

# 面向数据共享的多无人机协同 SLAM 方法

史殿习<sup>1),2),3)</sup> 杨卓越<sup>2)</sup> 金松昌<sup>1),3)</sup> 张拥军<sup>1)</sup> 苏向东<sup>4)</sup> 李睿豪<sup>1),3)</sup>

<sup>1)</sup>(军事科学院国防科技创新研究院 北京 100166)

<sup>2)</sup>(国防科技大学计算机学院 长沙 410073)

<sup>3)</sup>(天津(滨海)人工智能创新中心 天津 300457)

<sup>4)</sup>(内蒙古大学计算机学院 呼和浩特 010021)

**摘要** 协同即时定位与地图构建(SLAM)建立在多无人机的联合感知能力之上,通过局部地图的交互融合构建一个增量式全局环境地图,以提高多无人机任务协同的准确性、实时性和鲁棒性.针对多无人系统协同定位与构图中数据高效共享与利用的难题,面向快速、准确、大范围多机协同 SLAM 需求,本文提出了一种基于集中式架构的多无人机局部地图数据高效共享和融合的 SLAM 方法——Data Sharing Oriented Multi-UAV Collaborative SLAM (DSM-SLAM).该方法创新性地提出了:(1)基于共享局部地图的两步重定位机制,实现了多机间全局地图的高效闭环检测;(2)基于层次聚类的地图融合选择机制,提高了地图融合的快速性和准确性,最终,在增强单无人机跟踪定位鲁棒性的同时,实现了高效地闭环检测,提升了多无人机视觉 SLAM 系统的数据协同处理能力.本文不仅基于 ROS 实现了 DSM-SLAM 的原型系统,而且采用公开数据集 KITTI 对该方法展开了一系列实验验证,结果表明,基于上述两种机制设计的 DSM-SLAM 方法,不仅能够快速高效地恢复单无人机跟踪定位,而且可以自适应选择数据融合的顺序,有效增强了全局地图构建的完整性和准确性.

**关键词** SLAM;多无人机;数据共享;地图融合

**中图法分类号** TP18 **DOI号** 10.11897/SP.J.1016.2021.00983

## A Multi-UAV Collaborative SLAM Method Oriented to Data Sharing

SHI Dian-Xi<sup>1),2),3)</sup> YANG Zhuo-Yue<sup>2)</sup> JIN Song-Chang<sup>1),3)</sup>

ZHANG Yong-Jun<sup>1)</sup> SU Xiang-Dong<sup>4)</sup> LI Rui-Hao<sup>1),3)</sup>

<sup>1)</sup>(National Innovation Institute of Defense Technology, Academy of Military Sciences, Beijing 100166)

<sup>2)</sup>(School of Computer Science, National University of Defense Technology, Changsha 410073)

<sup>3)</sup>(Tianjin Artificial Intelligence Innovation Center, Tianjin 300457)

<sup>4)</sup>(College of Computer Science, Inner Mongolia University, Hohhot 010021)

**Abstract** Built on the joint perception of multi-UAVs, collaborative Simultaneous Localization And Mapping (SLAM) can construct an incremental global environment map by means of the interaction and fusion of local maps, which can improve the accuracy, real-time and robustness of multi-UAV task coordination. Aiming at the problem of efficient data sharing and utilization, and the demand of fast, accurate and large scale area in cooperative SLAM of multi-UAVs, this paper proposes a novel centralized architecture based multi-UAV collaborative SLAM method—DSM-SLAM (Data Sharing Oriented Multi-UAV Collaborative SLAM), to achieve the efficient share and fusion. DSM-SLAM innovatively proposes: (1) a two-step relocation mechanism based on local map sharing, which achieves efficiently loop closure detection for the global map among

收稿日期:2019-09-13;在线发布日期:2020-05-20. 本课题得到国家重点研发计划(2017YFB1001901)资助. 史殿习, 博士, 研究员, 博士生导师, 中国计算机学会(CCF)会员, 主要研究领域为人工智能、分布式计算、云计算及大数据处理等. E-mail: dxshi@nudt.edu.cn. 杨卓越, 硕士, 主要研究方向为人工智能等. 金松昌(通信作者), 博士, 助理研究员, 主要研究方向为人工智能、数据挖掘、社区发现等. E-mail: jsc04@tsinghua.org.cn. 张拥军, 博士, 研究员, 主要研究领域为高性能计算、分布式应用系统等. 苏向东, 博士, 讲师, 主要研究方向为人工智能、自然语言处理等. 李睿豪, 博士, 助理研究员, 主要研究方向为自主机器人、视觉 SLAM、人工智能等.

multi-UAVs; (2) a map-fusion selection mechanism based on hierarchical clustering, which improves the speed and accuracy of map fusion. The proposed method can not only enhance the robustness performance of single UAV tracking and localization, but also can promote the collaborative processing capability of the multi-UAV visual SLAM system. We implement our DSM-SLAM system based on the Robot Operating System (ROS) and perform the experimental evaluation based on the public KITTI dataset. The experimental results demonstrate that the proposed DSM-SLAM can achieve relocalization of single UAV quickly and efficiently, and enhance the integrity and accuracy of global map construction by the adaptive selection of data fusion.

**Keywords** SLAM; multi-UAV; data sharing; map fusing

## 1 引 言

视觉即时定位与地图构建<sup>[1]</sup> Simultaneous Localization And Mapping (SLAM)是机器人自主行为、导航与控制的一项核心关键技术,是一种基于计算机视觉的自身定位与环境地图构建方法. SLAM可以在没有先验环境信息的条件下,通过对自身运动进行建模,估计当前状态和位置,进而增量式地构造未知环境地图. 通过 SLAM 技术,机器人可以拥有类人的观察能力,摆脱预置航迹程序的束缚,完全自主地规划路径、躲避障碍、抵达目标并完成任务<sup>[2]</sup>. 回溯过去 30 年,SLAM 的研究热度从未衰减,在持续升温的同时取得了令人瞩目的成绩,目前正井然有序地向工业化应用逐步转变<sup>[3-4]</sup>. 智能性、全天候、零伤亡等优势使得嵌入 SLAM 技术的机器人,一方面可即时自主定位并构建未知环境地图,向需求者提供信息;另一方面可进行地图自我反馈,实现其在当前感知复杂环境中的任务执行,如公共设施巡检、灾难搜救、区域巡逻等. 作为机器人领域的一项基础性技术,SLAM 在进一步拓展其理论和实践研究的基础上,未来还将在 Artificial Intelligence (AI)智能体多领域应用及协同融合技术等方面产生深远影响<sup>[5]</sup>.

无人机 Unmanned Aerial Vehicle (UAV)是机器人智能家族中的一个重要分支,因体积小、重量轻等优势而被广泛应用于军事、医疗、工业、娱乐等多个行业领域,在近些年取得了迅猛发展,其发展速度之快堪称“第四代工业革命”. 装配轻量级视觉传感器的无人机,通过 SLAM 技术提供的强大而丰富的图像视频资源,可进一步增强其自主控制能力及视野搜索范围,拓展向未知环境的可移动性,提高灵活机动性. 从应用需求复杂化对单无人机能力局限性

提出的挑战,到群体协同、群体智慧对系统建设发展的必然,多无人机协同逐步成为 AI 应用领域的一个研究热点. 多无人机视觉 SLAM 作为多无人机协同系统研究如编队机动、任务分配、协同行动等的一个前提基础,其通过简单的“1+1>2”的集成效应,将多个无人机上视觉资源整合,实现相关数据融合,形成一个增量式感知地图,向机群其他需求方提供全局环境信息,增强多无人机协同完成任务的能力,提升协同操控的精准性和鲁棒性<sup>[6]</sup>.

单无人机由于感知能力和感知范围的限制,只能感知其局部的环境信息,并根据局部信息和自身状态做出行动决策,因而难以保证决策的正确性和系统的安全性;且有限的机载计算资源难以快速应对目标丢失情况下的重定位问题;另外,单无人机很容易因传感器出现故障而导致系统无法正常工作,因此,需要在多无人机系统之间通过信息共享以提升整个系统的安全性以及鲁棒性. 多无人机协同 SLAM,是指从同一环境的不同地点出发,利用每一架无人机感知和构建的局部地图信息,通过交互、分析、融合构建一个全局环境地图,进而提高多无人机任务协同的准确性、实时性和鲁棒性<sup>[7]</sup>. 多无人机协同 SLAM 建立在成熟的单无人机 SLAM 技术之上,核心是构建增量式全局地图,其中涉及 4 个方面的工作:数据通信、数据分布、数据处理及数据共享. 数据通信,即采用传输媒介高效、精准、安全地在无人机间进行数据传输;数据分布,即数据是采用集中式存储还是分布式存储;数据处理,即依据计算设备的处理能力和传感器数据的类型快速且有效地对数据进行预处理,特别关注数据的一致性;数据共享一方面关注共享数据类型,另一方面关注共享数据的所需信道带宽、传输效率及实时性问题.

