

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2209711

基于轻量化智能的多机协同 SLAM 系统*

陈昌川¹, 全锐杨¹, 张 谦², 夏佩敏³, 乔 飞²

(1. 重庆邮电大学通信与信息工程学院 重庆 400065; 2. 清华大学电子工程系 北京 100084;
3. 北京交通大学软件学院 北京 100091)

摘 要: 视觉多机协同即时定位与地图构建(SLAM)主要以相机作为传感器,并通过多机器人合作实现定位与建图。然而,在面对复杂环境时前端计算量过大,易导致整体系统精度不理想。启发于 REVO 和 SVO 算法的轻量化特点,提出一种基于轻量化智能的多机协同 SLAM 系统,旨在降低前端计算资源的同时提升系统可扩展性。提出改进 REVO 算法—L-REVO,通过轻量化改进实现前端实时运行;将 L-REVO 融合 CCMSLAM 系统后端,提出一种完整的多机协同 SLAM 架构;调整前端传感器和算法,分别验证前端为同构或异构时对系统性能的影响。在公开数据集 TUM 上,相比 CCMSLAM 系统,该系统两种模式下定位精度分别提高了 59.4% 和 31.6%,能效比提升了 8 倍。最后,将该系统用于室内场景实验,前端功耗仅 1.43 W,验证了所提系统的可行性和有效性。

关键词: 多机协同;轻量化;可扩展性;定位精度

中图分类号: TP242 TH74 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.80

Lightweight intelligence-based multi-machine collaborative SLAM system

Chen Changchuan¹, Quan Ruiyang¹, Zhang Qian², Xia Peimin³, Qiao Fei²

(1. School of Communication and Information Engineering, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China; 2. Department of Electronic Engineering, Tsinghua University, Beijing 100084, China; 3. School of Software, Beijing Jiaotong University, Beijing 100091, China)

Abstract: Vision multi-robot cooperative SLAM mainly uses cameras as sensors and achieves localization and map building through multi-robot cooperation. However, the front-end computation is too large in the face of complex environments, which tends to lead to unsatisfactory overall system accuracy. Inspired by the lightweight features of REVO and SVO algorithms, this article proposes a multi-robot cooperative SLAM system based on lightweight intelligence, aiming to reduce front-end computational resources while improving system scalability. This article proposes an improved REVO algorithm—L-REVO to realize the front-end real-time operation through lightweight improvement; fusing L-REVO with the back-end of CCMSLAM system to propose a complete multi-machine collaborative SLAM architecture; adjusting the front-end sensors and algorithms to verify the impact on system performance when the front-end is homogeneous or heterogeneous, respectively. On the public dataset TUM, the system improves the localization accuracy by 59.4% and 31.6% in both modes, respectively, and the energy efficiency ratio by 8 times compared with the CCMSLAM system. Finally, the system is used for indoor scenario experiments with a front-end power consumption of only 1.43 W, which verifies the feasibility and effectiveness of the proposed system.

Keywords: multi-machine collaboration; lightweight; scalability; positioning accuracy

收稿日期:2022-04-29 Received Date: 2022-04-29

* 基金项目:国家自然科学基金重点项目(92164203)、重庆市研究生教育教学改革研究重点项目(yjg192019)、清华大学-宁夏银川水联网数字治水联合研究院基金(SKL-IOW-2020TC2003)项目资助

0 引言

即时定位与地图构建(simultaneous localization and mapping, SLAM)是智能移动机器人领域的热点研究内容,其中多机视觉协同 SLAM 以多机器人系统架构为基础,为系统内每个单机器人搭载相机等传感器^[1-3]分配任务,利用多机通信使得机器人之间相互协调配合,共同完成复杂场景下的定位建图需求^[4],相对于单机器人 SLAM 具有较强的灵活性和适应性。近年来,各种机器人间的合作显著增加,多机器人系统被广泛应用于医疗保健、仓储物流、交通系统等领域^[5-7]。

目前,主流的多机系统架构包括集中式^[8]和分布式^[9]。集中式通常采取服务端和客户端模式,成本低、执行效率高的单机器人客户端通过局域网或移动网络传输自身获取的环境信息给算力较高的中央服务端,服务端根据系统中所有单机器人观测到的环境信息构建全局地图。Coslam^[10]采用相机之间的特征匹配和地图构建实现同一组内相机之间的协作,但是因所有相机的图像采用实时发送共享的形式,易导致通信负载过大。为了解决这个问题,C2tam^[11]提出在每个终端构建局部地图时,只将提取的关键帧发送至云端,在识别到相同位置时进行地图融合。

在分布式系统中,每个机器人在建立自身局部地图的同时,还可以与系统中其他机器人进行数据通信。在通信过程中,选择算力较强的单机器人来融合系统中其他机器人的局部地图,从而生成全局地图^[12]。DDF^[13]提出一种全分布式 SLAM 系统,每个终端都搭载完整的 SLAM 系统,并与其他终端共享本地地图,但期间占用了较多计算和通信资源,而且由于每个终端只能访问部分局部信息,易受误匹配的影响。熊智等^[14]利用惯性传感器,并结合分布式滤波框架,有效降低了协同定位算法的计算量和复杂度。

结合上述集中式和分布式工作,Schmuck 等^[15]提出 CCMSLAM 多机器人协同 SLAM 框架,单机器人子端仅保留基本的视觉里程计(visual odometer, VO),以保证能够在环境中独立的建图和定位,通过无线网络通信将所建立的地图信息发送至服务器端,由服务器存储管理每个单机器人子端的历史地图信息,并完成相对位姿确定、地图融合^[16-17]等工作。然而,系统前端全部采用 ORB-SLAM^[18]的单目 VO 模块,导致可扩展性低。同时,由于每个子端需要运行整个系统才能使用前端的功能,当搭载前端的设备性能较弱时,易导致系统建图效果不佳或者无法正常运行。REVO^[19]使用比特征点更鲁棒的边缘特征进行位姿估计,并通过距离变换的对齐图像来跟踪它们。SVO^[20]通过提取稀疏特征在双核 Cortex-A9 上实

现了实时的轻量级算法。鉴于 REVO 的精度和鲁棒性以及 SVO 的实时性方面都优于 ORB-SLAM 的单目 VO。本文将 SVO 和改进 REVO 作为前端算法并融合到 CCMSLAM 系统中。

针对上述研究现状及问题,为降低前端消耗计算资源和提升系统可扩展性,本文提出了一种面向轻量化智能的集中式多机协同 SLAM 系统架构。基于现有 CCMSLAM 框架提出一种轻量化智能多机协同 SLAM 系统,在满足实时性的同时提升系统精度。提出改进 REVO(light weight revo, L-REVO),通过改进边缘特征提取、构建量化模型等方法实现轻量级 VO 算法。通过调整前端所采用的 VO 算法,对比验证前端分别为异构和同构时对多机协同系统性能的影响,同时使用相应传感器搭载算法完成真实室内场景部署,以证明本文方案的可行性。

