

SLAM 室内三维重建技术综述

危双丰^{1,2,3}, 刘振彬¹, 赵江洪^{1,2,3}, 庞帆¹

(1. 北京建筑大学 测绘与城市空间信息学院, 北京 102616;

2. 现代城市测绘国家测绘地理信息局重点实验室, 北京 102616;

3. 建筑遗产精细重构与健康监测北京市重点实验室, 北京 102616)

摘要: 随着智慧城市、文物保护、室内导航、虚拟现实等对室内精细化三维模型的需求越来越多, 室内三维重建成为了研究热点。最近 SLAM 作为高效的室内三维重建技术得到了广泛关注与快速发展, 并被成功应用于各种移动测图平台, 如移动背包、推车、微型无人机等。该文首先对 SLAM 发展现状及关键技术进行整体回顾, 然后对基于不同移动平台及深度相机 SLAM 室内三维重建系统进行深入分析和比较, 最后讨论 SLAM 技术在室内三维重建中存在的问题及发展趋势。

关键词: SLAM; 移动背包; 推车; 微型无人机(MAV); RGB-D 相机; 室内三维重建

【中图分类号】P285

【文献标志码】A

【文章编号】1009-2307(2018)07-0015-12

DOI: 10.16251/j.cnki.1009-2307.2018.07.003

A review of indoor 3D reconstruction with SLAM

Abstract: With the increasing demand for indoor fine 3D models in smart city, cultural heritage protection, indoor navigation and virtual reality and so on, indoor 3D reconstruction became a hot issue. As the efficient means of indoor 3D reconstruction, SLAM has been widely concerned and rapidly developed, and been successfully applied to various kinds of mobile mapping platforms, such as mobile backpack, cart, MAV. In this paper, firstly the the state-of-the-art and key techniques of SLAM are reviewed, and then different indoor 3D reconstruction systems based on different mobile platforms and depth camera are deeply analyzed and compared. Finally, the problems and development trends of SLAM technology in Indoor 3D reconstruction are discussed.

Keywords: SLAM; mobile backpack; cart; micro aerial vehicles(MAV); RGB-D camera; indoor 3D reconstruction

WEI Shuangfeng^{1,2,3}, LIU Zhenbin¹, ZHAO Jianghong^{1,2,3}, PANG Fan¹ (1. School of Geomatics and Urban Spatial Information, Beijing University of Civil Engineering and Architecture, Beijing 102616, China; 2. Key Laboratory for Urban Geomatics of National Administration of Surveying, Mapping and Geoinformation, Beijing 102616, China; 3. Beijing Key Laboratory for Architectural Heritage Fine Reconstruction & Health Monitoring, Beijing 102616, China)



作者简介: 危双丰(1979—), 男, 湖北天门人, 副教授, 博士, 主要研究方向为室内三维重建与导航应用。

E-mail: weishuangfeng@bucea.edu.cn

收稿日期: 2017-11-28

基金项目: 国家自然科学基金项目(41601409); 北京市自然科学基金项目(8172016)

通信作者: 赵江洪 副教授 E-mail: zhaojiangh@bucea.edu.cn

0 引言

随着智慧城市、文物保护、灾害应急响应、室内导航、虚拟现实等对室内精细化 3D 模型的需求越来越多, 如何快速有效地获取室内 3D 精细化模型成为了研究热点。近年来, 针对室内 3D 重建, 出现了以 3D 激光扫描技术和近景摄影测量技术为主的测量手段。相比较而言, 3D 激光扫描技术效率更高^[1]。然而, 由于传统静态 3D 激光扫描技术不能实时快速地进行整体 3D 重建, 所需工作量仍然较大。随着同步定位与地图构建(simulta-

neous localization and mapping, SLAM) 技术日趋成熟, 室内 3D 实时快速重建成为可能。本文从室内 3D 重建角度, 对 SLAM 方法进行综述。

1 SLAM 研究现状

SLAM 是指携带传感器的运动物体, 在运动过程中实现自身定位, 并以适当的方式对周围环境进行同步建图的过程^[2]。文献 [3] 称 SLAM 问题在 1986—2004 年这个阶段被称为“古典时代”(class age), 这一阶段主要将概率公式引入 SLAM 问题中, 使得 SLAM 问题在理论上更为严谨。主要理论方法包括扩展卡尔曼滤波器(extended kalman filters, EKF^[4])、RaoBlackwellised 粒子滤波和最大似然估计等。2004—2015 这一阶段称作算法分析时代(algorithmic-analysis age), 主要包括对 SLAM 算法基础性质如可观测性、收敛性和一致性等的研究, 同时在提高 SLAM 效率上的稀疏性解法取得进展。当前这个阶段称为鲁棒性时代(robust age), 让现有框架能够成功处理动态形变, 有遮挡、光照变化等场景。目前 SLAM 技术基于两大类传感器, 激光传感器和视觉传感器, 激光传感器分为 2D 激光扫描器和 3D 激光扫描器, 视觉传感器分为单目视觉和双目视觉以及新兴的 RGB-D(red green blue-depth camera)深度相机。

典型 SLAM 主要由前端里程计、后端非线性优化、回环检测、建图 4 个模块构成(图 1)。前端里程计(front end odometry)主要计算相邻时间内传感器的运动关系, 从而解算运动轨迹。基于视觉传感器的前端里程计算法采用直接法或特征点法获得相邻两帧图像间的运动关系, 文献 [5-8] 对视觉 SLAM 进行了较全面的综述; 基于激光传感器的前端里程计采用迭代最近点(iterative closest point, ICP)及其变种算法^[9-13]估算传感器相邻时间的增量运动。后端优化(optimization)是对初始计算结果进行优化获得最优解生成统一轨迹和地图。回环检测(loop closure detection)主要解决随着时间增加误差积累问题, 搭载传感器的平台在移动一段时间后又回到起点或者到达之前经过的某点, 进行误差检测和改正。建图(mapping)实质是运动过程对环境的描述, 所构建地图形式分为度量地图和拓扑地图。度量地图分为稀疏地图和稠密地图, 稀疏地图对环境进行了一定的抽象表达, 不能表达周围环境所有信息, 通常用于快速定位与导航, 具有较快的计算能力; 稠密地图分为二维(2D)和三维(3D), 2D 稠密地图由一定分

