

基于背包测量系统的 SLAM 方法及优化研究

董晓晗¹, 潘洁², 李奇¹, 陈俊美¹, 张亦卓², 亓立壮¹, 刘承浩¹

(1. 齐鲁空天信息研究院, 山东 济南 250101; 2. 中国科学院空天信息创新研究院, 北京 100094)

摘要:同步定位与地图构建方法(Simultaneous Localization and Mapping, SLAM)作为环境感知与地图构建的关键技术,具有灵活高效的特点。但是传统的背包式激光雷达存在点云特征不完整和数据噪声大导致的点云分层等问题,导致系统无法进行精确定位与建图。为了提升自主定位精度,本文采用机器人操作系统搭建自主定位框架,融合激光雷达、惯性测量单元和全球卫星导航系统(Global Navigation Satellite System, GNSS)等多传感器数据,采用基于图优化的SLAM算法实现环境地图构建与系统位姿估计。实验结果表明,相较于传统SLAM算法,改进后的SLAM算法在融合GNSS数据后在轨迹X轴误差上降低了39%,Y轴误差上降低了30%,在平面定位精度上误差降低了73%,同时,在高程定位精度上有63%的提升,在建图精度上有明显提高,为背包测量系统在复杂环境中的应用提供了新思路。

关键词:背包测量系统;SLAM;优化;建图

中图分类号:TN958.98;P225.2 文献标识码:A DOI:10.3969/j.issn.1001-5078.2025.03.004

Research on SLAM method and modeling optimization based on backpack measurement system

DONG Xiao-han¹, PAN Jie², LI Qi¹, CHEN Jun-mei¹, ZHANG Yi-zhuo², QI Li-zhuang¹, LIU Cheng-hao¹

(1. Qilu Research Institute, Jinan 250101, China;

2. Aerospace Information Research Institute, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100094, China)

Abstract: Simultaneous Localization and Mapping (SLAM) as a key technology for environment sensing and map building, is flexible and efficient. However, the traditional backpack LiDAR has problems such as incomplete point cloud features and point cloud stratification caused by large data noise, which makes the system unable to perform accurate positioning and map building. In order to improve the accuracy of autonomous positioning, a robot operating system is adopted to build an autonomous positioning framework, integrating multi-sensor data such as LiDAR, inertial measurement unit and global navigation satellite system (GNSS), and using a SLAM algorithm based on graph optimization to achieve environmental map construction and system pose estimation. The experimental results show that compared with the traditional SLAM algorithm, the improved SLAM algorithm reduces the trajectory X-axis error by 39%, the Y-axis error by 30%, and the plane positioning accuracy by 73% after integrating GNSS data. At the same time, there is a 63% enhancement in elevation positioning accuracy, and a significant increase in building accuracy, which provides new ideas for the application of backpack measurement systems in complex environments.

Keywords: backpack measurement system; SLAM; optimization; mapping

基金项目:复杂山岳景区游客全域位置感知与精准服务应用示范项目(No. 2021YFB1407004/2021SFGC0401)资助。

作者简介:董晓晗(1997-),硕士,工程师,主要研究方向为SLAM、激光雷达。E-mail: dongxh@aircas.ac.cn

通讯作者:李奇(1983-),博士,高级工程师,主要研究方向为航空摄影测量、Lidar应用。E-mail: liqi202929@aircas.ac.cn

收稿日期:2024-05-22

1 引言

随着移动机器人和自主无人系统在各个领域的广泛应用,对环境感知和导航精度的需求也与日俱增。为解决这一挑战,同步定位与地图构建(Simultaneous Localization and Mapping, SLAM)技术成为了至关重要的解决方案,在移动机器人、自动驾驶汽车和无人机等领域得到了广泛应用^[1-2]。但传统的 SLAM 技术也面临着一系列挑战,包括传感器精度不足导致的数据不稳定和误差累积,环境复杂性的增加,使得传统算法难以准确建立地图和定位等^[3-4]。