上述 4 个方面紧密相关,核心是数据共享,但首先要解决的是系统架构选择问题. 针对多无人机协

同 SLAM 的主要解决方案包含分布式和集中式两种。考虑到分布式协同 SLAM 很难确保数据的一致性,且分散存储和处理容易导致数据的重复计算,造成资源冗余和浪费,而集中式协同 SLAM 在处理数据融合一致性方面更具优势<sup>[2]</sup>,本文基于集中式架构提出了一种面向数据共享的多无人机协同 SLAM 方法——Data Sharing Oriented Multi-UAV Collaborative SLAM (DSM-SLAM)。DSM-SLAM 基于中央服务器,可实现多无人机间局部状态数据信息的交互、共享与融合,构建增量式全局地图:

- (1) 当出现目标跟踪丢失的情况,通过一种基于共享局部地图的两步重定位方法,可辅助无人机快速准确地重定位,增强 SLAM 系统的异常处理能力;
- (2) 在强鲁棒性的基础上,提出一种基于层次聚类的地图融合方法,动态自适应地选择无人机间局部地图融合顺序,提升多无人机视觉 SLAM 系统的数据共享效率和协同处理能力。最后,基于 ROS 实现了一个面向数据共享的协同 SLAM 原型系统,并在公开 KITTI 数据集上进行实验,验证了 DSM-SLAM 系统的有效性。

## 2 相关工作

与多无人机协同 SLAM 技术相关的研究内容包括 SLAM、重定位以及地图融合等技术<sup>[8]</sup>。

### 2.1 SLAM 及协同 SLAM

协同 SLAM 技术以单目视觉 SLAM 技术为基础而实现,目前主流的协同 SLAM 系统架构分为集中式和分布式两大类,下面将对单目视觉 SLAM 和协同 SLAM 技术逐一进行讨论。

#### 2.1.1 单目视觉 SLAM 算法

SLAM 问题最早由 Smith 等人<sup>[3]</sup>基于贝叶斯理论提出。随后,Montemerlo 等人<sup>[9]</sup>基于蒙特卡洛采样提出了 FastSLAM 算法。经过多年发展,SLAM 目前已具备成熟的理论体系和技术框架,且根据不同的理论方法,单目视觉 SLAM 算法大致可以分为基于滤波器、直接法和特征点法三类方法,由于基于滤波器方法难以适用非线性、非高斯噪声的实际应用环境,因而后两种方法成为主流。直接法利用图像中梯度值较高的区域(例如边缘等),根据图像的灰度信息直接计算相机的运动,所用像素点包含丰富的图像信息,对模糊及图像噪声不敏感,典型算法如 LSD-SLAM<sup>[10]</sup>、DSO<sup>[11]</sup>和 SVO<sup>[12]</sup>。特征点法使用 SIFT、SURF 或 ORB 等算子进行特征提

取和匹配,进而进行前端的相机运动估计,同时会进行后端图优化以维持地图的全局一致性和减小累计误差,但由于图像中特征点的稀疏性,往往只能构建稀疏的地图。直接法和特征点法产生的地图大多是稀疏的,而地图的稀疏特性会导致多机协同 SLAM 融合地图容易失真,因此,需要提升单机 SLAM 生成原始地图数据的质量来增强地图融合的一致性和鲁棒性。Mur-Artal 和 Tardós<sup>[13]</sup>提出的 ORB-SLAM 系统,可实时运行在大型/小型、室内/室外环境中,是目前性能最好的基于特征点的单目视觉 SLAM 算法之一;随后, Mur-Artal 和 Tardós<sup>[14]</sup>又提出了 ORB-SLAM2 系统,增加了对双目传感器及深度传感器的支持。

总体而言,SLAM 的本质是从状态估计问题出发,根据求解问题的影响因素(如运动方程和观测方程的性质)将系统分为线性/非线性,高斯/非高斯。滤波方法(如典型的卡尔曼滤波、扩展卡尔曼滤波方法)以及非线性优化方法虽然可求解上述问题,但以图优化为主的视觉 SLAM 在非线性非高斯的实际应用中表现更出色,更具优势,已成为 SLAM 算法发展的主流<sup>[15]</sup>。

#### 2.1.2 多机协同 SLAM 架构

多节点协同 SLAM 的研究工作相对较少,已有的方法中主要采用集中式和分布式两种实现架构。Engel 等人<sup>[10]</sup>提出了一种多自主机器人协同定位的分布式算法,该算法将机器人之间的相对测量与测距测量相结合以提高航迹估计。Rafael 等人<sup>[16]</sup>在 Yamauchi 等人<sup>[17]</sup>设计的基于边界自动探索方法的基础上,提出了一种多机器人探索的非集中式方法,通过一种需同时考虑信息增益和边界距离成本的效用函数来指导探测。Cunningham 等人<sup>[18]</sup>提出了一个完全分布的 SLAM 系统并通过模拟实验进行了验证。Choudhary 等人<sup>[19-20]</sup>采用分布式高斯-塞德尔 DGS 算法,减少了没有可靠通信基础设施保障的多机器人间的信息交互。虽然分布式 SLAM 是松耦合的,多节点可直接进行两两之间的数据共享,无需中心节点的远程数据及资源支撑,实时性好且灵活多变,但面对数据融合,分布式 SLAM 难以保证共享数据的一致性,且实时性仅限于局部时空域,信息的双重计数不可避免。如若实现数据关联和协同优化,需多节点间进行全局数据交互,其传输数据量呈二次方增长,会造成巨大的带宽压力。Karrer 等人<sup>[21]</sup>采用分布式策略,利用场景中的重叠部分,使用扩展卡尔曼滤波器,实现了两架无人机的协同定位,但只

能估计相对位姿。

相较而言,集中式 SLAM 通过服务器作为信息交互的中心,一方面保证了数据共享的时空一致性,及数据融合的全局可靠性;另一方面可利用其丰富的计算资源对数据进行复杂的处理,实现数据融合并构建全局地图,且通过存储资源的合理配置增强系统的容错能力。Forster 等人<sup>[22]</sup>提出了第一个多无人机协同 SLAM 系统,其要求每个无人机在机载主板上运行一个基于关键帧的视觉里程计 Visual Odometry (VO),并将新生成的关键帧发送给后台服务器进行地图的匹配、融合和全局优化。由于系统不向前端无人机做任何的信息反馈,因此无人机无法获取优化后的地图和位姿估计。而 Morrison 等人<sup>[23]</sup>提出的协同 SLAM 系统要求服务器仅作为一个中心节点用来存储节点间的地图,完整的 SLAM 计算仍在每个节点上执行。Arumugam 等人<sup>[24]</sup>提出了一个使用低成本的地面机器人实现协同 SLAM 的系统,该系统中的机器人虽不能获取存储在云端的全局地图,但能够从云端获取关键帧的位姿更新信息。Riazuelo 等人<sup>[25]</sup>提出了 C2TAM 系统,即使用 2 个 RGB-D 相机在视频流上运行 PTAM 算法做 SLAM 估计,各节点仅执行位置跟踪,全局地图的构建工作由后台服务器基于关键帧完成,但该系统不支持节点的自主操作。Schmuck 等人<sup>[26]</sup>设计的方法仍然选择将计算昂贵的任务放到后台服务器上,但却克服了无人机依赖后台信息完成自主操作的缺陷,且无人机可从全局优化信息中获益,但由于没有利用共享的环境信息,该方法无法对处于异常情况的无人机进行恢复性指导。之后,Schmuck 等人<sup>[27]</sup>进一步提出了一种集中式的单目协同 SLAM 系统——CCM-SLAM,实现了三架无人机在真实环境中的协同定位与构图。Van Opdenbosch 等人<sup>[28]</sup>针对协同 SLAM 问题,基于 ORB-SLAM2 系统,考虑资源和通信能力受限的情况,提出了一种视觉特征压缩方法,大大提高了无人系统间的数据共享效率,有效提升了协同定位与构图的准确性。

## 2.2 重定位技术

SLAM 系统的鲁棒性能,即当出现异常情况时可有效进行自动恢复以保证系统的正常运行。在未知环境中,快速移动的无人机因环境光照强度的变化、遮挡等因素导致跟踪目标丢失,进而影响 SLAM 系统工作的质量。重定位方法是在视觉 SLAM 出现跟踪失效的情形下,依据已采集的图像数据和历史数据信息快速恢复目标定位并重新构图

的方法,一般分为单智能体重定位和多智能体重定位两种。

单节点重定位主要是基于无人系统节点本身能力进行重定位。典型算法如 ORB-SLAM<sup>[13]</sup>和 LSD-SLAM<sup>[10]</sup>,二者的基本理论虽然不同,但实现的核心思路相似,即搜索已构建的局部地图中是否出现过相似地点,但对于无人系统节点而言,基于相似度计算的目标地点识别并非易事。解决的一种有效方案是基于词袋模型定义相似度函数。Gálvez-López 等人<sup>[29-30]</sup>通过将二进制描述符离散化到视觉单词词袋中,进而创建一个结构为树的词汇表,通过聚类法来加速目标相似度验证关系。多节点重定位方法中, Golodetz 等人<sup>[31]</sup>分别在批处理和交互两种不同模式下,考虑存在重定位不能在线训练且同时使用的因素限制,分别采取不同的重定位策略实现目标跟踪的恢复。而算法 C2TAM<sup>[25]</sup>是将跟踪失效后的前一帧上传到服务器,然后调用服务器的全局地图以实现自身功能的恢复,且 C2TAM<sup>[25]</sup>仅针对小规模办公室环境进行了测试,若在大型区域内重复性地发送全局地图必然会对带宽提出更高要求。

## 2.3 地图融合方法

地图融合方法与所采用的底层算法相关。在 SLAM 中,可表征的三维环境均称为地图,其一般分为度量地图和拓扑地图<sup>[4,32]</sup>。关于当前环境的信息总是由度量地图表示,不同的应用程序对地图要求不同,如构建稀疏地图或密集地图。基于地图可实现定位、导航、避障、重建及可视化等<sup>[33]</sup>功能。SLAM 的基本功能之一“定位”,可基于稀疏地图实现,因此地图融合方法主要针对于稀疏地图。

多节点地图融合是将地图和位姿进行融合,即通过已知的相对位姿或地图中的重叠区域,在地图间进行抽象变换以完成地图融合。多节点协同 SLAM 是一个大规模 SLAM 问题。文献<sup>[34]</sup>要求两个无人机在某一地点会合,而文献<sup>[35]</sup>要求无人机之间做相对定位,这两种方法易因环境相似而出现错判。Lu 等人<sup>[36]</sup>提出基于重叠检测的方法,由于是寻找地图中的重叠区域,不要求机器人会合,因此机器人不是必须出现在彼此的地图中,具有较强的自主性。CSFM<sup>[37]</sup>和苏黎世大学<sup>[38]</sup>提出的方法,只需交互视频中出现一个匹配的关键帧,两个局部地图就进行融合。CORB-SLAM<sup>[39]</sup>采用一种将局部地图的关键帧和地图点转换到一个全局地图参考坐标系的方法,逐步将局部地图合并到全局地图中,全局捆绑优化 Bundle Adjustment (BA)通过最小化关键帧

的重投影误差来优化全局地图. 为提高地图融合的效率, 需进一步知道地图融合的正确时间, 以避免匹配错误, Dinmissen 等人<sup>[40]</sup> 通过利用强化学习的方法来解决这个问题.