1 轻量化智能多机协同 SLAM 系统框架

本文提出的系统整体框架如图 1 所示。该系统基于前沿的多机框架 CCMSLAM 搭建起来,共有 3 个模块,VO 前端、机器人操作系统(robot operating system, ROS)通信、后端。VO 前端基于可扩展性采用可异构^[21]的方式,结合产生的关键帧和地图点建立局部地图。ROS 通信在无线局域网的环境下通过不同的话题节点将前端产生的关键帧传输给后端。后端对关键帧进行特征提取,初始化全局地图并利用关键帧数据库完成对相同场景的识别,实现地图融合,结合全局优化消除累积漂移误差,最终得到高精度全局地图。

1) VO 前端。选用 SVO 和 L-REVO 作为系统前端完成相应局部地图构建并产生关键帧。其中 SVO 使用光流法持续跟踪稀疏特征点,结合三角化匹配和深度滤波完成初始化估计,并利用最小化像素灰度差函数优化位姿,实现稀疏地图的构建。L-REVO 通过边缘算子提取当前帧带有深度值的有效边缘点,结合最小化重投影误差函数进行位姿优化,完成半稠密地图的构建。图 2 所示为两个前端特征提取的效果。

2) ROS 通信。处于同一局域网的前后端通过 ROS 机制建立连接,其中前端通过发布各自的话题向后端传送关键帧数据,同时后端运行相应的话题订阅节点并创建各自的处理模块来接收数据。为了保证 ROS 通信的安全性及准确性,前端采用本地批量保存并实时更新的方式完成关键帧的连续传输。

3) 后端。创建关键帧数据库,保存接收的关键帧并进行 ORB 特征提取,建立前端局部地图之间关联,初始化全局地图,完成地图融合并结合光束法平差(bundle adjustment, BA)优化实现全局地图构建。

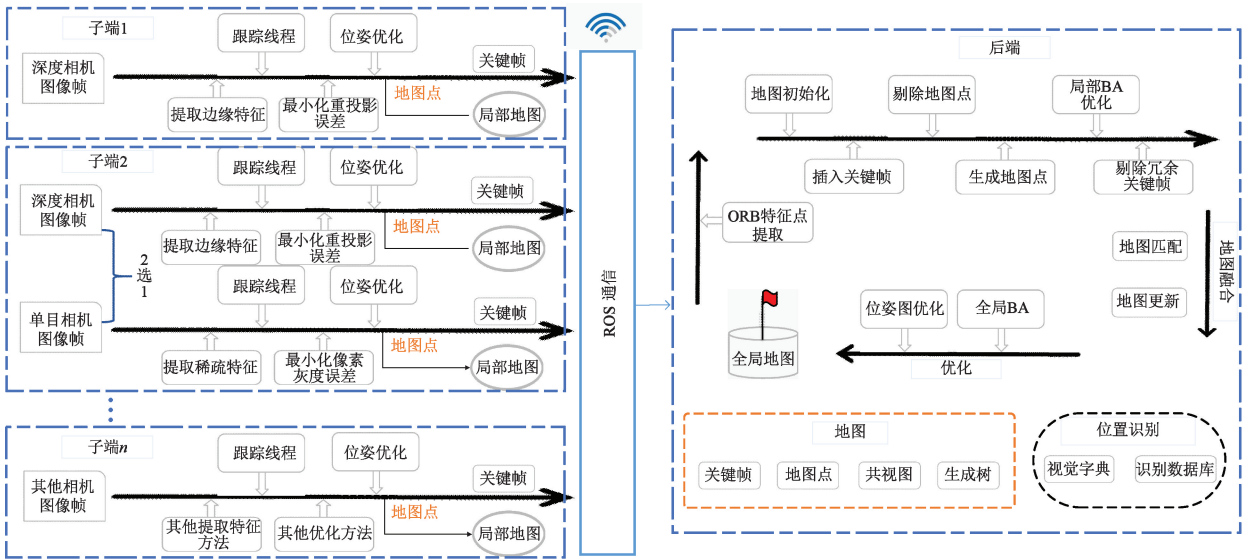


图1 轻量化智能多机协同SLAM系统整体框架

Fig. 1 Overall framework of the lightweight multi-machine collaborative SLAM system

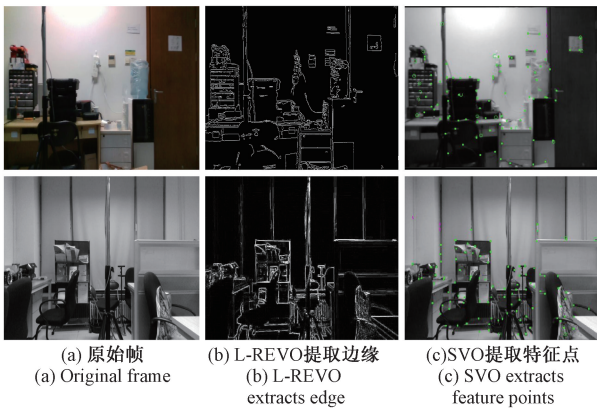


图2 系统前端特征提取

Fig. 2 Feature extraction at the front-ends of the system

2 基于REVO算法的轻量化改进

2.1 改进的边缘特征提取

REVO框架主要包括传感器数据预处理、跟踪和后处理优化3部分。对于预处理部分,与直接输入原始图像不同,本文采用四分之一视频图形阵列(quarter video graphics array, QVGA)方法将输入图像分辨率进行等比例压缩处理成320×240,并将相机内参缩小1/2,总像素点减少1/4,边缘特征提取速度加快。为保证图像压缩后精度的同时加快压缩速度,本文的压缩方法采用最邻近差值法,图像分割成四宫格并将所有像素点映射到一个宫格中,最后输出的像素灰度值(X_{src}, Y_{src})等于距离

本身可映射到的最近像素的灰度值。具体计算方法如下:

$$\frac{X_{src}}{x_{dst}} = \frac{SRC_{rows}}{DST_{rows}}, \frac{Y_{src}}{y_{dst}} = \frac{SRC_{cols}}{DST_{cols}} \quad (1)$$

式中: SRC和DST分别表示缩放前后的像素, rows和cols分别表示高和宽。

对于跟踪部分, REVO通过Canny^[22]实现边缘特征提取完成实时跟踪。然而,由于Canny的计算量大,存在效率较低的问题,本文通过定性对比Canny、Sobel和Laplacian 3种经典的边缘检测算子来挑选性价比更高的算子,结果如图3所示。相比于具有滤波、增强等复杂过程的Canny和提取图像的轮廓未严格满足视觉生理特征的Sobel,本文采用Laplacian算子并融合于L-REVO中。