为了应对这些挑战,近年来出现了背包测量系统等新型传感器技术,具备更高的精度和更广阔的感知范围^[5-6]。背包测量系统 SLAM 方法按照输入数据可以分为单独依靠 SLAM 定位、SLAM + IMU 定位和 SLAM + IMU + GNSS 定位三种方法^[7]。单独依靠 SLAM 定位算法通常利用激光雷达、摄像头等传感器进行环境感知,通过特征提取和匹配来实现地图构建和定位^[8-9]。在没有全球导航卫星系统(Global Navigation Satellite System, GNSS)和惯性测量单元(Inertial Measurement Unit, IMU)的情况下,可以在点云的每一帧中搜索平面点和角点,提取隐藏的高阶特征点和特征向量,持续跟踪这些特征,然后通过动态反算出设备当前位姿^[10]。接下来,整合所有位置和姿态数据,并利用闭环检测和连续特征匹配等高精度算法自动拼接点云,最终获得高精度的点云结果^[11]。然而,这种传统的 SLAM 算法在处理动态环境和光照变化方面存在一定的局限性,并且容易受到环境变化和传感器噪声的影响。SLAM + IMU 定位利用 IMU 提供的加速度、角速度等信息,再结合点云数据,增强建图系统对运动的感知能力。整个定位过程分为两个阶段:首先利用 IMU 进行近距离位置计算,生成一段点云数据;然后利用点云配准算法(Iterative Closest Point, ICP)对这些分割后的点云数据进行整体调整,以获得高精度的定位结果^[12]。相对于传统的 SLAM 算法,IMU 结合点云配准在定位方面具有更高的数据处理效率,传统 SLAM 算法需要对每个时刻的位置和姿态数据进行复杂的逆向计算,而 IMU 结合点云配准算法通过将分割后的点云数据视为刚体进行整体调整,大幅减少了计算量^[13-14]。IMU 与传统视觉或激光传感器

的结合可以有效解决环境的动态变化和传感器故障等问题。然而,IMU 与点云配准相结合的定位方法也存在一定的缺点,如漂移和累积误差等,需要通过数据融合和标定等方法来解决。

在环境特征丰富多样的情况下,SLAM 算法通常能够达到较高的定位精度。然而,当环境特征缺乏或者相似度较高时,定位精度明显下降^[15]。这种情况在室外开阔区域尤为普遍,因为系统往往只能获取地面数据,而周围立面及天顶方向的数据相对较少。在这种背景下,仅仰赖 SLAM 技术进行定位可能导致计算失败,难以产生令人满意的点云结果。结合 IMU、GNSS 与 SLAM 技术,特别是在室外开阔场景下,可以充分利用各自的优势,实现更为鲁棒和准确的定位和地图构建。

2 方法描述

2.1 系统概述

背包式测量系统是一种集成了多种传感器的移动测量平台,其核心通常包括激光雷达、摄像头、惯性测量单元等。这一系统具备较高的定位精度和环境感知能力,能够在实地测量和定位任务中发挥重要作用^[16]。其中,激光雷达通过发射激光束并测量其返回时间来获取周围环境的三维点云数据,从而实现对外围物体的高精度定位和建模。摄像头则能够捕捉周围环境的图像信息,通过图像处理 and 计算机视觉技术,进一步提供环境感知和识别功能。惯性测量单元则记录和分析系统的加速度和角速度等运动参数,以提供更加精准的定位和导航数据。背包式测量系统的优点在于其移动灵活性和高效性。由于集成了多种传感器,系统能够全面感知周围环境,从而提供更加全面和准确的数据支持。同时,其便携式设计使得操作人员可以方便地携带系统进行实地测量任务,大大提高了测量效率和精度。

2.2 基于图优化的 SLAM 算法

本节提出了一种适用于不同环境的改进版 Cartographer 方法,通过充分利用背包测量系统提供的多传感器数据,采用高效的数据融合和优化算法,将 IMU 和 GNSS 数据融合到 SLAM 系统中,实现系统位置和环境地图的精确估计与构建。

为了更清晰地阐述基于背包测量系统的 SLAM 方法,图 1 展示了算法流程图,详细说明了各个模块之间的关系和数据流,以及算法实现的具体步骤,展

示了传感器数据的采集、处理和利用过程,以及SLAM算法如何应用于这些数据以生成地图和系统位置的准确估计。改进版 Cartographer 方法的关键在于有效融合 IMU 和 GNSS 数据。IMU 数据提供高频率的运动信息,有助于短时间内的精确定位;GNSS 数据提供绝对位置信息,弥补了 IMU 数据的漂移和累积误差。通过将这两类数据融合,能够显著提高系统的整体定位精度和鲁棒性。