分辨率的小格子组成, 3D 稠密地图则由一定分辨率的方块或 3D 点云构成, 主要用于三维重建。拓扑地图由节点和边两种元素组成, 主要表达地图元素之间的连通性。

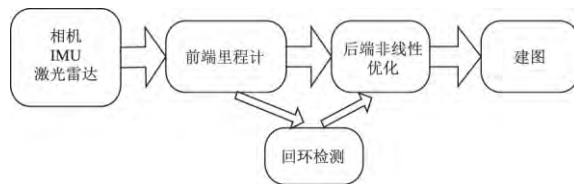


图 1 典型 SLAM 框架

Fig 1 Typical SLAM Framework

本文对 SLAM 所涉及 4 个模块的核心算法进行了总结(图 2)。目前 SLAM 研究重点主要放在后端优化上, 主要算法有粒子滤波、图优化、最小二乘滤波等优化算法。由于最小二乘滤波算法(如滑动窗口滤波器^[14]或 Kalman 滤波器及其变体^[4,15-16])简单并能够进行实时计算, 曾被广泛采用。该方法基于两个假设: ①系统运动方程是线性或局部线性; ②测量噪声服从高斯分布。基于该方法, 将 SLAM 后端优化理解为一组高斯随机变量的线性变换操作(这些随机变量由均值向量和协方差矩阵表示), 最小二乘滤波器随着建图规模增大, 协方差矩阵会呈指数增长, 这对于实时解算很不利, 且大多数 SLAM 系统都不满足上述两种假设, 求解精度差。为此, 文献 [17-19] 成功将粒子滤波器应用到 SLAM 后端优化中, 使用蒙特卡罗方法从一群离散粒子中估计变量, 成功应用于 2D 和 3D 网格图中。粒子滤波器^[17-19]对非线性问题具有很好的鲁棒性, 但存在维度增长过快的问题, 无法进行实时大规模建图。最近非线性图优化方法^[20-21]成为了主流方案, 通过估计稀疏约束集的节点网络问题, 能够有效解决 SLAM 后端优化的问题。近年来, 非线性优化正逐渐取代传统滤波器, 成为 SLAM 中的主要处理手段, 当前出现了基于非线性优化方法的开源库(如 TO-RO(tree based network)^[21]和 g2o(a general framework for graph optimization)^[22])被成功应用于 SLAM 系统中。目前, 针对不同传感器和算法理论已经出现了多种 SLAM 方案(表 1), 其中 RGB-D-SLAM V2 是当前最为稳定有效的 SLAM 系统, 该系统整合了 SLAM 各项关键技术, 如图像特征、回环检测、点云渲染、图优化等, 是一个非常全面的 SLAM 系统, 但提取 SIFT(scale-invariant feature transform)特征和渲染点云, 消耗计算资源较大。

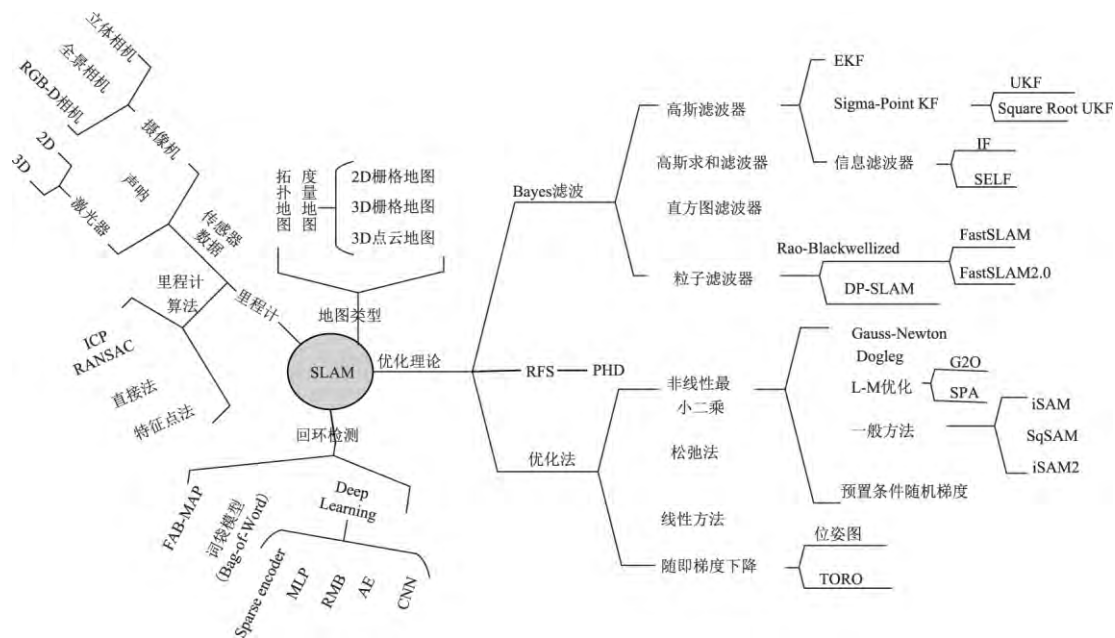


图 2 SLAM 各个模块主要算法

Fig 2 The Main Algorithms of SLAM Modules

表 1 不同传感器下 SLAM 方案

Tab 1 SLAM System with Different Sensors

方案名称	发布年份	传感器形式	特点
MonoSLAM ^[23]	2007	单目	首个实时视觉 SLAM，EKF+稀疏角点
PATM ^[24]	2007	单目	关键帧+BA，首次以优化为后端
DTAM ^[25]	2011	单目	直接法，单目稠密地图，需要 GPU
SVO ^[26]	2014	单目	稀疏直接法，仅 VO
DSO ^[27]	2016	单目	单目直接法，目前效果最好的直接法
LSD-SLAM ^[28]	2014	单目为主	直接法+半稠密地图
ORB-SLAM ^[29]	2015	单目为主	ORB 特征点云+三线程结构
ROVIO ^[30]	2015	单目+IMU	以 EKF 为主的 VIO
RTAB-MAP ^[31]	2013	双目/RGB-D	支持较大场景的实用 RGB-D SLAM
OKVIS ^[32]	2015	多目+IMU	以优化为主的关键帧 VIO
Gmapping ^[33]	2007	激光	经典的激光+粒子滤波 SLAM
Hector SLAM ^[34]	2011	激光	低运算量的激光 SLAM
Cartographer ^[35]	2016	激光	支持回环的激光方案
Kinect Fusion ^[36]	2011	RGB-D	RGB-D 在线重建经典工作
DVO ^[37]	2013	RGB-D	RGB-D 直接法，稠密地图
RGBD-SLAM ^[38]	2014	RGB-D	完整的 RGB-D 稠密地图
ElasticFusion ^[39]	2015	RGB-D	RGB-D 在线重建，显示效果较好

注：MonoSLAM：Monocular SLAM，单目视觉 SLAM；PATM：Parallel Tracking and Mapping，并行跟踪与建图；DTAM：Dense tracking and mapping，同步定位与稠密建图；SVO：Fast semi-direct monocular visual odometry，半稠密单目视觉里程计；DSO：Direct Sparse Odometry，基于直接法的里程计；LSD-SLAM：Large-Scale Direct Monocular SLAM，基于直接法的大尺度单目视觉同步定位与建图；ORB-SLAM：Oriented Brief SLAM，基于 ORB 特征点的同步定位与建图；ROVIO：Robust Visual Inertial Odometry 鲁棒的视觉-惯导里程计；RTAB-MAP：Real-Time Appearance-Based Mapping，基于图像相似性的实时建图；OKVIS：Open Keyframe-based Visual-Inertial SLAM，基于关键帧的视觉-惯导同步定位与建图；Gmapping：Grid Mapping，栅格地图；RGBD-SLAM V2：RGBD-SLAM Version 2，基于 RGB-D 深度相机的 SLAM 系统升级版。