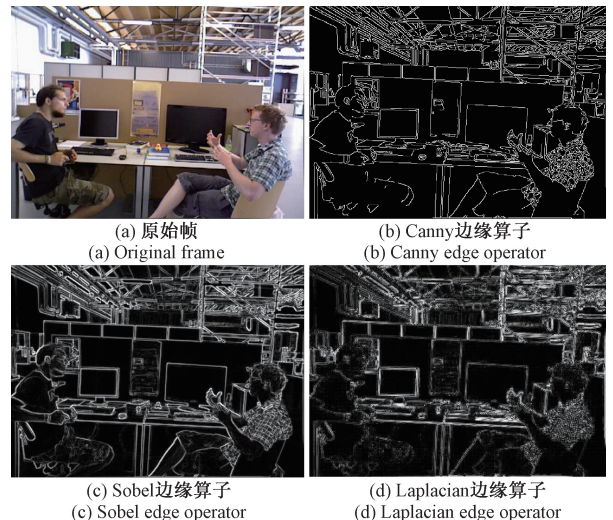


图3 边缘检测效果对比算子

Fig. 3 Comparison of the effect of edge detection

经试验,采用 Laplacian 的 REVO 在精度损失很小的同时速度相比原来快了 1 倍左右。

2.2 改进关键帧筛选设计

为满足前端轻量化局部建图和后端高精度全局建图的需求,本文提出双关键帧筛选的方法。在前端局部建图中,将产生的关键帧保存本地,通过设定数量阈值($\tau=30$)决定是否开始通过节点发送到后端,已发送给后端的关键帧及时剔除,以便后续关键帧的实时更新。前端建图线程开始时,对当前帧与关键帧中边缘特征的覆盖率进行评估,两帧的第 0 层金字塔覆盖范围不超过 10% 时开始生成关键帧,当关键帧的数量超过阈值时,此时启用另一种关键帧筛选模式,即采用低通滤波器对关键帧筛选处理^[23],当滤波前后的边缘特征数量 r_t 和 r'_t 满足 $r_t > 1.05r'_t$ 时,可以选用当前帧作为下一关键帧。该关键帧筛选设计方法的两种模式随着关键帧数量的增减交替使用。

2.3 构建量化模型

在视觉跟踪过程中,REVO 利用了 LM 求解器优化位姿,但大量的浮点运算导致计算量较大,影响了局部建图的速度。根据定点运算模型 $Q_{m,n}$ ^[24],其中 m, n 分别表示浮点整数和小数部分。通过量化 LM 求解器中的深度值和雅克比矩阵构建量化模型,可保证一定精度的同时降低计算量。

1) 深度值量化

在 3D-2D 的投影中,3D 特征点 $P_w = (X, Y, Z)$ 和相机坐标系下像素坐标 $P_n = (u, v)$ 的关系可用投影函数 γ 和 γ^{-1} 表示:

$$P_n = \gamma(P_w) = \left(\frac{f_x \times X}{Z} + c_x, \frac{f_y \times Y}{Z} + c_y \right) \quad (2)$$

$$P_w = \gamma^{-1}(P_n, Z) = \left(\frac{Z(u - c_x)X}{f_x}, \frac{Z(v - c_y)Y}{f_y} \right) \quad (3)$$

式中: f_x, f_y 和 c_x, c_y 为相机内部参数。当前帧的 3D 特征点通过投影得到关键帧上对应的像素坐标 $P'_n = (u', v')$, 具体公式如下:

$$P'_n = \gamma(\mathbf{R}_{ik}(\gamma^{-1}(P_n, Z)) + \mathbf{T}_{ik}) \quad (4)$$

式中: \mathbf{R}_{ik} 和 \mathbf{T}_{ik} 为投影中刚体变换的旋转矩阵和平移矩阵。与直接使用浮点深度值坐标进入 LM 求解器的方法不同,根据逆深度策略^[25],将式(3)中的 3D 坐标 P_w 转换为 $(u, v, 1/d)$, 其中 (u, v) 是归一化相机坐标系下三顶点的坐标, d 为对应的深度值。同时,根据所有帧逆深度浮点值的范围结合定点运算模型确定量化模型为 $Q_{3,4}$, 并将得到的逆深度定点值用于 LM 求解器中。

2) 雅克比矩阵量化

将当前帧边缘特征通过刚体运动估计对应关键帧的边缘特征,与实际边缘特征形成距离误差 e_n , 通过最小化所有误差形成一个非线性最小二乘函数,然后采用迭

代重加权 LM 求解器^[26]来快速迭代得到更新增量:

$$\varepsilon_{ik}^* = \underset{\varepsilon_{ik}}{\operatorname{argmin}} \left(\sum \mu_n(e_n) e_n^2 \right) \quad (5)$$

式中: $\mathbf{u}_n(e_n)$ 表示阈值为 σ_n 的海森矩阵。

$$\mathbf{u}_n(e_n) = \begin{cases} 1, & e_n \leq \sigma_n \\ \frac{\sigma_n}{e_n}, & e_n > \sigma_n \end{cases} \quad (6)$$

由式(5)基于近似二阶泰勒展开,记雅克比矩阵 \mathbf{J}_n 为 e_n 关于 ε_{ik} 的导数:

$$\frac{\partial e_n}{\partial \varepsilon} = \mathbf{J}_n = \begin{bmatrix} \frac{f_x t_0}{Z'} \\ \frac{f_y t_1}{Z'} \\ -\frac{(f_x t_0 X' + f_y t_1 Y')}{(Z')^2} \\ -f_y t_1 - \frac{Y'(f_x t_0 X' + f_y t_1 Y')}{(Z')^2} \\ f_x t_0 + \frac{X'(f_x t_0 X' + f_y t_1 Y')}{(Z')^2} \\ \frac{(f_y t_1 X' - f_x t_0 Y')}{Z'} \end{bmatrix} \quad (7)$$

其中, $P'_w = (X', Y', Z')$ 为 3D 特征点 P_w 经过刚体变换后的三维特征点坐标, t_0 和 t_1 表示距离变换时的图像梯度。

在原始算法的两帧匹配优化过程中,通过浮点运算得到雅克比矩阵,迭代速度慢。本文结合 $f_x t_0$ 和 $f_y t_1$ 的取值范围和定点运算模型确定量化模型为 $Q_{9,6}$, 阈值 $\sigma_n = 0.03$, 加快迭代的速度。