在数据处理方面,首先对 IMU 数据进行预处理,以去除噪声和异常值。接下来,将 GNSS 数据与 IMU 数据进行时间同步,并通过卡尔曼滤波算法进行数据融合,得到更加准确的位置信息。

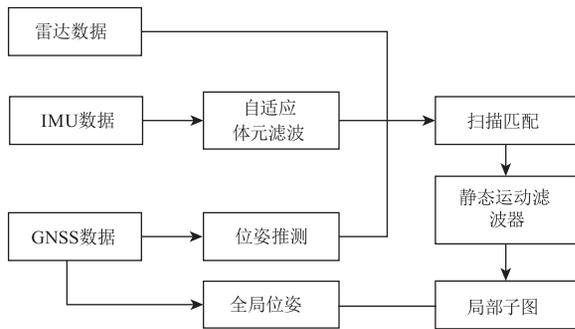


图1 算法流程图
Fig.1 Algorithm flow chart

基于 Cartographer 改进的 SLAM 算法框架主要包含了两个处理阶段:前端构建和后端优化。在前端阶段,各种传感器的数据被融合和关联,以产生地图的初步估计。这个阶段的关键是处理不同传感器的数据,确保它们有效地整合到地图中,以便后续的优化。这个初步地图存在一定的累积误差,但提供了一个基本的地图框架,供后续的优化使用。后端阶段通过闭环检测来改善初始地图的质量,其中闭环检测的作用是识别并纠正由于累积误差导致的地图漂移问题。通过检测地图中的环路,并利用这些环路的信息,算法可以对地图进行调整和优化,从而确保地图在全局上保持一致性。

图优化是一种解决 SLAM 问题的方法,其中系统的位姿 x_i 被表示为图中的节点,节点之间的空间约束关系由边表示^[17],如图2所示。图优化的整体思路是通过优化节点状态来最小化误差函数,以提高系统的定位和地图构建的准确性。节点约束边分为两种,包含帧间边和回环边^[18]。其中帧间边是相邻时间上两个位姿的约束,例如 x_4

到 x_5 ,回环边是非相邻时间上两个位姿的约束,例如 x_2 到 x_6 。帧间边可以通过里程计、IMU、帧与帧之间的匹配计算得到。回环边可以通过回环检测得到,以节点 x_6 为例,需要找到当前一定范围内的非激活节点作为回环候选点,将 x_6 与回环候选点进行匹配,根据匹配分数选择最高得分 x_2 作为回环节点。

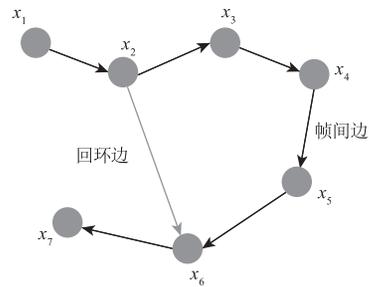


图2 图优化约束

Fig.2 Graph optimization constraint

在地图构建完成后,可以使用非线性最小二乘法求解匹配误差,通过不断地迭代得到最优结果。在匹配过程中,测量系统状态方程为 $f(x) = z$,其中, x 代表系统位姿, z 代表测量系统的实际观测值。根据激光雷达传感器得到两帧之间匹配和回环检测的预测位姿 z'_i ,从 x 到 z 的非线性映射函数为 $f(x)$,每个节点的误差函数为实测值与预测值之间差值:

$$e_i(x) = f_i(x) - z'_i \tag{1}$$

进一步可以得到所有误差函数的平方和:

$$E = \sum_i e_i(x)^2 \tag{2}$$

总体误差函数 E 服从高斯分布,通过调整节点 x 来最小化总体误差函数 E ,即求解非线性最小二乘问题 $\min_{x_i} \sum_i e_i(x)^2$,得到最优位姿节点 x_0 。在系统运行时,每次都测量 n 个位姿节点,并将误差函数通过泰勒展开后去掉高阶项,设置一个初始阻尼项 λ ,通过不断迭代求解最优结果,直到总体误差 E 小于阈值 N 。