概括起来, 地图之间进行融合的条件是什么, 如何将多个地图的信息进行融合, 如何确定地图融合的正确时间, 其均是地图融合中极具挑战的问题, 需要行之有效的解决方案来支撑 SLAM 技术框架.

## 3 面向数据共享的多无人机协同 SLAM 框架

### 3.1 框架概述

多无人机协同 SLAM 需要无人机间数据共享及时可靠且高效一致, 因此, 本文基于集中式架构设计了面向数据共享的多无人机协同 SLAM 框架, 即 DSM-SLAM, 如图 1 所示. DSM-SLAM 系统框架主要由局部地图构建、全局地图构建及信息共享优化等技术作为支撑而形成. 局部地图由无人机自主即时定位并根据感知的环境信息独立绘制而成, 通过上传至中央服务器, 为全局地图构建及信息共享优化提供数据支撑. 全局地图构建是一种数据融合技术, 其通过服务器端融合来自多架无人机的局部地图, 并基于信息共享优化机制计算生成具有全局一致性的地图数据, 为无人机群提供全面精准的定位、导航等信息服务. 图 1 中 DSM-SLAM 框架内嵌入了两个机制: 基于两步重定位的局部地图构建机制和基于层次聚类的全局地图构建机制. 基于两步重定位的局部地图构建机制可提高系统的鲁棒性及无人机的自主性, 而基于层次聚类的全局地图构建机制在优化数据信息、提高数据共享效率的同时可为集群提供更加精准的全局环境信息, 两种机制

相互支持但彼此独立, 数据共享与地图构建有关联但不依赖, 因而使得系统具有更高的灵活性和适用性. 下面将阐述 DSM-SLAM 框架的设计细节.

### 3.2 局部地图的构建机制

局部地图构建是指无人机在即时定位的基础上利用采集的视觉图像信息在机上独立构建地图, 本文提出的局部地图构建机制由视觉里程计、后台闭环检测和基于共享局部地图的两步重定位方法组成, 其通过将复杂计算放到后台并利用其他无人机的相关局部环境知识恢复工作, 在增强系统的数据处理能力及鲁棒性的同时亦不失无人机的自主操控性, 以松耦合的方式实现无人机上计算负载的轻量化和控制的自主性、以及后台服务器上的密集型计算和基于局部数据共享的恢复机制. 下面详述各组成部分的具体设计内容.

#### 3.2.1 视觉里程计

无人机应具备一定的自主性以能够及时有效地完成定位和构图任务. 若完全依赖于后台服务器, 不可避免的通信延迟必会造成系统失效; 且若将采集的图片全部传回服务器, 有限的带宽资源亦会使通信压力过大, 因此, 需在无人机上部署图片有效信息的提取工作. VO 的任务是跟踪定位和局部地图构建, 即通过对相机采集的图像特征进行提取并参考历史局部地图信息来估计相邻两张图像之间的运动关系, 进而预测相机的位姿和无人机的运动轨迹, 实现即时定位. 同时, 基于跟踪中生成的关键帧、相机位姿和特征点, 通过视觉几何和捆绑优化得到局部地图. 局部地图构建亦会对局部地图中的关键帧进行筛选, 删除重复关键帧以减轻无人机和后台之间的通信负载.

#### 3.2.2 后台闭环检测

闭环检测能够有效解决因为时间累积而导致的漂移问题, 是 SLAM 系统中必不可少的重要步骤. 闭环检测需进行密集型计算, 若全部在无人机上完成检测, 机上有限的计算资源必然负担较重; 但闭环检测对时间的约束性较低, 因此可基于后台服务器实现. 无人机间的数据以及无人机与服务器间的数据存在异构性和不一致性, 传送消息时还需进行必要的地图尺度转换. 将闭环检测部署到后台服务器不仅可提高局部地图构建的效率及准确性, 也可为全局地图的构建提供基础性参考知识.

#### 3.2.3 基于两步重定位的异常处理机制

SLAM 的鲁棒性主要体现在未知环境中, 当目标移动过快或者遇到遮挡导致无人机跟踪失效等异

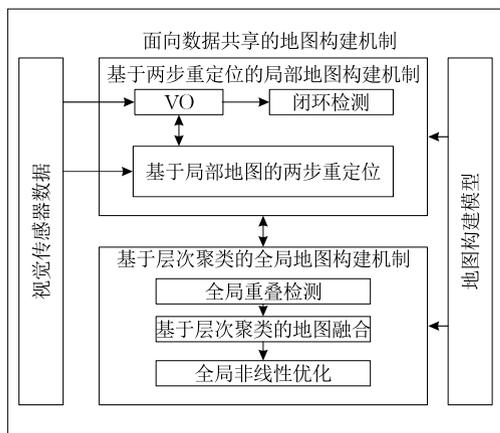


图 1 面向数据共享的多无人机协同 SLAM 框架

常情形出现时,系统能否快速且有效地恢复正常工作.本文设计采用一种基于两步重定位的异常处理机制,即通过共享无人机间局部地图的相似关键帧,在服务器端先进行系统恢复的粗略定位,然后将该定位信息回传至无人机端进而做精确定位.基于局部地图关键帧的相似互补性和前后端定位信息的不断加强并及时恢复跟踪定位,是 DSM-SLAM 系统的核心问题及关键性能指标.两步重定位机制的具体内容将于第 4 节详细阐述.

### 3.3 全局一致性地图的融合构建机制

全局地图构建是指在无人机分别构建的局部地图基础上,将所有地图信息进行融合生成具有全局一致性的全景地图,并在无人机集群中分享全局地图. DSM-SLAM 若想具备地图融合及全局地图共享的能力,需考虑:(1)局部地图可融合计算的条件;(2)采取何种方式进行融合并优化.针对上述两个问题,本文将给出全局地图构建的具体技术路线和实施步骤.

#### 3.3.1 全局地图重叠检测

全局地图重叠检测的目标是通过匹配关键帧来查找局部地图之间的重叠部分,并将重叠信息传递给全局地图融合.本文采用基于词袋理论的全局地图重叠检测方法.参考文献[41]中在计算两组 ORB 特征之间对应关系时采用蛮力约束,本文先通过视觉词典建立关键帧数据库来搜索相似关键帧,然后在三角测量新点的匹配以及循环检测和重定位时应用蛮力搜索来加速全局搜索过程,并使用方向一致性测试来细化 ORB 特征之间的对应关系.

#### 3.3.2 全局地图共享机制

全局地图将融合生成的全局环境信息提供给所需无人机,使之对场景的相关信息掌握更加精准、可靠、全面.本文提出一种全局地图共享机制,及时地将子地图融合后的地图信息共享给所有相关无人机,且系统会将关键帧和地图点的更新位姿信息发送给无人机.如果没有相同或者相似的关键帧,无人机无需更新信息,可继续执行其它操作;反之,无人机需要对其包含的局部地图进行更新.无人机在接收地图更新信息前,需将与当前环境关联紧密的来自其它无人机的关键帧添加到局部地图中,且根据优化的全局地图,无人机能够获取更多的环境信息.

#### 3.3.3 全局地图融合及优化

地图融合是一个计算密集型任务,涉及到对多个局部地图的整体性调整,十分消耗计算时间.如果能够预判局部地图之间在未来时间段内数据共享的几率,可以有效地提高地图融合后信息共享的效率.

为此,本文提出基于层次聚类的地图融合方法,其详细设计内容将于第 5 节进行阐述.

融合构建的全局地图还需进一步优化形成全局一致性地图.本文采用捆绑优化 Bundle Adjustment (BA)的方法,基于  $G^2$  框架<sup>[35]</sup>对全局地图中包含的关键帧进行优化.全局非线性优化亦是一种计算密集型任务,因此,全局地图融合及优化均基于后台服务器实现以加快计算进程.

## 4 基于共享局部地图的两步重定位

如前所述,由客观条件引发的单无人机跟踪目标丢失的情形时有发生,而后台服务器对无人机恢复跟踪需求响应的实时性,是 SLAM 系统增强鲁棒性能的关键.目前的解决方法有重新初始化环境地图<sup>[42-43]</sup>,但该方法仅调用无人机本机上的历史信息,并不利用群间地图信息,无人机恢复定位能力较弱且长时间无法正常工作.而 Lowe<sup>[44]</sup>将基于服务器生成的全局地图信息传递给无人机进行重新定位,虽然全局地图信息全面且准确,可有效支持目标重建,但由于是密集型的计算与优化过程,难以及时响应无人机重定位需求,极易导致无人机偏离异常点的跟踪.针对上述无人机因突发情况而发生跟踪失效且已有方法的不足之处,本文基于多无人机协同 SLAM,提出一种基于共享局部地图的两步重定位方法,通过历史数据共享及局部地图重叠计算及优化,快速高效地恢复单无人机的跟踪与定位.