3 融合改进 VO 和 CCMSLAM 的多机协同系统

3.1 可异构轻量化前端设计

原始 CCMSLAM 前端计算量大,对计算平台有一定的性能要求,直接影响整体定位建图效果。本文首先采用 L-REVO 代替原始框架中的单目 VO,通过快速初始生成关键帧,完成前端轻量化局部地图构建,加快整体系统运行速度并提升建图准确度。通过实测,数据集测试帧率最高超过 900 fps,另外,为增强系统可拓展性,本文还采用了 SVO 算法作为可选择的前端,通过结合单目和 RGBD 传感器各自的特点设计前端可异构的结构,其中,当两个前端都使用 L-REVO 为同构模式,分别使用 L-REVO 和 SVO 时为异构模式。为了降低因两个前端输出关键帧分辨率不同而产生的位姿误差,对 SVO 输出关键帧分辨率同样进行等比例压缩成 320×240 。最后,由于本系统前端加入了鲁棒性更好的 L-REVO,故相对于 CCMSLAM 整体鲁棒性也有所提升。

3.2 构建轻量化智能多机协同 SLAM 系统

系统整体流程如图4所示,通过3.1节对前端结构的设计,携带 L-REVO 或 SVO 的可移动物联网设备快速构建半稠密或者稀疏局部地图,将生成的关键帧通过 ROS 通信关键帧至后端,完成最终全局地图构建。由于两个前端获取场景的角度和位移不同,故生成的

关键帧具有一定的差异从而形成互补,可更大程度地获取场景信息。同时,为体现系统可拓展性,在已有两个前端的基础上,可加入具有其他特色的 VO 算法和传感器^[27-28],只需处于同一局域网中,便可将生成的关键帧利用本身的话题通过 ROS 机制发送至后端参与全局地图的构建并优化位姿。

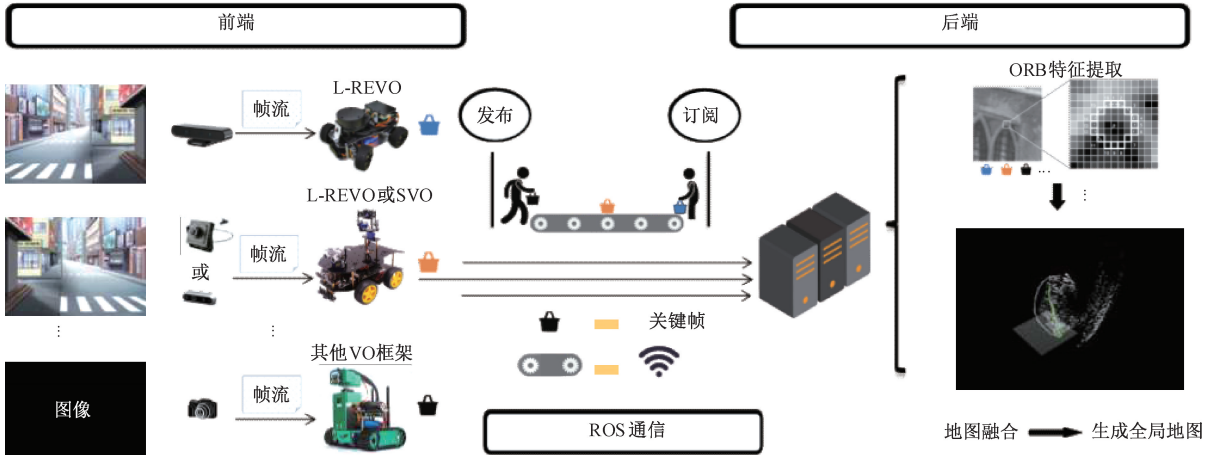


图4 轻量化智能多机协同 SLAM 系统流程

Fig. 4 Lightweight multi-machine collaborative SLAM system process

本文保留 CCMSLAM 后端建图、闭环检测、非线性优化主要模块。其中后端建图模块通过接收前端发送的关键帧并提取 ORB 特征点,建立与局部地图相关联的新关键帧和地图点并完成冗余检测,进一步优化位姿。闭环检测模块采用两种模式,同一局部地图识别相识场景时,通过非线性优化给位姿图添加新的约束条件,进一步优化位姿;两个局部地图存在场景重叠时,启动地图融合模块,初始化全局地图,将两个局部地图融合到新的全局地图中,最后对融合地图进行全局非线性优化,完成高精度地图构建。

4 实验与分析

实验分为3部分,期间所用的设备如表1所示。表1中数据集测试采用 Intel i7-8700 硬件平台,真实室内环境测试硬件设备由一台笔记本、两个树莓派 4B、一台路由器构成。首先,在 VO 实验中,主要采用 REVO 与 L-REVO 进行性能对比。其次,在公开数据集 TUM^[29]上,实验对比本文协作系统和 CCMSLAM 系统的定位精度,并通过测试前端所消耗的计算资源评估轻量化性能。最后,利用两个树莓派平台搭载前端并结合一台笔记本实现整体协作系统,在真实室内环境中完成实时建图。本文实验结果均为3次以上测试得到的平均值。

表1 实验硬件设备

Table 1 Experimental hardware equipment

平台	类型	传感器
前端 1	树莓派 4B (1.50 GHz×4, 8 GB RAM)	Realsense D435I
前端 2	树莓派 4B (1.50 GHz×4, 8 GB RAM)	单目
后端 (实时测试)	Intel i7-8750H (2.20 GHz×12, 32 GB RAM)	-
后端 (数据集测试)	Intel i7-8700 (3.20 GHz×12, 64 GB RAM)	-
ROS 通信 (路由器)	TL-WR882N	-

公开数据集 TUM 是德国慕尼黑工业大学发布的用于 RGB-D SLAM 实验的测试数据集,共记录了由 39 个序列组成的办公室和工业大厅环境场景数据,图像分辨率为 640×480,同时提供了时间戳经过同步处理的高精度位姿轨迹真值。

4.1 改进 VO 性能对比

为验证所用的不同改进方法对 REVO 精度和速度所造成的影响,本文在 TUM 数据集上进行性能评估。采用绝对位姿误差(absolute pose error, APE)^[27]作为定位建

图的精度标准,同时通过记录运行时间或者帧率来量化速度性能。为了对比 CCMSLAM 前端性能,将 ORB-SLAM2^[30] 单目 VO 模块 (ORB2-VO) 也作为实验对照组,同时将每种改进方法单独设置为实验组,且通过逐步叠加的方式来评估精度和速度。表 2 所示为不同 VO 方法在

8 个序列上的均方根误差 (root mean square error, RMSE), 黑色粗体数字表示性能最佳,不同 VO 方法在 5 个序列上的速度数据如图 5 所示,采用 REVO-E¹、REVO-KF²、REVO-Q³ 代表 2.1~2.3 节对应的 3 种改进方法,REVO^{1,2}、REVO^{1,2,3} 表示改进方法的逐步叠加。