随着 SLAM 技术日益成熟及应用范围的扩大,简单的 2D 地图和稀疏地图已不能满足需求,同时,随着 SLAM 算法的鲁棒性和精度的提高,使其在实时 3D 重建方面成为可能,下面分别从 3 种不同搭载平台及新型传感器 RGB-D 相机 SLAM 在实时室内 3D 重建技术和相关产品方面进行详细的介绍。

2 背包 SLAM

由于背包的便携性,并随着传感器及算法的发展,目前出现了多种不同传感器组合的背包 SLAM 系统^[40-46](表 2)。文献 [40] 针对 2D 激光扫描仪和惯性测量单元(inertial measurement units, IMU)组成的背包 SLAM 系统(图 3)提出了 4 种方法,分别为: $3 \times \text{ICP}$ 、 $2 \times \text{ICP} + \text{IMU}$ 、 $1 \times$

$\text{ICP} + \text{planer}$ 、 $1 \times \text{ICP} + \text{IMU} + \text{planar}$ 。针对不同环境,4 种方法有着不同优势,但都是针对不同传感器数据进行求解,从而恢复运动过程中的六自由度,并未考虑传感器数据之间联系,没有设计回环检测算法,不适合大范围室内 3D 重建。文献 [41] 在基于激光和 IMU 结合算法^[40]进行定位的基础上,增加了改进的基于图像相似性的快速匹配法(fast appearance-based mapping, FAB-MAP)^[47]的回环检测算法,有效地消除了累积误差。但此方法整合的点云和渲染图像匹配效果不好,为改善点云和像素之间的匹配效果,本文通过使用基于图像特征点匹配的定位方法增加节点限制条件,使用 TORO 重新优化。但该系统没有对传感器数据进行滤波或相应的处理,生成的点云精度仍可进一步提高。

表 2 不同传感器下的背包 SLAM 方案

Tab 2 Backpack SLAM Scheme Under Different Sensors

作者	传感器形式	特点
Chen ^[40]	2DLaser/IMU/Camera	ICP 算法+IMU 角度信息
Timothy Liu ^[41]	2D laser/IMU/Camera	支持改进的 FAB-MAP 回环检测
Hesch J, et al ^[42]	2D laser/IMU	EKF + ICP
Nicholas Corso ^[44]	2D laser/IMU/Camera	RBPF+基于 2D 栅格图的回环检测+自动剔除噪声点的扫描匹配
Nicholas Corso ^[45]	2D laser/IMU/Camera	RBPF+紧耦合 EKF+自动楼层检测
Andreas Nüchter ^[46]	2D laser/3D laser	2D TSDSlam + 半刚性匹配算法
Andreas Nüchter ^[48]	2D laser/3D laser/IMU	Hector SLAM+半刚性匹配算法

注: RBPF: Rao-Blackwellised Particle Filtering, Rao-Blackwellised 粒子滤波; 2D TSD SLAM: 2D Truncated Signed Distances(TSD) SLAM, 基于截断符号距离法的 2 维同步定位与绘图。

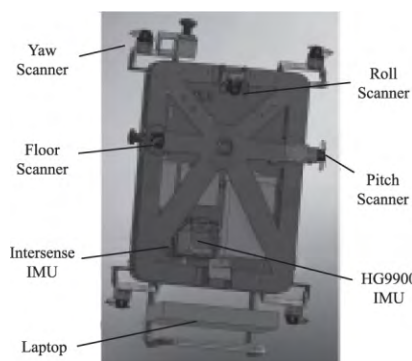


图 3 背包 CAD 模型

Fig 3 CAD Model of the Backpack System

文献 [42] 添加了滤波算法,用 EKF 方法融合 IMU 和 2D 激光扫描仪的数据解算人和周围环境的位姿。该系统使用 IMU 测量获得姿态的估计值,并根据建筑物正交结构将扫描数据进行线-面匹配,能够高效快速地初始化和估计地图点。文献 [43] 使用相同的传感器(IMU 和 LRF(laser

range finder),将这两个硬件安装在弹簧末端,在人运动过程中,弹簧系统在摆动进行扫描匹配,通过使用扫描匹配算法,进行一体化匹配。该系统能够获得较大的视角,但要对弹簧摆动和弹簧性能进行研究,增加了该算法的复杂性。

由于室内存在大量相似场景,基于传统光学图像相似性的回环检测算法容易造成大量的错误回环检测,针对这一弊端,文献 [44] 使用已生成的 2D 栅格地图检测当前扫描位置,并使用几何重叠的数量和复杂度两个指标剔除错误的回环检测提高了系统整体精度。本文利用分段遗传扫描匹配算法(fractional genetic scan matching)在扫描过程中自动去除噪声点,有效去除了人走路特性带来的点云噪声,提高了匹配算法的收敛性(图 4),背包 CAD 模型如图 5。然而,采用的 2D 栅格地图的回环检测无法适用于多层建筑;翻滚角(roll)和仰俯角(pitch)完全依赖 IMU 数据,

IMU 对运动轨迹有直接影响；另外，该算法没有对丰富的图像信息加以有效利用。为此，文献 [45] 对系统进行了改进(图 6)，设计一个紧耦合的 EKF 估计器，通过融合激光点云数据、IMU 数据和图像获得更精确的运动轨迹。该系统在非平面环境下不会造成精度损失。基于气压计数据，本文首次提出楼层自动检测算法，自动检测 3D 重建所在楼层，算法流程如图 7。总之，该款背包 SLAM 系统是一个算法上较为完备的系统，但是整体 3D 点云精度仍需要继续提高。本文可利用相机数据首先

生成稀疏 3D 点云，然后作为新的数据源融合 EKF 框架，提高 3D 重建精度。

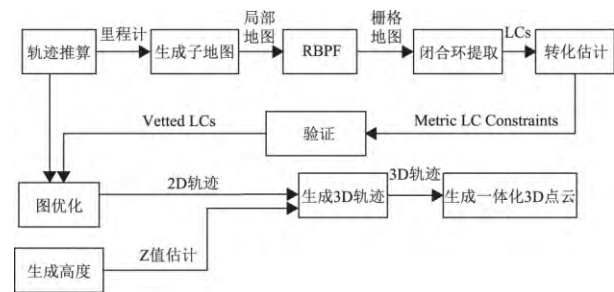


图 4 背包系统算法流程^[44]

Fig 4 Algorithm Flow Chart of Backpack System^[44]

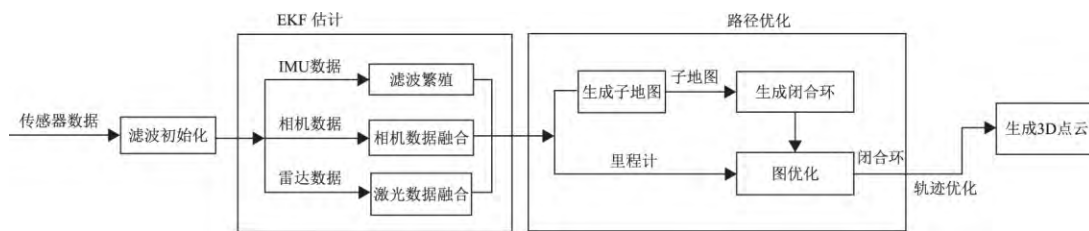


图 5 背包 CAD 系统算法流程^[45]