### 4.1 基于共享局部地图的两步重定位机制

基于共享局部地图的两步重定位包含无人机上的精确重定位和服务器中的粗略重定位两个核心步骤.精确重定位聚焦于跟踪丢失位置的附近进行重新定位,而粗略重定位聚焦于偏离跟踪丢失位置较大区域范围内的重新定位.如果无人机跟踪目标丢失时间过长,其精确定位模块因目标点位严重偏离无法抓取到其有效的位置信息,则需借助服务器中的粗略重定位,即充分利用当前无人机的历史信息和具有共享局部地图的其他无人机上同一场景的环境信息来辅助重定位.图 2 描述了两步重定位机制的组成框架.

#### 4.1.1 在服务器端粗略重定位

如图 2,本文在后台服务器端设置了失效地图池和重定位数据库.当 VO 工作失效时,无人机会第一时间将其上构建的当前局部地图发送至后台的失效地图池中,以满足未来某个时间节点(如共享局部

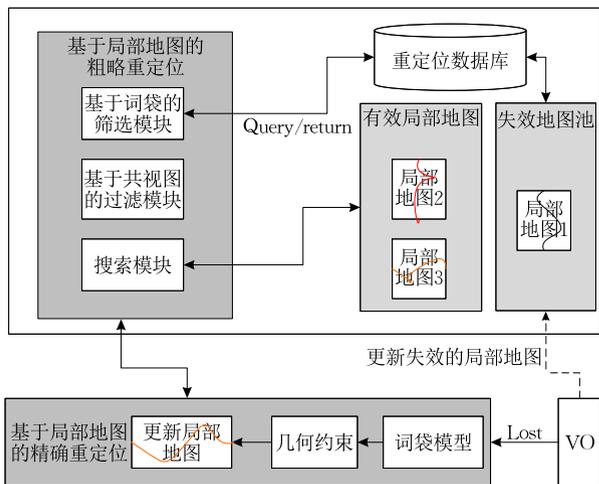


图 2 基于共享局部地图的两步重定位框架

地图或构建全局地图)对当前失效地图的参考需求。为保证两步重定位与全局地图构建并行进行,本文在服务器上部署了一个重定位数据库,其通过以空间换取时间的方式实现了无人机对粗略重定位服务申请的实时响应。另外,由于信息从后台向前端传递过程中存在通信延迟,为避免异常无人机偏离上一关键帧的发送位置太远,服务器需向该无人机同时下发与候选关键帧相邻的有效局部地图,因此,粗略重定位亦会频繁访问图 2 中的有效局部地图池。

在服务器端粗略重定位,主要是搜索局部地图中匹配度较高的关键帧并将与之相关的局部地图回传给无人机,其具体实现分为 3 个部分:(1)根据词袋模型进行搜索,搜索同时需考虑时空局部性。本文借鉴 ORB-SLAM 方法,通过将共视图(Covisibility Graph)中连接的关键帧分组,在关注不同时间插入的同时兼顾在空间上距离更近的关键帧,并根据最佳得分的关键帧返回一系列得分在一定阈值上的关键帧;(2)将与失效地图相关的局部地图下发,下发过程需考虑连续性。无人机与服务器间消息传递必然存在通信延迟,因而需要摆脱对服务器端的绝对依赖。根据空间局部性原理,无人机下一时刻出现的地点将在前一时刻发送的匹配帧附近,本文筛选与关键帧相邻的局部地图发送至无人机;(3)无人机返回重定位成功消息,地图构建时需考虑一致性。如图 3 所示是无人机经两步重定位成功后形成的局部地图,红色部分是跟踪丢失前的当前局部地图,绿色部分是根据后台搜索到其他无人机上的相关局部地图扩充并构建的新地图。由于系统本身包含的帧无位姿信息,且两步重定位成功后生成的有效地图中的位姿信息是参考其他地图中的关键帧,亦不存在尺度不一致的问题,因此无需尺度转换。

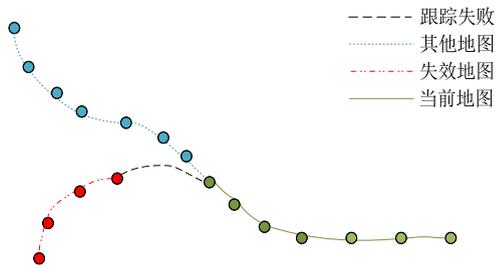


图 3 基于共享局部地图的两步重定位

#### 4.1.2 在无人机上精确重定位

精确重定位要求无人机向服务器发送查询请求并依据服务器返回结果进行匹配。由于匹配搜索是基于词袋模型进行的,因此无人机需先将采集到的图片信息转换为词袋向量,并将其同时发送给服务器;然后在等待回传结果的同时,无人机则利用自身局部地图进行重定位;若定位结果一直失效,当接收到后台返回的其他相关局部地图后,无人机将进行相关匹配和几何校验,通过地图扩充和融合计算完成精确重定位。

精确重定位的具体实现与底层算法有关。若无人机跟踪失效,底层算法会将帧信息转换为词袋模型,并且在全局重定位场景识别数据库中查询候选关键帧。具体地,首先根据 ORB 描述子计算每个关键帧中包含的地图点之间的对应关系。然后,为每个关键帧执行随机采样一致性(RANSAC)<sup>[45]</sup>迭代,并使用 P4P 算法找到相机位姿。若找到有足够多的内点支持的相机位姿,将进一步优化位姿并继续跟踪过程,直到精确重定位完成。

#### 4.2 两步重定位核心算法

基于上述两步重定位机制的阐述,该算法的伪代码描述如算法 1 所示。跟踪失效后无人机通过相机采集的图片集可表示为  $I = i_1, i_2, \dots, i_n$ ,而基于所有无人机采集的关键帧生成的词袋 Bag of Words (BoW) 向量均存储在重定位数据库中,由符号  $V$  表示。算法中步 2 旨在,当无人机一直处于跟踪失效状态时,传感器收集的图片集合不再为空,且需对采集到的图片进行 ORB 特征提取。步 3 中重定位是基于词袋模型将提取特征转换为词袋向量并生成对应帧;当服务器接收到当前帧后,粗略重定位模块会基于共享信息搜索重定位数据库来查找相似关键帧,并表示为步 4 中  $C_{\text{sharewords}}$ 。步 5 根据与候选关键帧相邻的关键帧的相似度系数  $Similarity()$  来更新阈值,其中相似度系数的计算采用与 ORB-SLAM2 系统<sup>[14]</sup>中相同的方法。步 6 根据阈值  $\delta$  过滤掉相似度较低的关键帧,并向无人机返回高阈值候选关键帧

以及对应的地图点.值得注意的是,经粗略重定位后传递给无人机的候选帧是经筛选过、且关于共享无人机上局部地图的更新或者扩展地图,并非全局地图.该方法降低了对系统通信和存储的要求,可支撑大规模场景持续地图的构建.算法步 7 中,当无人机接收到新回传的关键帧时,精确重定位模块会根据几何约束对其进行评测并依结果攫取局部候选关键帧.最后如步 8 描述,精确重定位会继续计算与当前关键帧相匹配的关键帧,并基于 P4P 方法进行多次迭代以获得无人机当前位姿,再转入步 9 进行检测.当基于共享局部地图的两步重定位方法获得无人机失效后的当前或临近位姿  $pose$  后,重定位完成.重定位首次成功后,无人机会根据匹配的关键帧继续向服务器请求更多的局部地图信息,后台会响应并依请求返回其他无人机上的相关局部地图以提供更多环境信息.

**算法 1.** 基于共享局部地图的两步重定位伪代码描述.

输入:跟踪失效后传感器收集的图片集  $I(i_1, i_2, \dots, i_n)$

输出:当前相机的位姿  $pose$

描述:

1. 初始化;
2. While( $I! = \emptyset$ ) do
3.  $V_{BoW} \leftarrow \text{Translate}(i_m)$
4.  $C_{sharewords} \leftarrow \text{Search}(V_{BoW}, V)$
5.  $\delta \leftarrow \text{update}(\delta)$
6.  $C_{fromServer} \leftarrow \text{Similarity}(V_{BoW}, C_{sharewords}) \geq \delta$
7.  $C_{local} \leftarrow \text{ORBMatch}(V_{BoW}, C_{fromServer})$
8.  $pose_{temp} \leftarrow \text{iterateP4P}(C_{local})$
9.  $posecheck(pose_{temp})$
10. End while
11. Return  $pose$

## 5 基于层次聚类的地图融合

多无人机协同 SLAM 的全局地图构建是建立在地图融合技术基础之上的,通过信息整合、内容丰富、环境数据全局化,向无人机提供更加全面的地图信息,进而精准定位.地图融合技术的基本思路:每个无人机分别构建局部地图,然后将第一张生成或融合而成的局部地图初始化为全局地图,且参照全局地图,检测局部地图是否与之重叠,若重叠则进行融合计算,循环迭代直至全局地图构建成功.但是,目前已有的地图融合方法存在一些共性问题:(1)地图融合及优化是一个随基数呈指数增长的过程,难

以满足无人机执行任务时对全局地图的实时性需求;(2)融合顺序随机,例如  $map_1$  在  $time_1$  时刻与  $map_2$  有重叠,但之后两无人机相背运动且彼此间再无交集,然而在  $time_1$  时刻后的  $time_2$  时刻  $map_1$  与  $map_3$  出现重叠,且随时间推移两个无人机间的重叠部分越来越多.若将  $map_1$  和  $map_3$  优先进行融合,其对于无人机间数据共享是最有利的;(3)在大规模地图场景构建中,全局地图已然存在,而个别无人机构建的局部地图之间虽存在重叠,但与当前系统内的全局地图无重叠.若按照传统融合方法,上述无人机构建的局部地图将始终无法融合至全局地图,数据共享效率低.