表 2 不同 VO 方法的定位均方根误差
Table 2 Positioning RMSE of different VO methods

序列	ORB2-VO	REVO	改进方法				
			REVO-E ¹	REVO-KF ²	REVO-Q ³	REVO ^{1,2}	REVO ^{1,2,3} (L-REVO)
fr1/desk	0.105 9	0.052 2	0.155 5	0.086 7	0.052 2	0.256 6	0.180 9
fr1/tpy	0.084 9	0.051 7	0.048 5	0.075 9	0.051 7	0.051 1	0.049 3
fr1/teddy	1.366 2	0.075 6	0.239 8	0.094 2	0.075 3	0.361 2	0.287 3
fr2/coke	1.155 1	0.426 2	0.468 9	0.503 3	0.426 1	0.473 6	0.567 5
fr2/dishes	0.232 8	0.055 7	0.078 3	0.053 1	0.055 7	0.265 9	0.223 2
fr3/long_office	0.369 7	0.019 3	0.042 1	0.019 2	0.019 3	0.361 1	0.100 5
fr3/sitting_xyz	0.083 9	0.041 4	0.084 7	0.041 3	0.041 4	0.165 5	0.147 6
fr3/walking_static	0.501 3	0.328 7	0.237 6	0.328 7	0.332 6	0.315 6	0.293 3

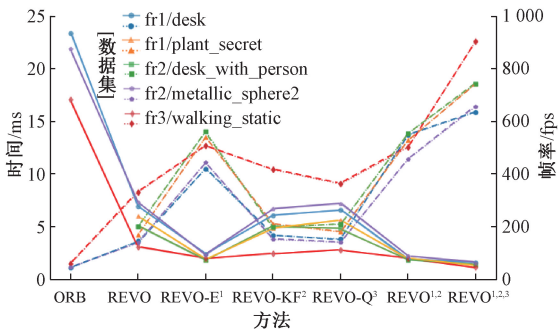


图 5 不同 VO 方法的速度对比

Fig. 5 Speed comparison of different VO methods

从表 2 和图 5 可知,相比于 ORB-VO, REVO 与 L-REVO 两种 VO 方法整体精度较高,经过不同改进方法的 REVO 精度变化平均处于 1 倍误差范围内,其中经过量化模型优化的精度表现相对稳定。最终合并所有改进方法,L-REVO 整体精度有一定的损失,但相对 ORB-VO 平均提升了 68%。在 TUM 数据集 5 个序列上进行实验,ORB-VO 相对于其他 VO 表现最差,甚至在 fr1/plant_secret 和 fr2/desk_with_person 两个序列上运行失败,REVO^{1,2,3}(L-REVO) 性能最突出,在 fr2/metallic_sphere2 序列上帧率超过 900 fps,可以实现高帧率实时运行。其中运行时间与帧率互为倒数。

通过上述实验可以得出结论,与 REVO 相比,L-REVO 精度有所损失,但是速度提升幅度很大,可以满足在资源有限的树莓派上实时运行;相比于 CCMSLAM

前端,L-REVO 精度和速度都有很大的性能改善。将 L-REVO 和 SVO 融合到协作系统中进行数据集仿真和真实室内环境测试。

4.2 多机协同系统性能评估

将本文系统和 CCMSLAM 系统部署于同一硬件平台对比定位精度。图 6、7 所示分别是 CCMSLAM 与本文同构、异构系统的运动轨迹估计的定性比较,其中前端 1 运行 fr3/long_office_household 序列,前端 2 运行 fr3/long_office_household_validation 序列。颜色越红表明估计误差越大,颜色越紫表明估计误差越小。

从图 6、7 结果可以看出,本文所提方法在前端同构和异构两种模式下的定位误差均小于 CCMSLAM 系统,且同构模式下的多机协作系统因两个前端均采用了精度更好的 L-REVO,故运行轨迹与真实轨迹吻合度更好。

表 3、4 所示分别为 CCMSLAM 系统与本文同构、异构系统在 TUM 数据集上 5 对序列的对比测试结果,其中每一对序列代表以不同角度和位移映射的同一场景。黑色粗体数字表示性能更佳。

表 3、4 结果表明,相比于 CCMSLAM,本文系统在 TUM 序列上精度更高,同构和异构模式下协同系统后端全局地图精度分别平均提升了 59.4% 和 31.6%。另外,CCMSLAM 在 TUM 数据集两个序列上出现因初始化失败或者跟踪丢失导致全局地图无法构建的情况,而本系统两种模式下都可以正常运行,侧面证明本系统鲁棒性比 CCMSLAM 更好。