在第 k 次迭代的过程中,计算误差项 $e_i^{(k)}$ 的残差 $r_i^{(k)}$ 和雅可比矩阵元素 $J_i^{(k)}$,以便求解梯度分量,其中 $r_i^{(k)} = e_i^{(k)}$, $J_i^{(k)}$ 表示对节点参数 x_i 的一阶偏导数。构建最终雅可比矩阵和残差向量:

$$J^{(k)} = [J_1^{(k)}, J_2^{(k)}, \dots, J_n^{(k)}] \tag{3}$$

$$r^{(k)} = r_1^{(k)} \oplus r_2^{(k)} \oplus \dots \oplus r_n^{(k)} \tag{4}$$

式中,符号 \oplus 表示向量的堆叠操作。通过求解公式(5)方程组,计算增量向量 $\delta x^{(k)}$,在公式(5)

中, I 表示单位矩阵, 然后可以计算得到 $k+1$ 迭代后的位姿, 相应的地图节点和总体误差函数如公式 (6)、(7) 所示:

$$(J^{(k)T} J^{(k)} + \lambda^{(k)} I) \delta x^{(k)} = -J^{(k)T} r^{(k)} \quad (5)$$

$$x^{(k+1)} = x^{(k)} + \delta x^{(k)} \quad (6)$$

$$E^{(k+1)} = \sum_i e_i^{(k+1)} \quad (7)$$

最后, 阻尼因子的调节策略至关重要。在每次迭代中, 通过比较更新前后的误差值, 调整阻尼因子 λ 的大小。当更新后的误差值显著减小时, 适当减小阻尼因子, 以加速收敛过程; 当更新后的误差值不减反增时, 则需要增大阻尼因子, 以增强系统的稳定性。这样的调节机制可以在确保算法收敛的前提下, 提高位姿估计的精度和效率。

3 实验与分析

3.1 实验设计

为了验证三种不同 SLAM 定位方法的精度, 本研究在园区楼下进行数据采集实验。实验地点顶部无明显遮挡, 可以接收卫星信号。实验过程中, 首先使用背包扫描系统进行数据采集, 然后利用 Trimble R12i 接收机测量检验点, 以检验轨迹精度、点位精度及高程精度。

背包扫描系统装备有 VLP-16 激光扫描仪和 Novatel CPT7 惯性导航设备, 用于对实际环境进行数据采集。在室外环境中运动时, 激光雷达扫描仪能够实时获取周围环境的点云数据, 同时惯性导航设备记录系统的运动状态。通过实测数据的采集和处理, 可以评估 SLAM 算法在真实场景下的性能。背包扫描系统单元的详细参数如表 1 所示。

表 1 系统参数

Tab. 1 System parameters

使用设备	指标	数值
激光雷达扫描仪	扫描频率/Hz	20
	扫描距离/m	100
	扫描角度/(°)	360 × 30
	角分辨率/(°)	0.4
	扫描波长/nm	903
惯性导航设备	输入速率(最大值)/(° · s ⁻¹)	± 325
	加速度计测量范围(g)	± 20

3.2 实验结果

数据采集情况如图 3 所示, 数据结果中进行了

运动目标点云去除操作, 点云颜色按照高度显示。

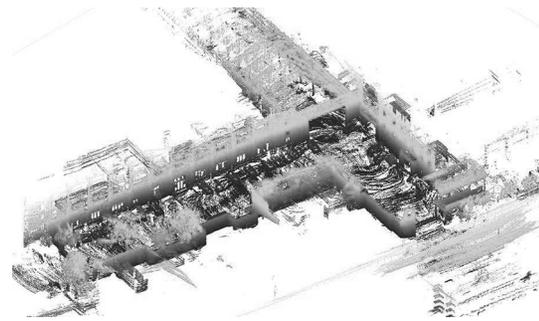


图 3 点云采集图

Fig. 3 Figure optimization pose diagram

针对实测数据, 本文采用轨迹定位误差、地图重建精度和特征点位精度等评估指标, 对 SLAM 算法的性能进行评估。通过对比不同 SLAM 算法在实测数据下的性能表现, 可以得出它们在不同环境条件下的优劣, 为选择最适合实际应用场景的算法提供依据。