针对上述问题,本文提出了基于层次聚类的地图融合方法,如图 4 所示.首先,由每架无人机构建的局部地图会作为候选进入全局地图融合模块与全局地图重叠检测模块.全局地图重叠检测模块,会按照固定频率持续检测候选局部地图间相互匹配的关键帧数量并累加求和.全局地图融合模块包含一个选择器,其会以固定频率参考重叠检测模块的累加计算结果,并选择出匹配关键帧数量最多的两个局部地图.面对这两个局部地图间可能存在一系列不同相似度的匹配关键帧对,全局地图融合模块将选择相似数值最大的一对关键帧作为局部地图的连接点,并通过关键帧对间的转换计算  $\text{Sim}(3)$ ,将两个局部地图包含的关键帧和地图点变换到同一个坐标系中进行融合(参考坐标系以包含关键帧数目的局部地图的坐标系为基).融合生成的子地图将再次作为候选地图进入全局地图构建和定位机制中,重

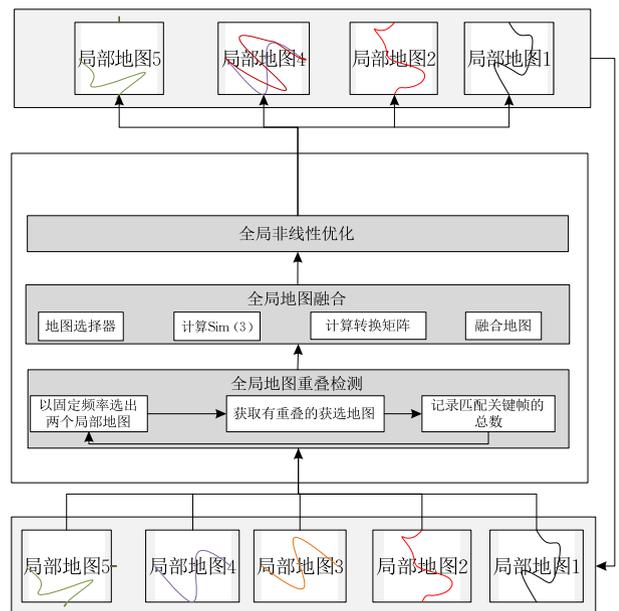


图 4 基于层次聚类的地图融合方法

复上述过程,直到全局地图生成或者所有构图任务完成.下面将阐述基于层次聚类地图融合方法的内在实现机制.

### 5.1 地图聚类

全局地图融合模块根据全局地图重叠检测模块转发的局部地图和对应关键帧数目进行全局地图融合构建,设计思想如算法 2 所述.首先将每个局部地图看作一个独立的地图类别,用地图编号  $map_n$  定义;然后根据  $n$  个局部地图间匹配关键帧的数目进行地图聚类,即两个局部地图间若存在一个或一个以上匹配关键帧,则两个局部地图属于同一类,若不存在匹配关键帧,则保持原有地图类别不变;最后,全局地图融合模块更新这两个地图所属的类别,如算法 2 中步 3 所述.

#### 算法 2. 基于聚类融合地图类别指示算法描述.

输入:由多个无人机分别构建的局部地图集  $Set(map_1, map_2, \dots, map_n)$

输出:每个局部地图所属的地图类别  $Set(\langle map_1, type_1 \rangle, \langle map_2, type_1 \rangle, \langle map_3, type_2 \rangle, \dots, \langle map_n, type_n \rangle)$

描述:

1. 初始化;
2. if 两个局部地图间存在匹配的关键帧:  
这两个局部地图划分为同一类,转到步 3;  
else:  
这两个局部地图分属原各自地图类别;  
end if
3. 搜索两个局部地图的类别编号  $a$  和  $b$ ;  
if 两个局部地图的类别编号均可在局部地图中被搜索到:  
选择两个局部地图中包含局部地图数目较多的类别编号来更新两个地图类别中所有局部地图的类别;  
else if 仅有一个局部地图的类别编号在局部地图中被搜索到:用检索到的局部地图编号更新待融合的局部地图类别;  
else 两个局部地图的类别编号在局部地图中被搜索到:用含关键帧数目较多的局部地图更新所有局部地图类别;  
end if
4. 根据距离公式重新计算同一类别中所有的局部地图间的距离;
5. 选出具有代表性的局部地图,并用该局部地图的类别编号更新所属类别中的所有地图类别.

### 5.2 基于轮盘赌的地图类别选择

上一节仅对地图类别进行了确定,本节将基于轮盘赌选择方法进一步对地图类别进行选择.轮盘选择亦称比例选择算子,其广泛应用于遗传算法中,

通过计算概率与适应度函数的比例选择适应度较大的个体.本文设计采用饼图及其中的块指示地图类别,且块的区域面积与类别中地图的数目成正比.类别选择基于轮盘旋转、指针最终落在哪个类别的区域,其基本思路如表 1 和算法 3 所示.

表 1 基于轮盘赌的算法设计说明

地图类别	地图个数	选择概率	累积概率
0	1	0.125	0.125
1	3	0.375	0.500
2	2	0.250	0.750
3	1	0.125	0.875
4	1	0.125	1.000

#### 算法 3. 地图类别选择算法描述.

输入:每个局部地图所属的地图类别  $Set(\langle map_1, type_1 \rangle, \langle map_2, type_1 \rangle, \langle map_3, type_2 \rangle, \dots, \langle map_n, type_n \rangle)$

输出:本轮选出的地图类别

描述:

1. 统计地图类别的个数;
2. 根据每个地图类别中局部地图的数目确定选择概率及累积概率;
3. 生成随机概率,选定本轮进行融合的地图类别;
4. 根据当前地图融合结果更新地图类别以及每个地图类别的选择概率和累积概率;
5. 重复执行步 2 至步 4 直至地图融合过程完成.

### 5.3 自适应地图融合顺序

如果候选地图集中的匹配关键帧数越多,则表明未来时间两架无人机上构建的局部地图的重叠部分及信息交互的可能性越大.因此,本文采用局部地图间候选匹配关键帧的数量作为衡量局部地图之间重叠程度的指标,设计了一种基于阈值的自适应融合顺序选择机制,来实现局部地图的快速选择和匹配以及全局地图高效融合和构建,其具体步骤如下:

(1) 以固定频率循环更新局部地图间匹配关键帧的数量,选择两两之间匹配关键帧数量超过阈值  $\delta$  的局部地图作为重叠的局部地图对. $\delta$  的初始值为经验值,可根据服务器的计算能力及系统的通信带宽设置;

(2) 采用堆排序算法对满足阈值的局部地图对排序并构建大根堆.而位于堆顶的是匹配关键帧最多的两个局部地图,选出该局部地图对;

(3) 基于前文提出的方法将选出的局部地图对分别进行融合;

(4) 全局地图融合模块根据获得的同一类别中

重叠检测的记录更新阈值  $\delta$ 。若检测出重叠的局部地图对的个数较多(判定的参照值为经验值),则提高阈值  $\delta(\delta=(1+\lambda)\times\delta)$ ,其中  $\lambda$  为经验值,取值范围为  $(0,1)$ ;若检测出重叠局部地图对的个数较少,则降低阈值  $\delta(\delta=(1-\lambda)\times\delta)$ 。

#### 5.4 基于层次聚类的地图融合算法核心描述

综上所述,本文提出的基于层次聚类的地图融合算法如算法 4 所示。算法按照自底向上逐层聚类的方式进行地图融合,融合顺序及融合方法已于 5.3 节部分阐述,算法 4 中步 6 可理解为寻找一个  $3\times 3$  旋转矩阵和一个  $3\times 1$  平移矩阵转换两个地图,使得两个地图的重叠部分正好相互叠加,而融合后的地图会代替两个被融合的地图作为新的候选地图。这种分层构建地图的方法在融合过程中不仅设计考虑地图融合的顺序,而且及时共享重叠部分的信息,提高了数据共享的效率和地图构建的准确率;另外,融合的局部地图规模较小,可更快返回其优化信息,为无人机定位提供指导。

**算法 4.** 基于层次聚类的地图融合算法核心描述。

输入:由多个无人机分别构建的局部地图集  $\text{Set}(map_1, map_2, \dots, map_n)$

输出:融合生成的全局地图

描述。

1. 初始化;
2. 按照一定频率循环更新局部地图之间匹配关键帧数目;
3. 按照 5.1 节所描述的方法对地图集中的地图进行聚类;
4. 按照 5.2 节轮盘赌算法选择某一类别的地图;
5. 按照 5.3 节描述的方法在同一类别地图动态自适应地选择待融合的地图;
6. 将选出的待融合的局部地图  $(map_p, map_q)$  进行融合:
 
$$(R, t) = \arg \max \text{MatchedKFs}(map_p, map_q)$$

$$map_{new} \leftarrow \text{merge}(map_p, map_q)$$

$$\text{Set} \leftarrow \text{delete}(map_p, map_q)$$

$$\text{Set} \leftarrow \text{add}(map_{new})$$
7. 循环重复步 2 至步 6 直至所有的局部地图构建停止或局部地图全部融合生成全局地图。

## 6 原型系统与实验验证

### 6.1 原型系统架构

DSM-SLAM 的原型系统架构如图 5 所示,其由  $n$  个无人机,一个服务器和一个客户端组成。无人机上装有可运行软件程序(如 Ubuntu 操作系统、机

器人中间件 ROS、SLAM 组件等)的计算机;服务器是存储资源丰富、可对外提供服务、并能运行密集型计算程序的计算设备(同样装有操作系统 Ubuntu、机器人中间件 ROS 等);客户端是具有良好计算能力的资源可控设备,其上装有可控制  $n$  个无人机运行的软件。整个系统基于前文设计内容实现功能并做改进优化。