Fig 5 Algorithm Flow Chart of CAD Backpack System^[45]

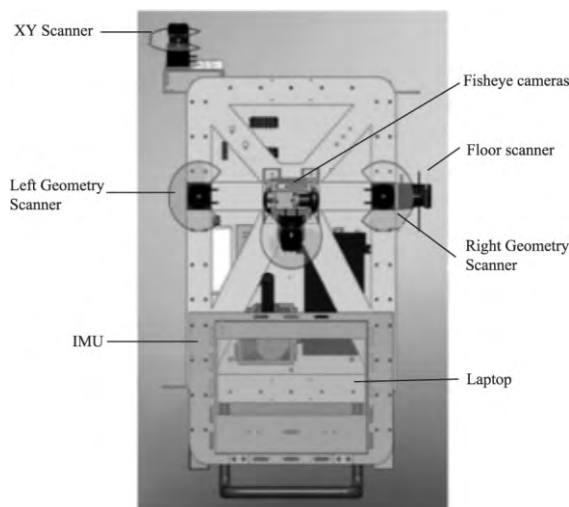


图 6 背包 CAD 模型(第一代)

Fig 6 CAD Model of the Backpack System(One Generation)

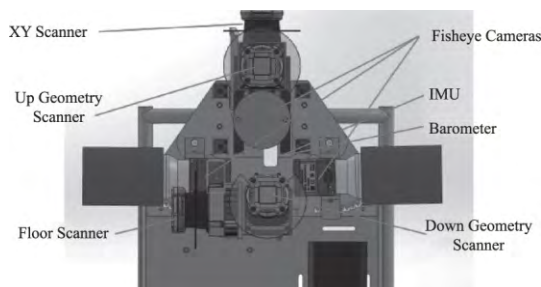


图 7 背包 CAD 模型(第二代)

Fig 7 CAD Model of the Backpack System(Second Generation)

为了克服基于 2D 激光扫描仪的背包 SLAM 系

统对室内 2.5D 环境的假设，文献 [46] 首次将 3D 激光扫描仪应用到背包系统中(图 8)。针对机器人操作系统(robotic operating system, ROS)^[49]记录时间离散化的特点，本文设计了半刚性匹配算法(semi-rigid registration algorithm, SRA)，可对轨迹进行全局优化。该系统使用 ROS 操作系统中的 2D SLAM 节点输出位姿结果，参与解算半刚性匹配算法生成一体化 3D 点云(图 9)，适用于更复杂的室内环境。文献 [48] 对该系统进行了改进，增加了 IMU 传感器，使用 Hector SLAM^[34]系统处理 2D 激光扫描仪数据生成初始轨迹(图 10)，



图 8 背包系统图像

Fig 8 Images of the Backpack System

并对生成的轨迹进行精度验证。实验结果显示, 正常情况下, 绝对轨迹中误差在 0.1~0.15 m。该系统能够在 2D SLAM 算法出现错误的情况下通过

半刚性匹配算法较好地匹配 3D 点云, 具有较好的鲁棒性。由于 3D 激光扫描仪较为昂贵, 目前在背包 SLAM 系统中应用较少。

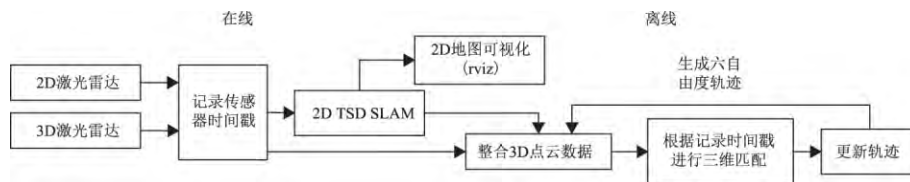


图 9 SRA 背包系统算法流程^[49]

Fig 9 Algorithm Flow Chart of SRA Backpack System^[49]

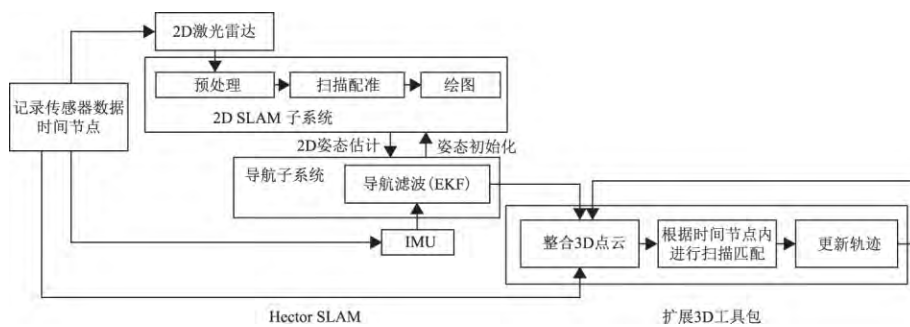


图 10 Hector 背包系统算法框架^[48]

Fig 10 Algorithm Flow Chart of Hector Backpack System^[48]

基于移动背包测量理论, 我国已有可用于市场化的产品, 如欧思徕(北京)智能科技有限公司出的一款 3D SLAM^[50-51], 中海达公司第二代 iScan-P^[52]、Leica 公司移动背包测量系统^[53]、北京数字绿土科技有限公司 LiBackpack^[54]等移动背包产品都能够达到厘米级测量精度。总体来看, 当前的背包 SLAM 系统并不成熟, 仍处在发展阶段, 算法和硬件的结合都在经历不断改进和优化的过程, 效率和精度仍然有待提高。

3 推车 SLAM

文献 [55-56] 开发的推车 SLAM 系统(图 11), 使用 Gmapping 算法^[33], 融合垂直放置的 2D 激光扫描仪获取室内 3D 信息, Gmapping 算法中融合了高精度车轮测距信息, 实验结果显示, 位姿误差在 2 cm 以内。文献 [57] 设计了一款基于 3 个互相正交的 2D 激光扫描仪的推车 SLAM 系统(图 12(a)), 两个蓝色激光头用于数据采集, 上端红色激光头采集的数据用于进行 2D SLAM。该系统配备触摸显示屏(图 12(b)), 可供用户查看实时扫描区域, 检查扫描状态。实验结果为点云误差在 3 cm 之内。文献 [58] 设计了一款室内多传感器数据采集系统(图 13), 该系统使用 ROS 作为操作系统, 其中水平放置的 2D 激光扫描仪使用 Hector SLAM^[34]算法解算位姿, 假定翻滚角和俯仰角为零, 高程为常数。系统对垂直放置的

2D 激光扫描仪采集到的数据和路径轨迹按照时间节点进行匹配生成统一的 3D 点云模型, 系统没有设计回环检测算法, 无法消除累计误差。系统轨迹漂移率低于 3%, 点云中误差低于 10 cm。目前国内的推车 SLAM 产品都具有不错的性能, 如立得空间信息股份公司的推车产品由全景相机和两个 2D 激光扫描仪组成, 测量精度达为 10 cm^[59], 北京华泰天宇的 IMS 3D 推车系统可实现厘米级的精度^[60]。