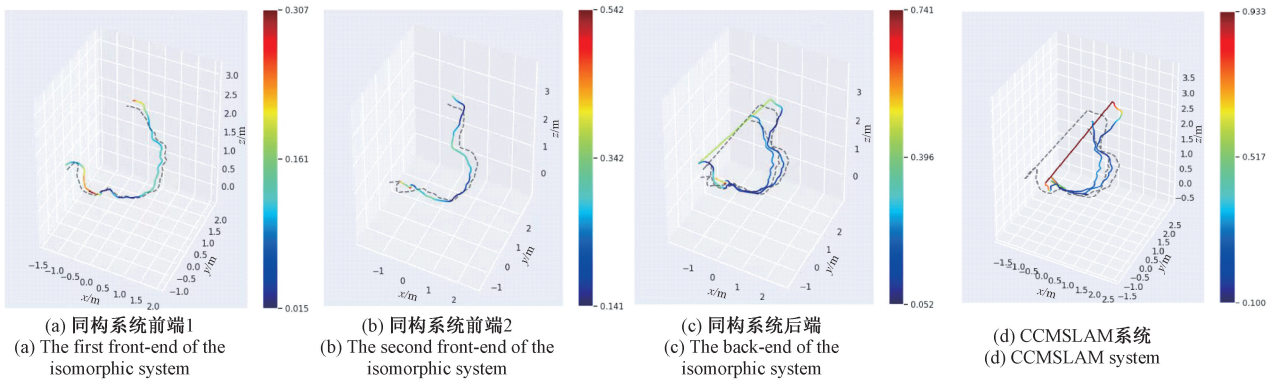


图6 同构系统定性比较轨迹误差

Fig. 6 Qualitative comparison of the trajectory errors for isomorphic system

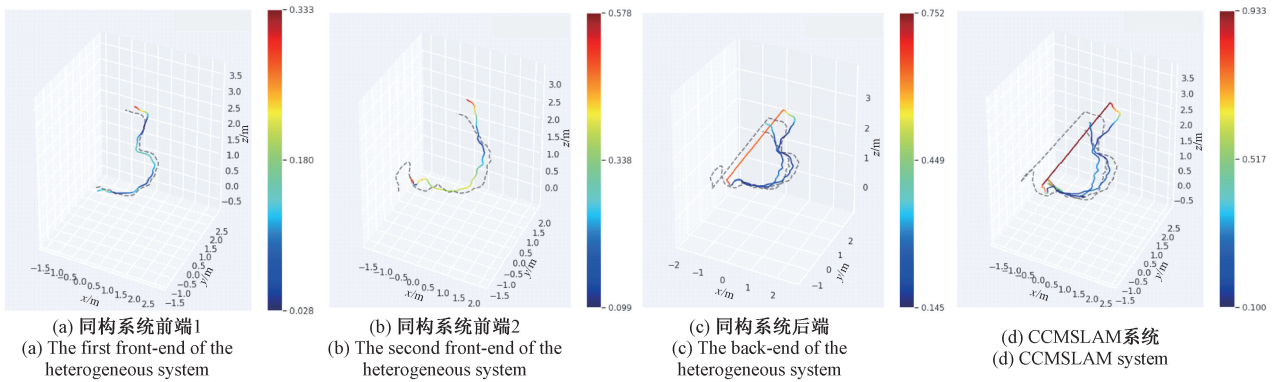


图7 异构系统定性比较轨迹误差

Fig. 7 Qualitative comparison of the trajectory errors for heterogeneous system

表3 CCMSLAM与本文同构系统的定位均方根误差

Table 3 Positioning RMSE of CCMSLAM and the isomorphic system of the proposed method

序列		算法	系统架构		
前端1(L-REVO)	前端2(L-REVO)		前端1	前端2	后端
fr3/nostructure_texture_near_withloop	fr3/nostructure_texture_near_withloop_validation	本文同构系统	0.267 3	0.121 9	0.256 2
		CCMSLAM 系统	0.419 2	0.702 8	0.668 1
fr3/long_office_household	fr3/long_office_household_validation	本文同构系统	0.312 2	0.141 1	0.273 4
		CCMSLAM 系统	0.902 3	0.628 9	0.679 9
fr3/structure-texture_near	fr3/structure-texture_near_validation	本文同构系统	0.132 4	0.188 6	0.146 2
		CCMSLAM 系统	-	-	-
fr3/structure-texture_far	fr3/structure-texture_far_validation	本文同构系统	0.135 2	0.252 5	0.220 7
		CCMSLAM 系统	-	-	-
fr3/nostructure-texture_far	fr3/nostructure-texture_far_validation	本文同构系统	0.043 5	0.042 1	0.043 1
		CCMSLAM 系统	0.049 9	0.116 7	0.099 6

系统异构模式下在 TUM 数据集运行的效果如图 8 所示,其中前端 1 采用 L-REVO,运行 fr3/nostructure_texture_near_withloop 序列,前端 2 采用 SVO,运行 fr3/nostructure_texture_near_withloop_validation 序列。从图 8 可以看出,后端构建全局地图时会产生两种不

同的地图点和轨迹,分别对应前端 1 和前端 2 构建局部地图的过程两个系统运行过程中的 5 种性能指标结果如表 5 所示,其中结合功耗测试脚本得到前后端运行过程中的功耗,并利用前端各自的话题得到相应的带宽数据。黑色粗体数字表示性能更佳。

表 4 CCMSLAM 与本文异构系统的定位均方根误差

Table 4 Positioning RMSE of CCMSLAM and the heterogeneous system of the proposed method

序列		算法	系统架构		
前端 1(L-REVO)	前端 2(SVO)		前端 1	前端 2	后端
fr3/nostructure_texture	fr3/nostructure_texture	本文异构系统	0.129 2	0.650 6	0.623 2
_near_withloop	_near_withloop_validation	CCMSLAM 系统	0.419 2	0.702 8	0.668 1
fr3/long_office	fr3/long_office	本文异构系统	0.134 7	0.402 6	0.367 3
_household	_household_validation	CCMSLAM 系统	0.902 3	0.628 9	0.679 9
fr3/structure-texture	fr3/structure-texture	本文异构系统	0.131 6	0.771 0	0.702 6
-near	-near_validation	CCMSLAM 系统	-	-	-
fr3/structure-texture	fr3/structure-texture	本文异构系统	0.141 7	0.599 6	0.567 7
-far	-far_validation	CCMSLAM 系统	-	-	-
fr3/nostructure-texture	fr3/nostructure-texture	本文异构系统	0.024 3	0.058 4	0.057 8
-far	-far_validation	CCMSLAM 系统	0.049 9	0.116 7	0.099 6

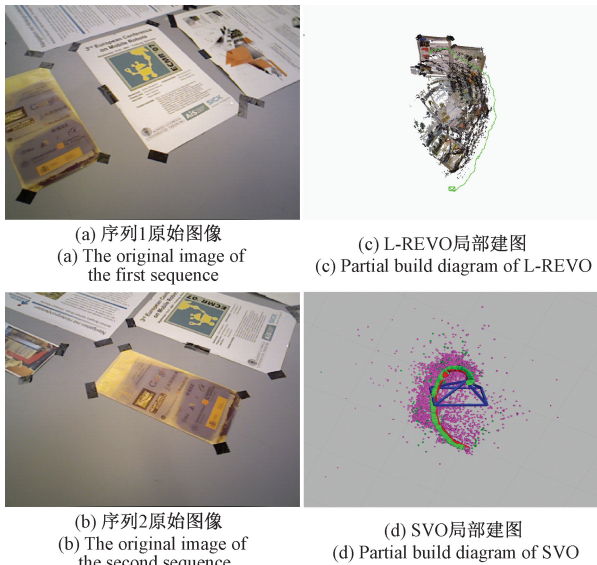


图 8 异构协作系统数据集运行效果

Fig. 8 Heterogeneous collaboration system dataset operation effect

表 5 数据集测试性能对比

Table 5 Performance comparison in dataset testing

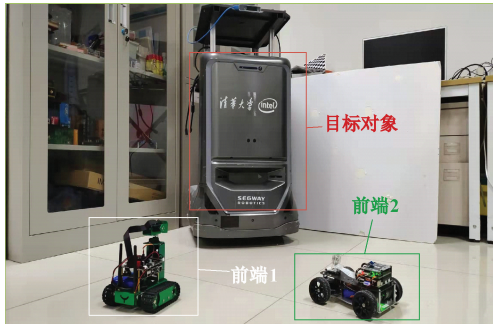
性能	算法	本文异构系统		
		前端 1	前端 2	后端
运行时间/ ms	本文异构系统	1.39	3.01	112.51
	CCMSLAM 系统	21.52	23.54	185.37
ROS 通信/ ms	本文异构系统	0.10	0.38	-
	CCMSLAM 系统	0.28	0.31	-
功耗/ W	本文异构系统	23.00	26.80	41.30
	CCMSLAM 系统	25.20	25.50	54.20
能效比/ (FPS/W)	本文异构系统	31.17	12.39	0.22
	CCMSLAM 系统	1.85	1.67	0.10
带宽/ (KB/S)	本文异构系统	1 167.4	2 329.6	-
	CCMSLAM 系统	14 182.4	14 233.6	-