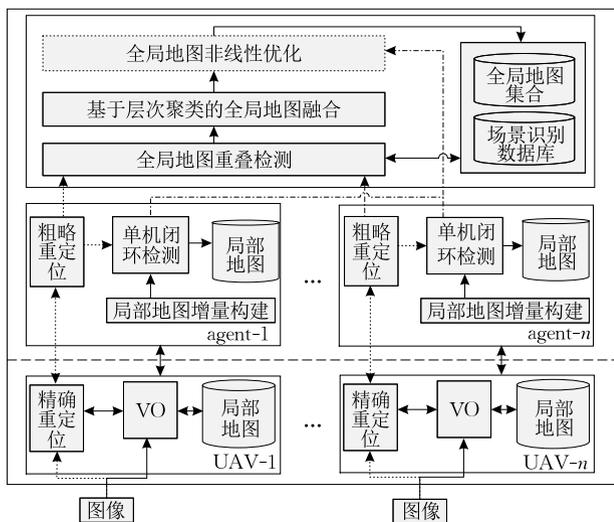


图 5 DSM-SLAM 原型系统架构图

### 6.2 实验设计与结果分析

实验环境配置:i5-4700MQ 处理器、8 GB 内存及 64 GB SSD 硬盘的台式机上安装有 Ubuntu 操作系统以及机器人中间件 ROS,并使用 C++ 语言实现 DSM-SLAM 原型系统,底层算法采用 ORB-SLAM。多个无人机采用不同终端进行模拟定位并构建局部地图,同时运行后台程序测试各部分性能。测试数据采用公开 KITTI 数据集<sup>[46]</sup>。KITTI 数据集由德国卡尔斯鲁厄理工学院和美国丰田研究院共同创建,其包含来自城市、乡村和高速公路等真实场景的图像数据,如图 6 所示。每张图像中最多可能包含 15 辆车和 30 个行人,且可能存在不同程度上的遮挡。整个数据集由 389 对立体图像和光流图,39.2 km 视觉测距序列以及超过 200 KB 3D 标注物体的图像组成,且以 10 Hz 的频率采样并同步。本文将 KITTI 数据集中编号为 00、05 的数据集进行选取和切割,用于模拟不同无人机的运动轨迹。



图 6 KITTI 数据集

下面将从后台闭环检测、两步重定位以及基于层次聚类的地图融合三个方面分别设计实验并分析结果以验证 DSM-SLAM 系统性能。

### 6.2.1 后台闭环检测及效果呈现

图 7 所示为 DSM-SLAM 系统中后台服务器对比无人机端的闭环检测过程。每张子图左侧均为无人机的构图状态, 右侧均为后台服务器的构图状态。无人机先将照相机收集的图片做局部地图构建图(如图 7(a)左侧所示), 再按照固定的频率将构建的地图传递到后台; 后台服务器比无人机端的地图更新稍慢, 但基本可以跟上无人机端构图的速度(如图 7(a)右侧所示)。图 7(b)右侧是在后台检测到的闭环情况, 而左侧并没有检测到闭环。图 7(c)右侧是在后台完成的全局优化地图, 图 7(d)左侧是将后台的优化信息回传到无人机, 更新了无人机的位姿信息。

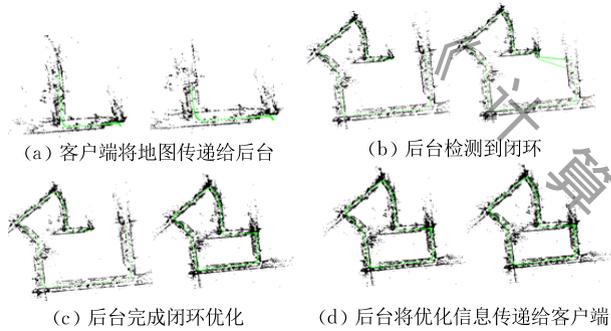


图 7 后台闭环检测过程

### 6.2.2 两步重定位实验结果

首先, 实验需要模拟跟踪失败场景, 本文通过剔除数据集中一些连续图片的方式来模拟短时间场景丢失和长时间场景丢失的情形。具体地, 剔除 1 张图片、5 张图片 and 10 张图片时, 测试单机重定位成功的概率, 其结果如图 8 所示。实验结果表明, 随着跟踪丢失时间的增长, 单机重定位成功的概率降低。图 9 至图 13 所示是两步重定位的过程及实验结果。图 9(a)所示为无人机 A 跟踪丢失时构建的局部地图, 而图 9(b)是在后台保存的无人机 B 曾经到达该地区时构建的局部地图。当后台接收到无人机 A 跟踪丢失的信号后, 会根据其构建的当前环境帧进行局部地图相关搜索, 通过粗略重定位检测匹配, 将与当前帧相似的其他无人机(如无人机 B)构建的关键帧和局部地图下发给无人机 A; 无人机 A 一方面通过自身运动不断生成新的帧, 另一方面不断与从后台接收到的关键帧进行比较(如图 10 所示)。一段时间后, 无人机 A 在无人机 B 构建的局部地图中检测到相匹配的关键帧, 并以此作为参考重新恢复构建自

己的局部地图, 如图 11 所示。无人机 A 跟踪丢失及重定位成功的实际场景如图 12、图 13 所示, 图 13 是基于匹配关键帧及地图点对丢失场景地图 12 的恢复。表 2 展示的是两步重定位过程中数据的共享效率, 其中每一行记录分别对应于在剔除 1 张图片、5 张图片和 10 张图片的重定位过程中, 从后台陆续传递给客户端的关键帧个数, 其结果表明, 每个序列(行)在成功发生了两次重定位后趋于稳定, 这一过程中共享关键帧的平均值分别为 42.57、48.4 和 43.125。

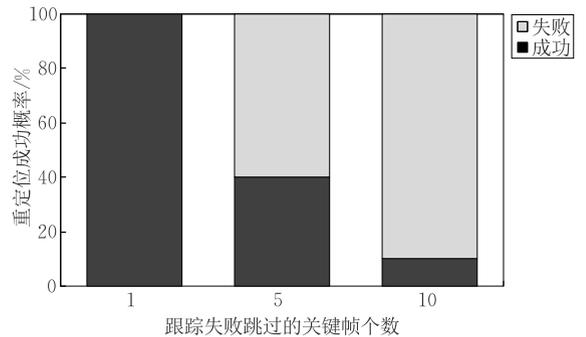


图 8 短时间和长时间跟踪丢失情形下重定位成功概率

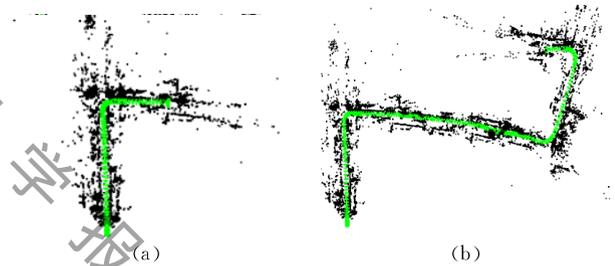


图 9 两步重定位的局部地图

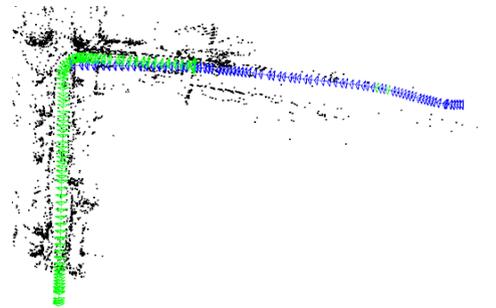


图 10 无人机 A 接收无人机 B 的局部地图

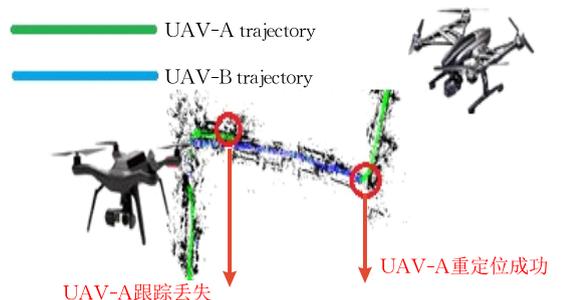


图 11 无人机 A 基于无人机 B 的局部地图继续 SLAM



图 12 无人机 A 跟踪丢失的实际场景图



图 13 无人机 A 基于地图点恢复的场景图

表 2 两步重定位过程中的数据共享效率

序列	在重定位过程中服务器传递给客户端的关键帧个数							平均值			
1	33	33	51	43	40	49	49	42.570			
2	55	55	52	83	32	64	48	24	31	40	48.400
3	37	37	48	42	46	41	44	50	37	37	43.125

### 6.2.3 基于层次聚类的地图融合实验结果

本实验基于 KITTI 数据集集中的 05 号序列和 00 号序列分别测试验证基于层次聚类的地图融合方法的性能。

首先,将 KITTI 数据集集中的 05 号序列进行切分,从中选取重叠率较高的地图,将其分成 3 组图片序列,如图 14 中(a)、(b)和(c)所示,以模拟 3 个无人机分别构建的局部地图,图 14(e)所示为无人机融合构建的局部地图序列.不同于传统的地图融合方法(已有方法均不考虑融合顺序,一旦检测到重叠,就将到达相同区域的无人机地图融合成一个全局地图),本设计将首先在其他无人机上检测与无人机 A 相重叠的局部地图,然后基于层次聚类的地图融合方法选择融合.具体在实验过程中,可能先检测到无人机 A 与无人机 C 的局部地图存在重叠,但不作融合处理,而是继续检测,发现无人机 A 与无人机 B 的局部地图亦重叠,此时,采用基于层次聚类的融合方法计算得知无人机 A 与无人机 B 局部地图的候选匹配关键帧更多,表明未来时间无人机 A 与无人机 B 间数据共享的可能性更大,因此全局地图融合模块将选择图 14(a)和图 14(b)进行融合,获

得无人机 A 和无人机 B 的共享地图,如图 14(d)所示.表 3 展示了使用不同客户端数目的情况下,地图融合过程使用时间及数据共享效率的统计结果.如表 3 行 2 所示,当客户端的数目为 3 时,按照层次聚类进行地图融合,所用的时间一共为 1.1847 s,融合时进行共享的关键帧数目和地图点数目分别为 3618 和 17287.