图 11 推车系统照片

Fig 11 Images of Cat System

基于推车平台的 SLAM 系统有两个特点: ①可充分利用车轮的测距信息; ②主要应用于平坦的室

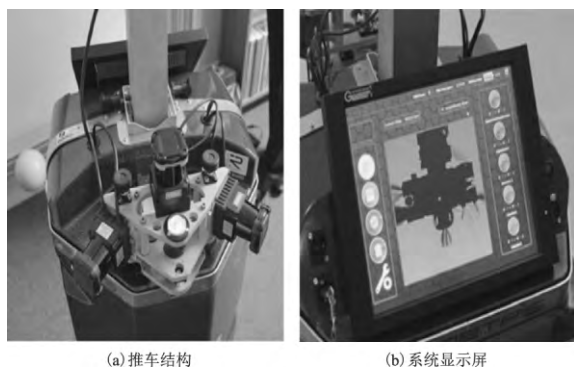


图 12 i-MMS 系统
Fig 12 i-MMS System



图 13 室内多传感器获取系统
Fig 13 Indoor Multi-Sensor Acquisition System

内环境。基于上述两个特点使得推车 SLAM 系统对点云匹配算法的复杂性要求较低, 且容易取得较为精确的室内 3D 点云, 但同时基于推车的 SLAM 系统, 无法在不平坦的室内环境或多楼层间进行 3D 重建。

4 无人机 SLAM

鉴于微型无人机的尺寸小、机动性强和悬停能力的特性, 使其在无人环境中的室内 3D 重建中将成为理想的平台, 但其有限的载重和高机动性也向其计算能力和搭载传感器的数量提出了挑战。文献 [61-62] 基于单目相机和 IMU 传感器设计了微型飞行器导航算法。该系统首先 EKF 框架融合相邻两帧图像的光流和 IMU 数据求解飞行器速度, 能够实时解算飞行器的状态, 由于计算能力的限制, 未涉及对场景的 3D 重建。

文献 [63] 对微型无人机 SLAM 技术进行了深

入的研究, 提出了基于不同传感器的 3 种无人机 SLAM 方案。

1) 以 2D 激光扫描器为主要传感器的无人机平台(图 14)。通过 ICP 算法进行 2D 位姿解算, 使用 Kalman 滤波融合 IMU 和重定向的激光扫描数据(指向天花板和地面的点云数据)进行高度解算, 然后使用 EKF 算法融合 2D 姿态、高度和 IMU 数据恢复六自由度。该系统采用基于视觉的回环检测, 最后使用批量式图优化法(batch graph optimization^[64])进行优化, SLAM 模块以一个很低的频率单独运行, 在保证精度情况下尽量减少计算量(图 15), 适用于规则的室内环境。

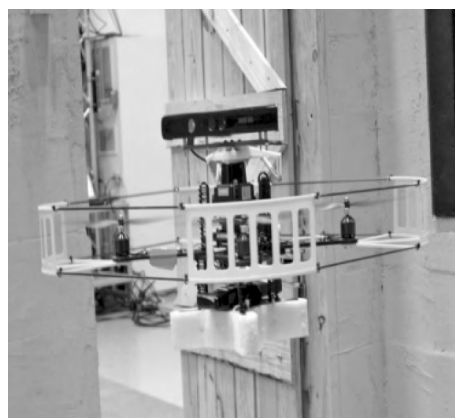


图 14 MAV SLAM 系统(以激光传感器为主)
Fig 14 MAV SLAM System(Major in Laser Sensor)

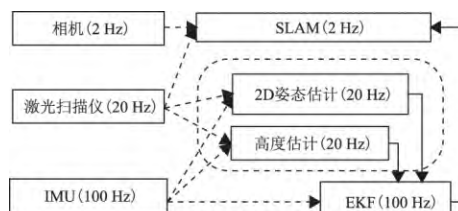


图 15 基于激光主要传感器的算法框架图
Fig 15 Framework Diagram of the Algorithm based on the Main Laser Sensor

2) 基于相机为主传感器的系统设计能够放松 2.5D 环境的假设, 硬件系统由两个相机(分为主相机和辅助相机)和一个 IMU 组成(图 16)。基于硬件开发了单目-立体像对松耦合法(loosely-coupled, combined monocular-stereo approach), 如图 17。主相机为广角相机以高频率运行, 用于解算姿态和生成局部地图, 辅助相机为单目相机的补充, 以低频率运行用于和主相机结合形成立体像对恢复场景尺度。将视觉系统解算出位姿数据和 IMU 数据进行 UKF(unscented Kalman filter)^[65] 求解, 该方案主要受环境纹理信息以及光照条件限制较大。



图 16 MAV SLAM 系统(以相机为主)

Fig 16 MAV SLAM System(Major in Camera)

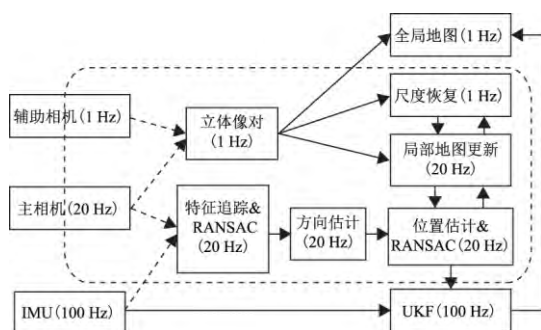


图 17 基于相机主要传感器的算法框架图

Fig 17 Framework Diagram of the Algorithm Based on the Main Camera

3)为提高系统鲁棒性,文献[66]设计了多传感器融合方法,该方案融合之前无人机状态向量和相对测量数据生成一个增强的状态向量,参与UKF算法框架进行松耦合解算。计算能力的限制使该系统需要外部模块的支持,且无法对传感器数据以紧耦合方式进行融合,因此整体精度受限,其硬件集成及算法框架如图18、图19所示。



图 18 MAV SLAM 系统(多传感器融合)

Fig 18 MAV SLAM System(Multi-Sensor Fusion)

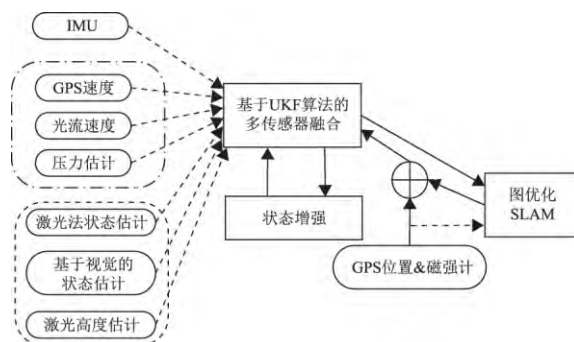


图 19 基于混合传感器的算法框架图

(虚线框为绝对测量数据点框为相对测量数据)

Fig 19 Setup of the Multi-Sensor MAV Platform

(Absolute Sensors are Grouped by Dashed Box, while Relative Sensors are Grouped by Dotted Box)