表 5 结果表明,本文异构系统中前端 1 的表现更好,保持高帧率实时运行的同时功耗变化不大。侧面验证了搭载两个前端 1 的同构系统相对异构系统在性能充足的平台上更加轻量化。同时,相比于 CCMSLAM,本文异构系统前后端能效比平均提升了 8 倍。

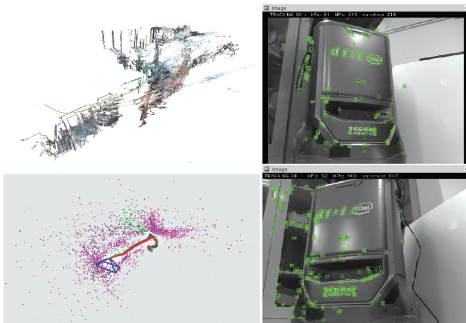
4.3 真实场景试验与分析

利用真实室内场景测试 CCMSLAM 和本文系统性能。结合 4.2 节实验结果,本文在真实室内环境只试验在平台和场景上容错率更高的异构系统。采用 L-REVO 和 SVO 作为两个前端并移植在装载树莓派 4B 的可移动小车上,其中前端 1 采用 L-REVO 搭载 RealsenD435I 传感器,前端 2 采用 SVO 搭载单目传感器,将一台笔记本作为后端,用于接收两台小车传输的关键帧数据,并完成构建全局地图的任务。将两台小

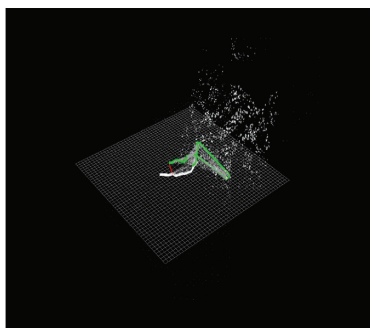
车放于室内随机位置获取图像,沿各自规划路线到达目标对象前。图9所示为本文异构协作系统在真实室内环境运行的效果。其中,在后端全局地图中,不同颜色的点和轨迹代表两个前端局部地图的地图点和运行轨迹,两条轨迹之间的实线表示两个前端通过识别同一目标对象从而开始地图融合功能。



(a) 实验场景
(a) Experimental scenes



(b) 前端局部地图
(b) Partial build diagram of the front-end
(c) 后端特征提取
(c) Feature extraction of the back-end



(d) 后端地图融合
(d) Map fusion of the back-end

图9 异构协作系统真实室内环境运行效果

Fig. 9 Heterogeneous collaboration system real indoor environment operation effect

表6为在真实室内环境运行的前端性能对比,×代表系统运行失败。前端运行时间指平均处理1帧的时间,后端运行时间指平均处理一帧和每个关键帧的总时间,结合功耗测试仪和测试脚本分别得到前后端所消耗的功耗,并利用前端各自的话题得到相应的带宽数据。此时

通信频率设置为5 fps,丢包率为2%左右。表6结果表明,相比于CCMSLAM移植在相同型号的树莓派平台无法正常运行的情况,本文异构协作系统可实时运行两个前端,并且完成整个协作系统的全局地图构建功能。

表6 真实室内环境测试性能对比

Table 6 Performance comparison in real indoor environment testing

性能	CCMSLAM 系统	本文异构系统		
		前端1	前端2	后端
运行时间/ms	×	101.83	12.53	89.54
功耗/W	×	3.53	1.43	19.6
带宽/(KB/S)	×	331.19	670.93	-

5 结论

本文针对前端计算量过大时系统建图效果不理想的问题,基于SVO、L-REVO及CCMSLAM框架,提出一种轻量化智能多机协同SLAM方法。该系统将轻量化前端融入多机协作系统,有效降低了前端消耗的计算资源,保证了实时性,且提升了定位精度。此外,通过设置前端可异构的结构,实现搭载不同前端的协作系统完成全局地图构建。在公开TUM数据集上实验结果表明,相比于CCMSLAM系统,本文同构和异构模式下的系统定位精度分别提高了59.4%和31.6%,能效比提升了8倍,且鲁棒性相对更好。通过对真实室内场景构建实验,前端功耗最低仅1.43 W,表明本文系统可以在实际的、复杂环境下实时地构建全局地图。

未来工作将考虑优化SVO算法,提升异构模式下的整体建图精度,且在此基础上增加更多搭载不同相机和算法的异构前端。同时针对前端建图失败的问题采用重定位功能快速恢复姿态估计,增强全局地图构建的鲁棒性。

参考文献

- [1] 张福斌,王凯,廖伟飞,等. 激光雷达/MEMS IMU/里程计紧组合导航算法[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(7): 139-148.
ZHANG F B, WANG K, LIAO W F, et al. Lidar/MEMS IMU/odometer tight combination navigation algorithm[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(7): 139-148.
- [2] 余洪山,郭丰,郭林峰,等. 融合改进SuperPoint网络的鲁棒单目视觉惯性SLAM[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(1): 116-126.
YU H SH, GUO F, GUO L F, et al. Robust monocular

