与定位(CML)的研究进展[J].机器人,2004,26(4):380 - 384.
WANG Lu, CAI Zixing. Progress of CML for mobile robots in unknown environments[J]. Robot,2004,26(4):380 - 384. (in Chinese)

[14] CEBOLLADA S, PAYÁ L, FLORES M, et al. A state-of-the-art review on mobile robotics tasks using artificial intelligence and visual data[J]. Expert Systems with Applications, 2021, 167: 114195.

(下转第 48 页)

[25] BINGUITCHA-FARE A A, SHARMA P. Crops and weeds classification using convolutional neural networks via optimization of transfer learning parameters[J]. IJEAT, 2019, 8(5):2284 – 2294.

[26] 东辉, 陈鑫凯, 孙浩, 等. 基于改进 YOLO v4 和图像处理的蔬菜田杂草检测[J]. 图学学报, 2022, 43(4):559 – 569.
DONG Hui, CHEN Xinkai, SUN Hao, et al. Weed detection in vegetable field based on improved YOLO v4 and image processing[J]. Journal of Graphics, 2022, 43(4):559 – 569. (in Chinese)

[27] 郭敬东,陈彬,王仁书,等. 基于 YOLO 的无人机电力线路杆塔巡检图像实时检测[J]. 中国电力,2019,52(7):17 – 23.
GUO Jingdong, CHEN Bin, WANG Renshu, et al. YOLO-based real-time detection of power line poles from unmanned aerial vehicle inspection vision[J]. Electric Power, 2019, 52(7):17 – 23. (in Chinese)

[28] 刘莫尘, 高甜甜, 马宗旭, 等. 基于 MSRCR – YOLOv4 – tiny 的田间玉米杂草检测模型[J]. 农业机械学报, 2022, 53(2):246 – 255,335.
LIU Mochen, GAO Tiantian, MA Zongxu, et al. Target detection model of corn weeds in field environment based on MSRCR algorithm and YOLOv4 – tiny[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(2):246 – 255, 335. (in Chinese)

[29] 权龙哲, 夏福霖, 姜伟, 等. 基于 YOLO v4 卷积神经网络的农田苗草识别研究[J]. 东北农业大学学报, 2021, 52(7): 89 – 98.
QUAN Longzhe, XIA Fulin, JIANG Wei, et al. Research on recognition of maize seedling and weeds in maize mield based on YOLO v4 convolutional neural network[J]. Journal of Northeast Agricultural University, 2021, 52(7):89 – 98. (in Chinese)

[30] 丁奇安, 刘龙申, 陈佳, 等. 基于 Jetson Nano + YOLO v5 的哺乳期仔猪目标检测[J]. 农业机械学报, 2022, 53(3):277 – 284.
DING Qi'an, LIU Longshen, CHEN Jia, et al. Object detection of suckling piglets based on Jetson Nano and YOLO v5[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(3):277 – 284. (in Chinese)

(上接第 28 页)

[15] 杨林,马宏伟,王岩. 基于激光惯性融合的煤矿井下移动机器人 SLAM 算法[J]. 煤炭学报, 2022, 47(9):3523 – 3534.
YANG Lin, MA Hongwei, WANG Yan. LiDAR-inertial SLAM for mobile robot in underground coal mine[J]. Journal of China Coal Society, 2022, 47(9):3523 – 3534. (in Chinese)

[16] LLUVIA I, LAZKANO E, ANSUATEGI A. Active mapping and robot exploration: a survey[J]. Sensors, 2021, 21(7): 2445.

[17] PANIGRAHI P K, BISOY S K. Localization strategies for autonomous mobile robots: a review[J]. Journal of King Saud University-Computer and Information Sciences, 2022, 34(8): 6019 – 6039.

[18] NEWCOMBE R A, IZADI S, HILLIGES O, et al. Kinectfusion: real-time dense surface mapping and tracking[C]//2011 10th IEEE International Symposium on Mixed and Augmented Reality. IEEE, 2011: 127 – 136.

[19] FARAGHER R M, SARNO C, NEWMAN M. Opportunistic radio SLAM for indoor navigation using smartphone sensors[C]// Proceedings of the 2012 IEEE/ION Position, Location and Navigation Symposium. IEEE, 2012: 120 – 128.

[20] ZHANG J, SINGH S. LOAM: liDAR odometry and mapping in real-time[C]//Robotics: Science and Systems, 2014: 1 – 9.

[21] SHAN T X, ENGLOT B. LeGO – LOAM: Lightweight and ground-optimized LiDAR odometry and mapping on variable terrain [C]//Proceedings of the 2018 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). IEEE, 2018: 4758 – 4765.

[22] YE H, CHEN Y, LIU M. Tightly coupled 3D LiDAR inertial odometry and mapping[C]//2019 International Conference on Robotics and Automation (ICRA). IEEE, 2019: 3144 – 3150.

[23] QIN C, YE H, PRANATA C E, et al. Lins: a LiDAR-inertial state estimator for robust and efficient navigation[C]//2020 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). IEEE, 2020: 8899 – 8906.

[24] GRAETER J, WILCZYNSKI A, LAUER M. Limo: LiDAR-monocular visual odometry[C]//2018 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). IEEE, 2018: 7872 – 7879.

[25] SHAN T, ENGLOT B, RATTI C, et al. LVI-SAM: tightly-coupled LiDAR-visual-inertial odometry via smoothing and mapping [C]//2021 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). IEEE, 2021: 5692 – 5698.

[26] WANG L K, HSIEH S C, HSUEH E C W, et al. Complete pose determination for low altitude unmanned aerial vehicle using stereo vision[C]//2005 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. IEEE, 2005: 108 – 113.

[27] QADRI M, KANTOR G. Semantic feature matching for robust mapping in agriculture[J]. arXiv Preprint, arXiv:2107.04178, 2021.

[28] GENEVA P, ECKENHOFF K, YANG Y, et al. Lips: LiDAR-inertial 3D plane SLAM[C]//2018 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). IEEE, 2018: 123 – 130.

[29] KOIDE K, YOKOZUKA M, OISHI S, et al. Voxelized gicp for fast and accurate 3D point cloud registration[C]//2021 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). IEEE, 2021: 11054 – 11059.