5 深度相机 SLAM

深度(RGB-D)相机采用的是主动测量原理,不受光照和纹理限制,且不存在单目相机尺度不确定性问题,因此相对普通相机比较容易进行稠密建图。随着 RGB-D 相机的流行,基于 RGB-D 相机传感器出现了大量实时 3D 重建方案。文献[36]首次实现基于 RGB-D 实时 3D 重建。该系统使用 TSDF^[67]模型重建 3D 模型,由于没有设计回环检测算法,存在轨迹漂移问题,适合固定小场景 3D 重建。文献[68]是 KinectFusion 的升级,位姿估计结合了 ICP 和直接法,使用 GPU 实现,位姿估计的精度鲁棒性相对于上一代都有很大提升。该系统使用 TSDF 模型重建 3D 模型且融合了回环检测和回环优化,适合做大场景 3D 重建。该系统未对全局进行整体优化,且使用 TSDF 模型进行 3D 重建非常消耗显存。为解决 TSDF 模型显存消耗的问题,文献[69]使用 VoxelHashing 方式进行建模,建模时不是对整个空间都划分为等大小的网格,只是在场景表面周围划分为网格,模型更新速度快、内存资源消耗少。文献[38]主要采用 Pose graph 图优化,后端采用 g2o 库,是基于 RGB-D 相机完整的 SLAM 系统。

文献[70]首次实现非刚体 4D 重建,DynamicFusion 算法思路首先建立一个关键帧下的模型,之后变化的场景通过几何变换对应到该模型中。该算法中,随着场景增大,估算体翘曲场(growing warp field)将会变得越来越困难,最终 4D 重建导致失败,该系统不适合大场景下的非刚体 4D 重建。

文献[71]设计的 ElasticFusion 没有使用传统的基于位姿图的优化方式提高轨迹和 3D 重建精度,算法类似于 DynamicFusion 使用 non-rigid map

deformations方式提高位姿估计和 3D 重建精度, 适合房间大小 3D 场景重建。如何将该算法应用到大规模 3D 重建仍是要解决的问题。

文献 [72] 采用局部小块优化和全局优化解决漂移和回环检测问题, 使用 integration 和 de-integration 方式解决位姿优化后重建场景更新问题, 位姿优化和重建场景同时进行, 该算法鲁棒性较好, 但该算法存在图像序列增多效率下降的问题。

虽然 RGB-D 相机相比较传统相机有着很大的优势, 但也有其不足, 存在着测量距离短, 噪声大等缺点, 如 Kinect v2.0 可探测深度范围是 0.5~4.5 m, 深度值的误差在 3~5 cm。因此, 基于 RGB-D 的 SLAM 室内 3D 重建技术, 仍只适用于小范围场景和精度需求较低的场景。

6 发展趋势

综上所述, 背包 SLAM 系统由于人的行走特性, 使得算法设计复杂性更高, 但其相对推车 SLAM 系统有着很大的灵活性, 对室内环境要求较低, 能够在多楼层之间进行一体化 3D 重建, 因此其被关注和研究的程度最高。推车 SLAM 系统一般用于较为平坦的室内外环境, 其可充分利用车轮的测距信息, 因此绘图效果较好, 且算法并没有背包 SLAM 系统那样复杂, 但缺点是其灵活性较差, 对环境适应能力较差。无人机 SLAM 系统侧重点在于导航和位姿估计, 而无法分配更多计算资源供后端优化实现高精度的 3D 重建。因此, 为了增强 3D 重建的精度, 大多采用离线处理或将数据实时传到高性能服务器上计算。深度相机 SLAM 系统适合于小范围室内 3D 重建, 可作为背包系统的补充。随着 RGB-D 深度相机的发展, 将会逐渐产生基于新型传感器融合的, 更加多样化的 SLAM 系统。基于上述对不同 SLAM 系统的优缺点分析, 本文认为以下几方面仍有待进一步研究。

1) 之前大多数 SLAM 3D 重建系统是基于某一特定传感器或某一环境假设设计的系统, 算法鲁棒性较差。因此, 目前大多系统设计正朝着多传感器数据融合方向发展, 通过各传感器间优势互补来提高精度和算法的鲁棒性。

2) 多传感器数据由于频率不同, 存在数据节点不一致的问题, 如何提高数据耦合程度和数据利用率也将是研究的方向。

3) 为解决多传感器数据处理计算量大的问题, 大多数方案不得不采用基于离线的后端优化来取得高精度重建结果。在保证精度下, 须对算法进行优

化或改进, 提高数据处理的速度, 使算法具有实时性。

4) 由于室内存在大量相似场景, 目前基于视觉的回环检测算法仍存在大量误匹配, 严重影响 3D 重建精度, 提高回环检测的精确性, 仍是需要解决的难题, 未来结合深度学习构建语义地图也将是提高 3D 建模精度的方向。

5) 目前算法基本上是基于静态环境 3D 重建, 如何拓展 SLAM 技术能够在动态 3D 环境中保持算法鲁棒性仍是未来要探索的方向和难点。

7 结束语

SLAM 室内快速三维重建是依赖硬件不断发展的技术, 目前, 虽然经历着快速发展, 但仍处于不成熟阶段。如何使用更加轻便的传感器在复杂室内环境实时地获得更加精确的室内 3D 模型, 是未来的研究方向。相信随着新型传感器的产生, 将会有更加鲁棒的算法随之产生, 并能快速获得更加精确的室内 3D 模型。

参考文献

- [1] 胡春梅, 王晏民. 地面激光雷达与近景摄影测量技术集成[M]. 北京: 测绘出版社, 2017: 1-20. (HU Chunmei, WANG Yanmin. Integration of ground lidar and close range photo grammetry [M]. Beijing: Surveying and Mapping Press, 2017: 1-20.)
- [2] DAVISON A J, REID I D, MOLTON N D, et al. Mono-SLAM: real-time single camera SLAM[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2007, 29(6): 1052.
- [3] CADENA C, CARLONE L, CARRILLO H, et al. Simultaneous localization and mapping: present, future, and the robust-perception age [J]. IEEE Transactions on Robotics, 2016, 32(6): 1309-1332.
- [4] JULIER S J, UHLMANN J K. New extension of the Kalman filter to nonlinear systems[J]. Signal Processing, Sensor Fusion, and Target Recognition VI 1997, 1997, 3068: 182-193.
- [5] 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. (LIANG Mingjie, MIN Huaqing, LUO Ronghua. Graph-based SLAM: a survey[J]. Robot, 2013, 35(4): 500-512.)
- [6] 刘浩敏, 章国锋, 鲍虎军. 基于单目视觉的同时定位与地图构建方法综述[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2016, 28(6): 855-868. (LIU Haomin, ZHANG Guofeng, BAO Hujun. A survey of monocular simultaneous localization and mapping [J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2016, 28(6): 855-868.)