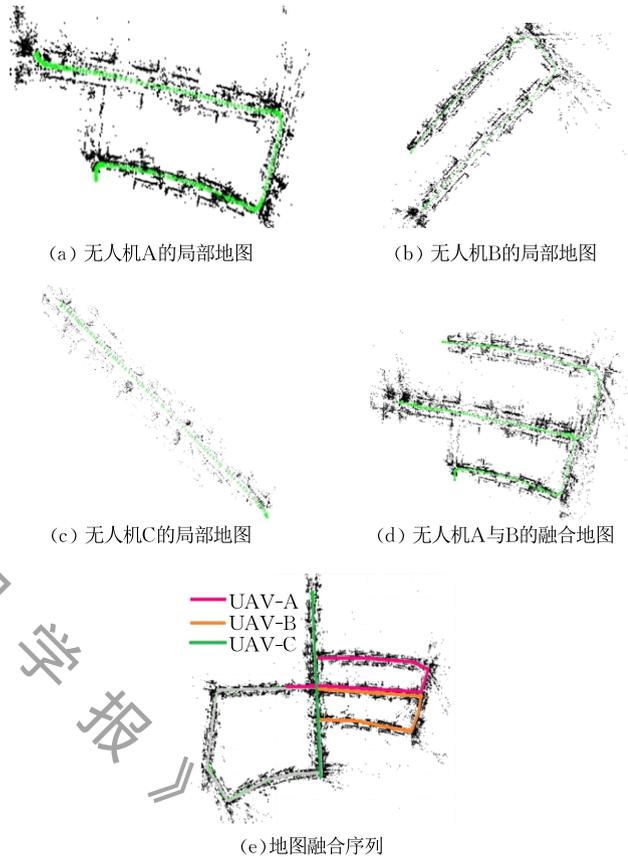


图 14 基于层次聚类的地图融合效果图

其次,本文将 KITTI 数据集中编号为 00 的数据进行选取和切割,分成了四组图片序列,模拟 4 个无人机构建的局部地图,如图 15(a)、(b)、(c)、(d)所示.图 16 所示的是基于层次聚类的地图融合方法融合 4 个无人机构建的局部地图,获得的包含两个子图的全局地图.如表 3 中行 3 所示,当客户端数目为 4 时,按照层次聚类方法进行地图融合,一共存在两次融合,所用的时间一共为 1.252 s,融合时进行共享的关键帧数目和地图点数目分别为 6044 和 35077.如果按照传统的 ORB-SLAM 方法,将检测到的重叠局部地图融合到以某局部地图为初始的全局地图中,那么此随机场景生成过程很容易造成两个有重叠的局部地图无法融合,从而无法与全局地图进行融合的情形出现,如图 17 所示.

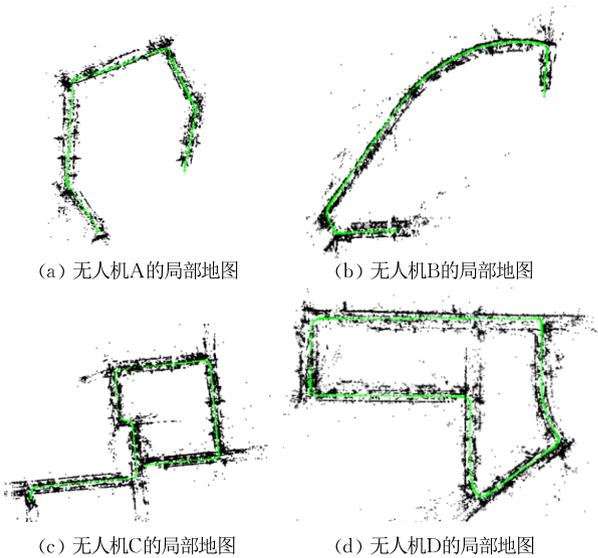


图 15 模拟 4 个无人机构建的局部地图



图 16 基于层次聚类的地图融合效果图

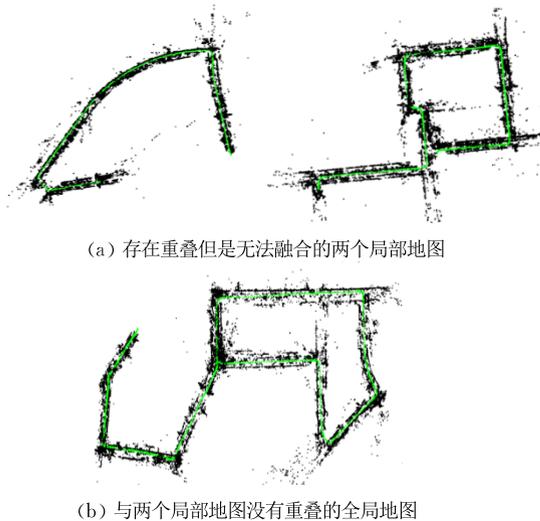


图 17 基于 ORB-SLAM 方法的建图效果图

表 3 不同客户端数目时地图融合使用时间及数据共享效率

客户端个数	融合阶段所用时间/s	共享关键帧数目/个	共享地图点数目/个
2	0.18	2609	10883
3	1.1847	3618	17827
4	$0.255+0.997=1.252$	$2439+3605=6044$	$9489+25588=35077$

基于上述两个实验结果,特别地,对比图 16 和图 17,本文设计的基于层次聚类的地图融合方法更有利于数据共享且适用范围更广泛。

## 7 结论与展望

为提高集群信息共享的效率、保证全局地图构建过程中数据融合的时空一致性,本文提出了一种面向数据共享的多无人机协同 SLAM 方法——DSM-SLAM. DSM-SLAM 基于集中式架构,通过多无人机间局部环境数据的交互共享以及增量式全局地图的构建,不仅实现了一种服务器端粗略定位与无人机上精确定位相结合的两步重定位方法,而且基于层次聚类设计了一种可动态自适应地选择地图融合的顺序的方法. 所提出的 DSM-SLAM 系统可以快速实现无人机出现异常情况时的重定位,并且可以提升多无人机视觉 SLAM 系统数据协同处理的能力. 实验部分分别从后台闭环检测、两步重定位以及基于层次聚类的数据融合三个方面对 DSM-SLAM 系统进行了验证,实验结果表明:基于中央服务器的无人机局部状态及环境感知数据的回传、共享及融合机制,可以在目标跟丢等异常情况发生时,通过服务器端局部地图关键帧的相关搜索和无人机端的自主匹配实现跟踪定位的迅速恢复,有效增强了单无人机 SLAM 的鲁棒性;与此同时,高效的数据融合机制使得基于协同 SLAM 的全局地图构建更加完整、精确、有效. 未来,面向应用需求的不断拓展,我们计划将 DSM-SLAM 系统进一步部署到真实的无人机上,并采用大规模数据集对其性能进行验证. 我们也将进一步探索新的协同算法,挖掘环境地图中的语义信息并将其融合至 DSM-SLAM 系统中,以增强多无人机协同定位与全局地图构建的能力,为无人机自主性能的提升和多无人机协同 SLAM 的应用延伸而夯实基础。

## 参 考 文 献

- [1] Dissanayake M G, Newman P, Clark S, et al. A solution to the simultaneous localization and map building (SLAM) problem. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, 2001, 17(3): 229-241
- [2] Andrew J D, Ian D R, Nicholas D M, Olivier S. Mono-SLAM: Real-time single camera SLAM. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2007, 29(6): 1052-1067