在实验中, 将采集到的轨迹与实际后处理的 GPS 轨迹进行对比, 图 4 展示了在 X 轴和 Y 轴方向上的分析结果。

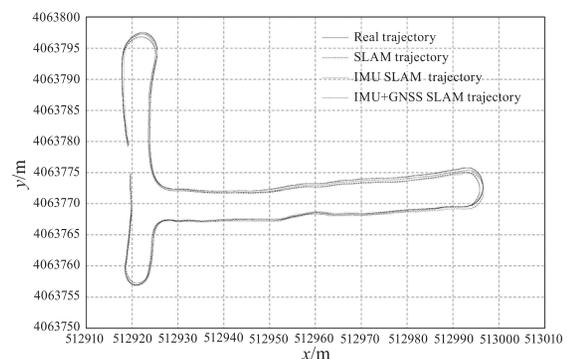


图 4 XY 轴轨迹对比

Fig. 4 Comparison of XY-axis trajectories

结果显示, 融合 IMU 和 GNSS 的 SLAM 算法在轨迹优化效果上明显优于单独依靠 SLAM 和仅融合 IMU 的 SLAM 算法。具体来说, 单独依靠 SLAM 算法得到的轨迹在 X 轴和 Y 轴上的最大偏差分别为 0.73 m 和 0.74 m, 仅融合 IMU 的 SLAM 算法得到的轨迹在 X 轴和 Y 轴上的最大偏差分别为 0.45 m 和 0.76 m, 而融合 IMU 和 GNSS 的 SLAM 算法得到的轨迹在 X 轴和 Y 轴上的轨迹偏差稳定在 0.02m 到 0.43 m 之间, 与实际轨迹基本相吻合。相比之下, 融合 IMU 和 GNSS 的 SLAM 算法在轨迹精确度上表现更佳。具体的轨迹偏差如表 2 所示。

表 2 轨迹偏移误差(单位:m)
Tab.2 Trajectory offset error(unit:m)

坐标轴	轨迹误差	SLAM	IMU + SLAM	IMU + GNSS + SLAM
X 轴偏移	最大值	0.73	0.45	0.36
	平均值	0.46	0.32	0.28
	最小值	0.05	0.06	0.03
Y 轴偏移	最大值	0.74	0.76	0.43
	平均值	0.37	0.31	0.26
	最小值	0.06	0.05	0.02

由上述结果可以看出,相较于单独依靠 SLAM 和仅融合 IMU 的 SLAM 算法,融合 IMU 和 GNSS 的 SLAM 算法在轨迹精度上具有显著优势。在 X 轴

平均偏移误差上,融合 IMU 和 GNSS 的 SLAM 算法较前两种算法分别降低了 39 % 和 12 %,在 Y 轴平均偏移误差上,则分别降低了 30 % 和 16 %。这表明,融合 IMU 和 GNSS 的 SLAM 算法能够显著提高位姿估算的准确度,减小建图过程中出现的轨迹偏差,更大程度地还原实际运行轨迹,实现更好的建图效果。

将各算法生成的地图与实际环境进行对比,评估重建地图的准确性和完整性。三种方法的具体建图效果如图 5 所示,结果表明,前两种方法会在拐角和边缘处会表现出明显的抖动和偏移,而融合 IMU 和 GNSS 的 SLAM 算法建图完整,无明显抖动和误差。



图 5 建图效果对比

Fig. 5 Comparison of drawing effects

通过对比三种方法的建图效果,可以看出融合 IMU 和 GNSS 的 SLAM 算法在重建地图的准确性和稳定性方面显著优于其他两种方法。这进一步证明了融合多传感器数据在 SLAM 系统中的有效性和优越性。

在分析平面点位精度(图 6)和高程精度(图 7)时,针对单独依靠 SLAM 和融合 IMU 的 SLAM 算法输出的点云结果先通过轨迹计算使用 ICP 方法将其转换到 WGS84 投影坐标系下进行精度评定。表 3 展示了精度检核结果。

由表 3 可知,单独依靠 SLAM 方法误差最大,平面点位最大误差为 41.9 cm,平面点中误差为 12.1 cm,高程最大误差为 37.3 cm,高程中误差为 11.1 cm,这是由于周围测量环境建筑立面较相似,纹理特征变化不明显,导致匹配精度降低。而融合 IMU 的 SLAM