- visual inertial SLAM incorporating improved SuperPoint network[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021,42(1):116-126.
- [3] 阴贺生,裴硕,徐磊,等. 多机器人视觉同时定位与建图技术研究综述[J]. 机械工程学报,2022,58(11):11-36.
YIN H SH, PEI SH, XU L, et al. A review of simultaneous localization and mapping techniques for multi-robot vision [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2022, 58(11):11-36.
- [4] 张迎雪,陈荫,陈金宝,等. 多机器人智能化协同技术研究进展[J]. 载人航天,2021,27(6):767-778.
ZHANG Y X, CHEN M, CHEN J B, et al. Research progress of multi-robot intelligent cooperative technology[J]. Manned Spaceflight, 2021,27(6):767-778.
- [5] YARA R, MARIETTE A, EDWARD W T. Cooperative heterogeneous multi-robot systems; A survey [J]. ACM Computing Surveys, 2019, 52(2): 1-31.
- [6] 代少升,刘小兵,赖智颖,等. 网格化局部自适应 DBSCAN 聚类算法[J]. 重庆邮电大学学报(自然科学版),2022,34(2):250-257.
DAI SH SH, LIU X B, LAI ZH Y, et al. Grid-based local adaptive DBSCAN clustering algorithm [J]. Journal of Chongqing University of Posts and Telecommunications (Natural Science Edition), 2022,34(2):250-257.
- [7] 郭艺轩,贾向东,曹胜男,等. 三维动态无人机网络覆盖性能与信道容量分析[J]. 重庆邮电大学学报(自然科学版),2022,34(4):662-668.
GUO Y X, JIA X D, CAO SH N, et al. Three-dimensional dynamic UAV network coverage performance and channel capacity analysis[J]. Journal of Chongqing University of Posts and Telecommunications (Natural Science Edition), 2022,34(4):662-668.
- [8] 史殿习,杨卓越,金松昌,等. 面向数据共享的多无人机协同 SLAM 方法[J]. 计算机学报,2021,44(5):983-998.
SHI D X, YANG ZH Y, JIN S CH, et al. A collaborative SLAM approach for data sharing with multiple UAVs [J]. Journal of Computer Science, 2021,44(5):983-998.
- [9] 刘鑫,王忠,秦明星. 多机器人协同 SLAM 技术研究进展[J]. 计算机工程, 2022,48(5):1-10.
LIU X, WANG ZH, QIN M X. Research progress of multi-robot collaborative SLAM technology[J]. Computer Engineering, 2022,48(5):1-10.
- [10] ZOO D, TAN P. CoSLAM: Collaborative visual slam in dynamic environments [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis Machine Intelligence, 2012, 35(2):354-366.
- [11] RIAZUELO L, CIVERA J, MONTIEL J M M, C2tam: A cloud framework for cooperative tracking and mapping [J]. Robotics Autonomous Systems, 2014, 62(4): 401-413.
- [12] LAJOIE P Y, RAMTOULA B, CHANG Y, et al. DOOR-SLAM: Distributed, online, and outlier resilient SLAM for robotic teams [J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2020, 5(2): 1656-1663.
- [13] CUNNINGHAM A, INDELMAN V, DELAERT F. DDF-SAM 2.0: Consistent distributed smoothing and mapping [C]. IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2013: 5220-5227.
- [14] 熊智,陈芷心,丁一鸣,等. 基于分布式协同导航的行人三维惯性 SLAM 方法[J]. 中国惯性技术报, 2022, 30(2): 195-201.
XIONG ZH, CHEN ZH X, DING Y M, et al. A 3D inertial SLAM method for pedestrians based on distributed cooperative navigation [J]. Chinese Journal of Inertial Technology, 2022,30(2):195-201.
- [15] SCHMUCK P, CHLI M. CCMSLAM: Robust and efficient centralized collaborative monocular simultaneous localization and mapping for robotic teams [J]. Journal of Field Robotics, 2019, 36(4): 763-781.
- [16] 李博洋,刘思健,崔明月,等. 基于最小回环检测的多车协同 SLAM 框架[J]. 电子学报, 2021, 49(11): 2241-2250.
LI B Y, LIU S J, CUI M Y, et al. A multi-vehicle cooperative SLAM framework based on minimum loop detection[J]. Journal of Electronics, 2021, 49(11): 2241-2250.
- [17] 杨雪梅,李帅永. 移动机器人视觉 SLAM 回环检测原理、现状及趋势[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(8): 1-12.
YANG X M, LI SH Y. Principles, status and trends of visual SLAM loopback detection for mobile robots [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022,36(8):1-12.
- [18] MUR-ARTAL R, MONTIEL J M M, TARDOS J D. ORB-SLAM: A versatile and accurate monocular SLAM system [J]. IEEE Transactions on Robotics, 2015, 31(5): 1147-1163.
- [19] SCHENK F, FRAUNDORFER F. Robust edge-based visual odometry using machine-learned edges [C]. IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2017: 1297-1304.
- [20] FORSTER C, PIZZOLI M, SCARAMUZZA D. SVO: Fast semi-direct monocular visual odometry [C]. IEEE

- International Conference on Robotics Automation, 2014: 15-22.
- [21] 谢松云, 张晓伟, 周柳智, 等. 一种结合 SLAM 的脑机协同导航方 [J]. 西北工业大学学报, 2022, 40(2): 330-336.
XIE S Y, ZHANG X W, ZHOU L ZH, et al. A brain-machine collaborative navigation party combined with SLAM [J]. Journal of Northwestern Polytechnic University, 2022, 40(2): 330-336.
- [22] CANNY J. A computational approach to edge detection [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1986, PAMI-8(6): 679-698.
- [23] YU Q H, WANG Y, LIU C, et al. Picovo: A lightweight rgb-d visual odometry targeting resource-constrained iot devices [C]. IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2021: 5567-5573.
- [24] ARM v7-M architecture reference manual [Z]. Arm Limited, 2018.
- [25] CIVERA J, DAVISON A J, MONTIEL J M M. Inverse depth parametrization for monocular SLAM [J]. IEEE Transactions on Robotics, 2008, 24(5): 932-945.
- [26] KUMMERLE R, GRISETTI G, STRASDAT H, et al. G2O: A general framework for graph optimization [C]. IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2011: 3607-3613.
- [27] 杨观赐, 王霄远, 蒋亚汶, 等. 视觉与惯性传感器融合的 SLAM 技术综述 [J]. 贵州大学学报 (自然科学版), 2020, 37(6): 1-12.
YANG G C, WANG X Y, JIANG Y W, et al. A review of SLAM technology for vision and inertial sensor fusion [J]. Journal of Guizhou University (Natural Science Edition), 2020, 37(6): 1-12.
- [28] 潘林豪, 田福庆, 应文健, 等. 单目相机-IMU 外参自动标定与在线估计的视觉-惯导 SLAM [J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(6): 56-67.
PAN L H, TIAN F Q, YING W J, et al. Monocular camera-IMU external reference auto-calibration and online

estimation for vision-inertial guidance SLAM [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(6): 56-67.

- [29] STURM J, ENGELHARF N, ENDRES F, et al. A benchmark for the evaluation of rgb-d slam systems [C]. IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2012: 573-580.
- [30] MUR-ARTAL R, TARDOS J D. ORB-SLAM2: An open-source slam system for monocular, stereo and rgb-d cameras [J]. IEEE Transactions on Robotics, 2016, 33(5): 1255-1262.

作者简介



陈昌川, 2002 年于四川师范学院获得学士学位, 2009 年于重庆大学获得硕士学位, 现为重庆邮电大学副教授, 主要研究方向为智能信息处理、图像人工智能处理、特高频局放检测、红外成像与测温研究。

E-mail: creditdegree@gmail.com

Chen Changchuan received his B. Sc. degree from Sichuan Normal University in 2002, and M. Sc. degree from Chongqing University in 2009. He is currently an associate professor at Chongqing University of Posts and Telecommunications. His main research interests include intelligent information processing, image artificial intelligence processing, UHF local discharge detection, infrared imaging and temperature measurement.



乔飞 (通信作者), 2000 年于兰州大学获得学士学位, 2006 年于清华大学获得博士学位, 现为清华大学副研究员, 主要研究方向为低功耗集成电路设计、“感算共融”智能感知集成电路和系统。

E-mail: qiaofei@tsinghua.edu.cn

Qiao Fei (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Lanzhou University in 2000, and Ph. D. degree from Tsinghua University in 2006. He is currently an associate researcher at Tsinghua University. His main research interests include low-power IC design, “sense and compute” intelligent sensing ICs and systems.