- [7] 权美香,朴松昊,李国. 视觉 SLAM 综述[J]. 智能系统学报, 2016, 11(6): 768-776. (QUAN Meixiang, PU Songhao, LI Guo. An overview of visual SLAM[J]. CAAI Transactions on Intelligent Systems, 2016, 11(6): 768-776.)
- [8] 高翔. 视觉 SLAM 十四讲: 从理论到实践[M]. 北京: 电子工业出版社, 2017: 17-22. (GAO Xiang. Fourteen lectures on visual SLAM: from theory to practice[M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2017: 17-22.)
- [9] PHILLIPS J M, LIU R, TOMASI C. Outlier robust ICP for minimizing fractional RMSD [J]. Digital Identity Management, 2007, 606098: 427-434.
- [10] CENSI A. An ICP variant using a point-to-line metric [C] // IEEE International Conference on Robotics and Automation, Pasadena: IEEE, 2008: 19-25.
- [11] CHETVERIKOV D, SVIRKO D, STEPANOV D, et al. The trimmed iterative closest point algorithm [C] // International Conference on Pattern Recognition, Proceedings, Quebec: IEEE, 2002: 545-548.
- [12] POMERLEAU F, COLAS F, SIEGWART R, et al. Comparing ICP variants on real-world data sets [J]. Autonomous Robots, 2013, 34(3): 133-148.
- [13] LOW K L. Linear least-squares optimization for point-to-plane ICP surface registration [J]. Chapel Hill, 2004 (2): 1-3.
- [14] SIBLEY G, MATTHIES L, SUKHATME G. A sliding window filter for incremental SLAM [M] // Unifying Perspectives in Computational and Robot Vision. [S. l.] Springer US, 2008: 103-112.
- [15] WAN E, VAN R, MERWE D, et al. "The unscented Kalman filter for nonlinear estimation" in adaptive systems for signal processing, communications, and control symposium 2000: AS-SPCC [M]. [S. l.]: [s. n.], 2000: 153-158.
- [16] LEFFERTS E, MARKLEY F, SHUSTER M. Kalman filtering for spacecraft attitude estimation [J]. Journal of Guidance, Control, and Dynamics, 1982, 5(4): 536-542.
- [17] THRUN S, FOX D, BURGARD W, et al. Robust Monte Carlo localization for mobile robots [J]. Artificial Intelligence, 2001, 128(1/2): 99-141.
- [18] RISTIC B, ARULAMPALAM S, GORDON N. Beyond the kalman filter-particle filters for tracking applications [J]. IEEE Trans of Aerospace & Electronic Systems, 2003, 19(7): 37-38.
- [19] 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, Barcelona: IEEE, 2005: 2432-2437.
- [20] KÜMMERLE R, GRISETTI G, STRASDAT H, et al. G2o: A general framework for graph optimization [C] // IEEE International Conference on Robotics and Automation, Shanghai: IEEE, 2011: 3607-3613.
- [21] GRISETTI G, KUMMERLE R, STACHNISS C, et al. A tutorial on graph-based SLAM [J]. IEEE Intelligent Transportation Systems Magazine, 2011, 2(4): 31-43.
- [22] GRISETTI G, GRZONKA S, STACHNISS C, et al. Efficient estimation of accurate maximum likelihood maps in 3D [C] // IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, San Diego: IEEE, 2007: 3472-3478.
- [23] DAVISON A J, REID I D, MOLTON N D, et al. MonoSLAM: real-time single camera SLAM [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2007, 29(6): 1052.
- [24] KLEIN G, MURRAY D. Parallel tracking and mapping for small AR workspaces [C] // IEEE and ACM International Symposium on Mixed and Augmented Reality, Nara: IEEE Computer Society, 2007: 1-10.
- [25] NEWCOMBE R A, LOVEGROVE S J, DAVISON A J. DTAM: dense tracking and mapping in real-time [C] // IEEE International Conference on Computer Vision, Barcelona: IEEE, 2011: 2320-2327.
- [26] FORSTER C, PIZZOLI M, SCARAMUZZA D. SVO: fast semi-direct monocular visual odometry [C] // IEEE International Conference on Robotics and Automation, Hong Kong: IEEE, 2014: 15-22.
- [27] ENGEL J, KOLTUN V, CREMERS D. Direct sparse odometry [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2017(99): 1.
- [28] ENGEL J, SCHÖPS T, CREMERS D. LSD-SLAM: large-scale direct monocular SLAM [C] // Computer Vision-ECCV 2014. [S. l.]: [s. n.], 2014: 834-849.
- [29] MUR-ARTAL R, MONTIEL J M, TARDÓS J D. ORB-SLAM: a versatile and accurate monocular SLAM system [J]. IEEE Transactions on Robotics, 2017, 31(5): 1147-1163.
- [30] BLOESCH M, OMARI S, HUTTER M, et al. Robust visual inertial odometry using a direct EKF-based approach [C] // IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, Hanburg: IEEE, 2015: 298-304.
- [31] LABBÉ M, MICHAUD F. Appearance-based loop closure detection for online large-scale and long-term operation [J]. IEEE Transactions on Robotics, 2013, 29(3): 734-745.
- [32] LEUTENEGGER S, LYNEN S, BOSSE M. Keyframe-based visual-inertial odometry using nonlinear optimization