方法和融合 IMU + GNSS 的 SLAM 方法在平面测量精度上属于同一个数量级,在高程上,IMU + GNSS + SLAM 方法精度更高,结果更加稳定。整体上,相较于前两种方法,融合 IMU + GNSS 的 SLAM 方法在平面定位精度上误差降低了 73 % 和 63 %,在高程定位精度上误差降低了 63 % 和 29 %。这表明,融合 IMU 和 GNSS 的 SLAM 算法能够在复杂环境中提供更高的定位精度和更稳定的建图效果。

表 3 精度检核结果(单位:cm)

Tab.3 Accuracy check results(unit:cm)

方法	点位最大误差	点位中误差	高程最大误差	高程中误差
SLAM	41.9	12.1	37.3	11.1
IMU + SLAM	31.3	8.7	15.2	5.8
IMU + GNSS + SLAM	12.9	3.2	12.6	4.1

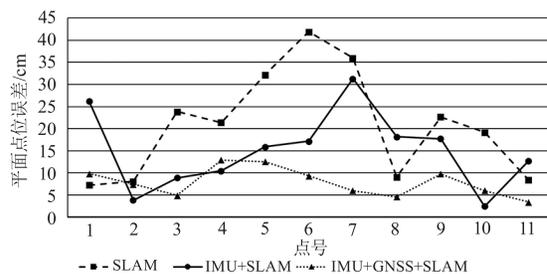


图 6 平面点位精度统计

Fig. 6 Precision statistics of planar points

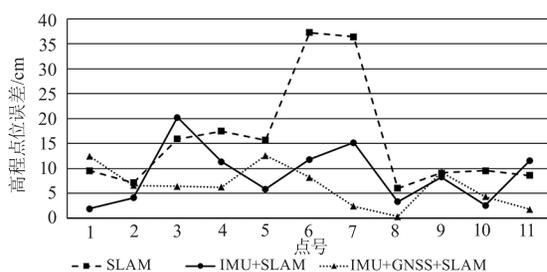


图 7 高程点位精度统计

Fig. 7 Accuracy statistics of elevation points

4 结 语

本研究提出了一种改进的 Cartographer 算法,结合 GNSS 数据在实测数据中表现出更高的定位精度和地图构建效果。该算法充分利用了 VLP-16 激光雷达和 Novatel CPT7 惯性导航设备的数据,并结合图优化技术,显著提升了 SLAM 系统的性能。室外建图测试结果表明,相较于单独依赖 SLAM 和仅融合 IMU 的 SLAM 算法,融合 IMU 和 GNSS 的 SLAM 算法在 X 轴平均偏移误差上分别降低了 39% 和 12%,在 Y 轴平均偏移误差上分别降低了 30% 和 16%。此外,融合 IMU 和 GNSS 的 SLAM 方法在平面定位精度上误差分别降低了 73% 和 63%,在高程定位精度上误差分别降低了 63% 和 29%。

尽管在实验中取得了显著的结果,但在实际应用中,GNSS 信号问题仍然存在一定影响。因此,有必要进一步改进算法,以应对信号丢失和 GNSS 信号不稳定等问题。未来的研究可以通过优化数据融合策略、增强环境感知能力等方式,提高系统的鲁棒性和适应性,确保在各种复杂环境中都能实现高精度的定位和建图。

参考文献:

[1] Ma Liguang. Classification and application of terrestrial laser scanners[J]. Geospatial Information, 2005, 3(3): 60-62. (in Chinese)

马立广. 地面三维激光扫描仪的分类与应用[J]. 地理空间信息, 2005, 3(3): 60-62.