- [3] Smith C, Cheeseman P. On the representation and estimation of spatial uncertainty. *International Journal of Robotics Research*, 1986, 5(4): 56-68
- [4] Cesar C, Luca C, Henry C, et al. Past, present, and future of simultaneous localization and mapping: Toward the robust-perception age. *IEEE Transactions on Robotics*, 2016, 32(6): 1309-1332
- [5] Hugh D, Tim B. Simultaneous localization and mapping: Part I. *IEEE Robotics and Automation Magazine*, 2017, 13(2): 99-110
- [6] Schmuck P, Chli M. Multi-UAV collaborative monocular SLAM//*Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*. Singapore, 2017: 3863-3870
- [7] Zou D, Tan P. CoSLAM: Collaborative visual SLAM in dynamic environments. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2012, 35(2): 354-366
- [8] Quan Mei-Xiang, Piao Song-Hao, Li Guo. An overview of visual SLAM. *CAAI Transactions on Intelligent Systems*, 2016, 11(6): 768-776(in Chinese)  
(权美香, 朴松昊, 李国. 视觉 SLAM 综述. *智能系统学报*, 2016, 11(6): 768-776)
- [9] Montemerlo M, Thrun S F. *Springer Tracts in Advanced Robotics*, 2007, 27(1): 368-369
- [10] Engel J, Thomas S, Cremers D. LSD-SLAM: Large-scale direct monocular SLAM//*Proceedings of the European Conference on Computer Vision*. Zurich, Switzerland, 2014: 834-849
- [11] Engel J, Koltun V, Cremers D. Direct sparse odometry. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2017, 40(3): 611-625
- [12] Forster C, Pizzoli M, Scaramuzza D. SVO: Fast semi-direct monocular visual odometry//*Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*. Hong Kong, China, 2014: 15-22
- [13] Mur-Artal R, Montiel J M M, Tardós J D. ORB-SLAM: A versatile and accurate monocular SLAM system. *IEEE Transactions on Robotics*, 2015, 31(5): 1147-1163
- [14] Mur-Artal R, Tardós J D. ORB-SLAM2: An open-source SLAM system for monocular, stereo, and RGB-D cameras. *IEEE Transactions on Robotics*, 2017, 33(5): 1255-1262
- [15] Zhang Yi, Sha Jian-Song. Visual-SLAM for mobile robot based on graph optimization. *CAAI Transactions on Intelligent Systems*, 2018, 13(2): 290-295(in Chinese)  
(张毅, 沙建松. 基于图优化的移动机器人视觉 SLAM. *智能系统学报*, 2018, 13(2): 290-295)
- [16] Hsiung J, Hsiao M, Westman E, et al. Information sparsification in visual-inertial odometry//*Proceedings of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*. Madrid, Spain, 2018: 1146-1153
- [17] Yamauchi B. A frontier-based approach for autonomous exploration//*Proceedings of the IEEE International Conference on Computational Intelligence in Robotics and Automation*. California, USA, 1997, 97: 146
- [18] Cunningham A, Paluri M, Dellaert F. DDF-SAM: Fully distributed SLAM using constrained factor graphs//*Proceedings of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems(IROS)*. Taipei, China, 2010: 3025-3030
- [19] Choudhary S, Indelman V, Christensen H I, et al. Information-based reduced landmark SLAM//*Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*. Washington, USA, 2015: 4620-4627
- [20] Cieslewski T, Choudhary S, Scaramuzza D. Data-efficient decentralized visual SLAM//*Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*. Brisbane, Australia, 2018: 2466-2473
- [21] Karrer M, Agarwal M, Kamel M, et al. Collaborative 6DoF relative pose estimation for two UAVs with overlapping fields of view//*Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*. Brisbane, Australia, 2018: 1534-1539
- [22] Forster C, Lynen S, Kneip L, Scaramuzza D. Collaborative monocular SLAM with multiple micro aerial vehicle//*Proceedings of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*. Tokyo, Japan, 2013: 3962-3970
- [23] Morrison J G, Gálvez-López D, Sibley G. MOARSLAM: Multiple operator augmented RSLAM//*Proceedings of the Distributed Autonomous Robotic Systems*. Springer, Tokyo, 2016: 119-132
- [24] Arumugam R, Enti V R, Bingbing L, et al. DAvinCi: A cloud computing framework for service robots//*Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation(ICRA)*. Alaska, USA, 2010: 3084-3089
- [25] Riazuelo L, Civera J, Montiel J M M. C2TAM: A cloud framework for cooperative tracking and mapping. *Robotics and Autonomous Systems*, 2014, 62(4): 401-413
- [26] Schmuck P, Chli M. Multi-UAV collaborative monocular SLAM//*Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*. Singapore, 2017: 3863-3870
- [27] Schmuck P, Chli M. CCM-SLAM: Robust and efficient centralized collaborative monocular simultaneous localization and mapping for robotic teams. *Journal of Field Robotics*, 2018, 36(4): 763-781
- [28] Van Opdenbosch D, Steinbach E. Collaborative visual SLAM using compressed feature exchange. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2019, 4(1): 57-64
- [29] Gálvez-López D, Tardos J D. Bags of binary words for fast place recognition in image sequences. *IEEE Transactions on Robotics*, 2012, 28(5): 1188-1197
- [30] Gálvez-López D, Tardos J D. Real-time loop detection with bags' of binary words//*Proceedings of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems(IROS)*. San Francisco, USA, 2011: 51-58

- [31] Golodetz S, Cavallari T, Lord N A, et al. Collaborative large-scale dense 3D reconstruction with online inter-agent pose optimization. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 2018, 24(11): 2895-2905
- [32] Knuth J, Baroah P. Collaborative localization with heterogeneous inter-robot measurements by Riemannian optimization // *Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*. Karlsruhe, Germany, 2013: 1534-1539
- [33] Colares R G, Chaimowicz L. The next frontier: Combining information gain and distance cost for decentralized multi-robot exploration // *Proceedings of the 31st Annual ACM Symposium on Applied Computing*. Pisa, Italy, 2016: 268-274
- [34] Quigley M, Conley K, Gerkey B, et al. ROS: An open-source Robot Operating System // *Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA) Workshop on Open Source Software*. Kobe, Japan, 2009, 3(3.2): 5
- [35] Kümmerle R, Grisetti G, Strasdat H, et al.  $G^2o$ : A general framework for graph optimization // *Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*. Shanghai, China, 2011: 3607-3613
- [36] Lu F, Milios E. Globally consistent range scan alignment for environment mapping. *Autonomous Robots*, 1997, 4(4): 333-349
- [37] Dellaert F, Kaess M. Square Root SAM: Simultaneous localization and mapping via square root information smoothing. *The International Journal of Robotics Research*, 2006, 25(12): 1181-1203
- [38] Konolige K, Grisetti G, Kümmerle R, et al. Efficient sparse pose adjustment for 2D mapping // *Proceedings of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*. Taipei, China, 2010: 22-29
- [39] Li F, Yang S, Yi X, et al. CORB-SLAM: A collaborative visual SLAM system for multiple robots // *Proceedings of the International Conference on Collaborative Computing, Networking, Applications and Worksharing*. Guangzhou, China, 2017: 480-490
- [40] Kaess M, Ranganathan A, Dellaert F. iSAM: Incremental smoothing and mapping. *IEEE Transactions on Robotics*, 2008, 24(6): 1365-1378
- [41] Kaess M, Johannsson H, Roberts R, et al. iSAM2: Incremental smoothing and mapping using the Bayes tree. *The International Journal of Robotics Research*, 2012, 31(2): 216-235
- [42] Gao Xiang, Zhang Tao. *Visual SLAM Fourteen Lessons*. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2017 (in Chinese)  
(高翔, 张涛. *视觉 SLAM 十四讲从理论到实践*. 北京: 电子工业出版社, 2017)
- [43] Hartley R, Zisserman A. *Multiple View Geometry in Computer Vision*. Cambridge, USA: Cambridge University Press, 2003
- [44] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 60(2): 91-110
- [45] Derpanis K G. Overview of the RANSAC algorithm. *Image Rochester NY*, 2010, 4(1): 2-3
- [46] Geiger A, Lenz P, Urtasun R. Are we ready for autonomous driving? The KITTI vision benchmark suite // *Proceedings of the 2012 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. Providence, USA, 2012: 3354-3361



**SHI Dian-Xi**, Ph. D., professor, Ph. D. supervisor. His current research interests include artificial intelligence, distributed computing, cloud computing and big data processing etc.

**YANG Zhuo-Yue**, M. S. Her current research interests include artificial intelligence etc.

**JIN Song-Chang**, Ph. D., assistant professor. His current research interests include artificial intelligence, data mining,

community detection etc.

**ZHANG Yong-Jun**, Ph. D., professor. His current research interests include high performance computing, distributed application system etc.

**SU Xiang-Dong**, Ph. D., lecturer. His current research interests include machine learning, natural language processing etc.

**LI Rui-Hao**, Ph. D., assistant professor. His current research interests include autonomous robots, SLAM and artificial intelligence etc.

## Background

During the past several years, Unmanned Aerial Vehicle (UAV) has been widely used in various fields to assist or even replace humans to perform high-risk tasks, such as disaster relief, fire fighting, and battlefield tracking. In the

past, it was usually a single UAV that performed a certain task independently. Due to the limitation of ability and range of perception, single UAV can only perceive its local environmental information and make action decision according to

local information and its own state, so it is difficult to ensure the correctness of decision and system security. The limited on-board computing resources can not deal with the repositioning problem in the case of target loss quickly. With the increasing complexity of tasks and the higher requirements for timeliness, single UAV can no longer meet the needs of the applications in more and more occasions, such as disaster monitor and emergency anomaly detection. In addition, single UAV can easily cause the system to be unable to work properly because of sensor failure, so it is necessary to improve the security and robustness of the whole system. Multi-UAV collaboration can expand the scope of tasks and improve task execution efficiency. Therefore, multi-UAV collaboration in the past two years is becoming a research hotspot and application trend.

Simultaneous Localization And Mapping (SLAM) refers to the computational problem of constructing or updating a map of an unknown environment while simultaneously keeping track of an agent's location within it from a stream of sensor data. SLAM is the basis of the autonomous operation of UAVs, especially in the unknown environment. At present, single UAV SLAM, especially visual camera-based single UAV SLAM, has made great progress in both academic field and industry. But the main direction of researchers still concentrates more on single UAV SLAM currently. Research on multi-UAV collaborative SLAM is relatively rare.

Compared with the single UAV SLAM, the core of multi-UAV collaborative SLAM is how to solve the problem

of data sharing between UAVs, such as local maps, key-frames and so on. This paper makes preliminary research and experiment on the multi-UAV collaborative SLAM based on vision. Aiming at the problem of sharing data between UAVs during tracking lost and map fusion, this paper proposes a robust collaborative multi-UAV SLAM framework-Data Sharing Multi-UAV visual SLAM (DSM-SLAM) based on a centralized architecture.

Based on a central server, DSM-SLAM is enabled to realize the interaction, sharing and fusion of the local environmental data among multiple UAVs and the construction of incremental global maps. In this paper, DSM-SLAM achieves two goals: (1) It realizes a two-step relocation method combining rough positioning on a server and precise positioning on UAVs to assist the UAVs to quickly and accurately restore tracking and positioning in the event of abnormal conditions. (2) Based on hierarchical clustering, it proposes and implements a method for dynamically and adaptively selecting the order of map fusion, which improves the ability of data processing of multi-UAV visual SLAM system. Finally, a collaborative SLAM prototype system for DSM-SLAM is implemented based on ROS, and experiments are carried out on the open KITTI dataset to verify the effectiveness of the system.

We are fortunate to be involved in the project "A Multi-UAV Collaborate SLAM Method Oriented to Data Sharing". This work was supported by the National Key Research and Development Program of China under Grand No. 2017YFB1001901.