- tion[J]. International Journal of Robotics Research, 2015, 34(3): 314-334.
- [33] 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.
- [34] 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. Kyoto: IEEE, 2011: 155-160.
- [35] HESS W, KOHLER D, RAPP H, et al. Real-time loop closure in 2D LIDAR SLAM[C]// IEEE International Conference on Robotics and Automation. Stockholm: IEEE, 2016: 1271-1278.
- [36] NEWCOMBE R A, IZADI S, HILLIGES O, et al. Kinect Fusion: real-time dense surface mapping and tracking[C]// IEEE International Symposium on Mixed and Augmented Reality. Basel: IEEE, 2012: 127-136.
- [37] KERL C, STURM J, CREMERS D. Dense visual SLAM for RGB-D cameras[C]// IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Tokyo: IEEE, 2014: 2100-2106.
- [38] ENDRES F, HESS J, STURM J, et al. 3-D mapping With an RGB-D camera[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2017, 30(1): 177-187.
- [39] WHELAN T, LEUTENEGGER S, MORENO R S, et al. ElasticFusion: dense SLAM without a pose graph [C]// Robotics: Science and Systems, 2015.
- [40] CHEN G, KUA J, SHUM S, et al. Indoor localization algorithms for a human-operated backpack [EB/OL]. [2017-11-27]. http://wwwvideo.eecs.berkeley.edu/papers/gchen/gchen_3dpvt2010.pdf.
- [41] FANG H, FANG K. Indoor localization and visualization using a human-operated backpack system[C]// International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation. [S. l.]: IEEE, 2010: 1-10.
- [42] HESCH J, MIRZAEI F, MARIOTTINI G, et al. A laser-aided inertial navigation system(L-INS) for human localization in unknown indoor environments[C]// In Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation. Anchorage, AK: IEEE, 2010.
- [43] BOSSE M, ZLOT R, FLICK P. Zebedee: design of a spring-mounter 3-D range sensor with application to mobile mapping[J]. IEEE Trans. Robot. 2012, 28(5): 1104-1119.
- [44] CORSO N, ZAKHOR A. Indoor localization algorithms for an ambulatory human operated 3D mobile mapping system[J]. Remote Sensing, 2013, 5(12): 6611-6646.
- [45] CORSO N. Sensor fusion and online calibration of an ambulatory backpack system for indoor mobile mapping [D]. California: Electrical Engineering and Computer Sciences University of California, 2016: 32-160.
- [46] NÜCHTER A, BORRMANN D, ELSEBERG J, et al. A backpack-mounted 3D mobile scanning system [EB/OL]. [2017-11-27]. https://www.researchgate.net/publication/284803586_A_backpack-mounted_3D_mobile_scanning_system.
- [47] CUMMINS M J, NEWMAN P M. FAB-MAP: probabilistic localization and mapping in the space of appearance [J]. International Journal of Robotics Research, 2008, 27(6): 647-665.
- [48] LAUTERBACH H, BORRMANN D, HEB R, et al. Evaluation of a backpack-mounted 3D mobile scanning system[J]. Remote Sensing, 2015, 7(10): 13753-13781.
- [49] QUIGLEY M, CONLEY K, GERKEY B P, et al. ROS: an open-source robot operating system [C]// ICRA Workshop on Open Source Software. [S. l.]: [s. n.], 2009.
- [50] 佚名. 3D SLAM 激光背包测绘机器人 [EB/OL]. [2017-11-27]. http://www.oslamtec.com/?page_id=881.
- [51] 黄鹤, 王柳, 姜斌, 等. 3D SLAM 激光影像背包测绘机器人精度验证[J]. 测绘通报, 2016(12): 68-73 (HUANG He, WANG Liu, JIANG Bin, et al. Precision verification of 3D SLAM backpacked mobile mapping robot[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2016(12): 68-73.)
- [52] 余建伟, 张攀攀, 翁国康, 等. 中海达 iScan-P 便携式移动三维激光测量系统概述 [J]. 测绘通报, 2015(3): 000140-141. (YU Jianwei, ZHANG Panpan, WENG Guokang. Overview of iScan-P portable portable 3D laser measurement system[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2015(3): 140-141.)
- [53] HEXAGON. Leica pegasus: backpack wearable mobile mapping solution [EB/OL]. [2017-11-27]. <http://leica-geosystems.com/products/mobile-sensor-platforms/capture-platforms/leica-pegasus-backpack#7d04bfcec2704671b8eee0cf4dd1e632>.
- [54] LiBackpack室内外一体化的激光雷达扫描系统 [EB/OL]. (2017-11-12) [2017-11-29]. <http://www.lidar360.com/archives/3093.html>.
- [55] HUITL R, SCHROTH G, HILSENBECK S, et al. TUMindoor: an extensive image and point cloud dataset for visual indoor localization and mapping [C]// IEEE International Conference on Image Processing. Orlando: IEEE, 2013: 1773-1776.
- [56] SCHROTH G, HUITL R, CHEN D, et al. Mobile visual location recognition[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2011, 28(4): 77-89.
- [57] THOMSON C, APOSTOLOPOULOS G, BACKES D, et al. Mobile laser scanning for indoor modelling [J]. ISPRS Ann. Photogramm. Remote Sens. Spatial Inf. Sci. 2013, II-5/W2(1): 289-293.

- [58] JULIA A, CLAUDIO S V, FAUSTINO P C, et al. Indoor multi-sensor acquisition system for projects on energy renovation of buildings [J]. *Sensors*, 2016, 16(6).
- [59] IMMS-室内推车式移动测量系统[EB/OL]. (2016-04-17) [2017-11-29]. <http://www.leador.com.cn/contents/119/1074.html>.
- [60] Wintech-华泰天宇. iMS3D 室内移动三维扫描仪[EB/OL]. [2017-11-27]. http://www.wtechgnss.com/pd.jsp?id=33#_pp=103_323.
- [61] WEISS S, ACHTELIK M W, LYNEN S, et al. Real-time onboard visual-inertial state estimation and self-calibration of MAVs in unknown environments[C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation, Saint Paul; IEEE, 2012; 957-964.
- [62] ACHTELIK M, WEISS S, SIEGWART R, et al. Onboard IMU and monocular vision based control for MAVs in unknown in-and outdoor environments[C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation, Shanghai; IEEE, 2011; 3056-3063.
- [63] SHEN S. Autonomous navigation in complex indoor and outdoor environments with micro aerial vehicles[D]. Philadelphia: University of Pennsylvania, 2014; 24-80.
- [64] DELLAERT F, KAESSE M. Square root SAM: simultaneous localization and mapping via square root information smoothing[M]. Pittsburgh, PA: Sage Publications, 2006; 1181-1204.
- [65] JULIER S J, UHLMANN J K. A new extension of the Kalman filter to nonlinear systems[J]. *Proc of SPIE*, 1997, 3068(7); 182-193.
- [66] ROUMELIOTIS S I, BURDICK J W. Stochastic cloning: a generalized framework for processing relative state measurements[C]//IEEE International Conference on Robotics & Automation, Washington DC; IEEE, 2002; 1788-1795.
- [67] CURLESS B, LEVOY M. A volumetric method for building complex models from range images[C]//Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques, New York; ACM, 1996; 303-312.
- [68] WHELAN T, KAESSE M, FALLON M, et al. Kinectfusion: spatially extended kinectfusion [J]. *Robotics & Autonomous Systems*, 2012, 69(C); 3-14.
- [69] NIEBNER M, IZADI S, STAMMINGER M. Real-time 3D reconstruction at scale using voxel hashing[J]. *Acm Transactions on Graphics*, 2013, 32(6); 1-11.
- [70] NEWCOMBE R A, FOX D, SEITZ S M. Dynamicfusion: reconstruction and tracking of non-rigid scenes in real-time[C]//Computer Vision and Pattern Recognition, Boston; IEEE, 2015; 343-352.
- [71] WHELAN T, SALAS-MORENO R F, GLOCKER B, et al. Elastic fusion[J]. *International Journal of Robotics Research*, 2016, 35(14); 1697-1716.
- [72] DAI A, IZADI S, THEOBALT C. BundleFusion: real-time globally consistent 3D reconstruction using on-the-fly surface re-integration [J]. *Acm Transactions on Graphics*, 2017, 36(4); 76.

(责任编辑:邓国臣)

《测绘科学》编辑部版权声明

本刊已许可中国学术期刊(光盘版)电子杂志社在中国知网及其系列数据库产品中以数字化方式复制、汇编、翻译、发行、信息网络传播本刊全文。

《测绘科学》已入选《中国学术期刊(光盘版)》电子杂志社有限公司和同方知网(北京)技术有限公司主办的“中文精品科技学术期刊外文版数字出版工程”(英文简称CEAJ(FV)-ST),其所录用的文章经CEAJ(FV)-ST评审通过后,择优由CEAJ(FV)-ST负责该文章的多语种翻译,在全球范围内出版发行其译文版、中英文对照版等相关合作事宜。翻译费用由CEAJ(FV)-ST或期刊编辑部承担。

著作权使用费(包括翻译后的著作权使用费)与本刊稿酬一并支付。作者向本刊提交文章发表的行为即视为同意上述声明。