- [2] Song Kainan, Wang biao, Tang Yingchao. Research on indoor localization method based on laser ranging scanning[J]. Laser & Infrared, 2016, 46(8): 938-942. (in Chinese)
- 宋凯楠, 王彪, 唐超颖. 基于激光测距扫描的室内定位方法研究[J]. 激光与红外, 2016, 46(8): 938-942.
- [3] Lu Shidong, Tu Meiyi, Luo Xiaoyong, et al. Laser SLAM pose optimization algorithm based on graph optimization theory and GNSS[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(8): 81-91. (in Chinese)
- 陆世东, 涂美义, 罗小勇, 等. 基于图优化理论和 GNSS 激光 SLAM 位姿优化算法[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(8): 81-91.
- [4] Pierzchała M, Giguère P, Astrup R. Mapping forests using an unmanned ground vehicle with 3D LiDAR and graph-SLAM[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2018, 145: 217-225.
- [5] Lauterbach H A, Bormann D, Heß R, et al. Evaluation of a backpack-mounted 3D mobile scanning system[J]. Remote Sensing, 2015, 7(10): 13753-13781.
- [6] Lehtola V V, Kaartinen H, Nüchter A, et al. Comparison of the selected state-of-the-art 3D indoor scanning and point cloud generation methods[J]. Remote sensing, 2017, 9(8): 796.
- [7] Xue Guanghui, Li Ruixue, Zhang Zhenghao, et al. State-of-the-art and tendency of SLAM algorithms based on 3D LiDAR[J]. Information & Control, 2023, 52(1): 18-36. (in Chinese)
- 薛光辉, 李瑞雪, 张征昊, 等. 基于 3D 激光雷达的 SLAM 算法研究现状与发展趋势[J]. 信息与控制, 2023, 52(1): 18-36.
- [8] Hong Y, Kim S, Kim Y, et al. Quadrotor path planning using A* search algorithm and minimum snap trajectory generation[J]. ETRI Journal, 2021, 43(6): 1013-1023.
- [9] Koide K, Miura J, Menegatti E. A portable three-dimensional LIDAR-based system for long-term and wide-area people behavior measurement[J]. International Journal of Advanced Robotic Systems, 2019, 16(2): 1729881419841532.
- [10] Jia Hao. Design of SLAM and navigation robot based on cartographer algorithm[D]. Ji'nan: Shandong University, 2019. (in Chinese)
- 贾浩. 基于 Cartographer 算法的 SLAM 与导航机器人设计[D]. 济南: 山东大学, 2019.

- [11] Wahyono E P, Ningrum E S, Dewanto R S, et al. Stereo vision-based obstacle avoidance module on 3D point cloud data [J]. TELKOMNIKA (Telecommunication Computing Electronics and Control), 2020, 18(3): 1514 – 1521.
- [12] Gu Wenhua, Zhou Bo, Dai Xianzhong. ICP matching algorithm-based localization of indoor mobile robots [J]. J. Huangzhong Univ. of Sci. & Tech. : Natural Science Edition, 2013, 41(S1): 262 – 266. (in Chinese)
顾文华, 周波, 和 戴先中. 基于 ICP 匹配算法的室内移动机器人定位 [J]. 华中科技大学学报: 自然科学版, 2013, 41(S1): 262 – 266.
- [13] Wang P, Liu Y, Yao W, et al. Improved a-star algorithm based on multivariate fusion heuristic function for autonomous driving path planning [J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part D: Journal of Automobile Engineering, 2023, 237(7): 1527 – 1542.
- [14] Vitali R V, McGinnis R S, Perkins N C. Robust error-state Kalman filter for estimating IMU orientation [J]. IEEE Sensors Journal, 2020, 21(3): 3561 – 3569.
- [15] Li Deren. Mobile mapping technology and its applications [J]. Geospatial Information, 2006, 4(4): 1 – 5. (in Chinese)
李德仁. 移动测量技术及其应用 [J]. 地理空间信息, 2006, 4(4): 1 – 5.
- [16] Liang Mingjie, Min Huaqing, Luo Ronghua. Graph-based SLAM: a survey [J]. Robot, 2013, 35(4): 500 – 512. (in Chinese)
梁明杰, 闵华清, 罗荣华. 基于图优化的同时定位与地图创建综述 [J]. 机器人, 2013, 35(4): 500 – 512.
- [17] Marumo N, Okuno T, Takeda A. Majorization-minimization-based Levenberg-Marquardt method for constrained nonlinear least squares [J]. Computational Optimization and Applications, 2023, 84(3): 833 – 874.
- [18] Chai Mengna, Liu Yuansheng, Ren Lijun. Two-step loop closure detection based on laser point cloud NDT features [J]. Laser & Infrared, 2020, 50(1): 17 – 24. (in Chinese)
柴梦娜, 刘元盛, 任丽军. 基于激光点云 NDT 特征的两步回环检测 [J]. 激光与红外, 2020, 50(1): 17 – 24.