

# 数字地图拼接技术综述

吕斌<sup>1</sup>, 刘淼<sup>1</sup>, 吴建清<sup>2\*</sup>, 张子毅<sup>2</sup>, 陈启香<sup>1</sup>

(1. 兰州交通大学交通运输学院, 甘肃 兰州 730070; 2. 山东大学齐鲁交通学院, 山东 济南 250002)

**摘要:**随着同步定位与建图(simultaneous localization and mapping, SLAM)研究的深入,SLAM任务的复杂性和工作量随之增加,学者们的研究重点开始转向多机器人(或多车)SLAM。多个机器协同工作,提高了建图效率。进行多机器人(或多车)SLAM时,需将局部地图拼接构建全局地图。数字地图拼接技术通过对局部地图的重叠部分进行特征匹配和融合,实现了局部地图到全局地图的转换,提高了地图构建的精度和效率,在自动驾驶、多机器人系统、地理信息系统等领域具有重要的应用价值。本研究介绍地图拼接过程中常用的典型数字地图及其优缺点,分析地图拼接结果的影响因素;围绕同构和异构地图拼接两个方面,系统阐述数字地图的拼接方法;分析地图拼接技术存在的问题,指出异构地图拼接技术现存问题的解决思路。

**关键词:**数字地图;自动驾驶;SLAM;多机器人;地图拼接

**中图分类号:**TP249 **文献标志码:**A

**引用格式:**吕斌,刘淼,吴建清,等. 数字地图拼接技术综述[J]. 山东大学学报(工学版),2025,55(3):1-15.

LÜ Bin, LIU Miao, WU Jianqing, et al. Review on digital map stitching technology[J]. Journal of Shandong University (Engineering Science), 2025, 55(3):1-15.

## Review on digital map stitching technology

LÜ Bin<sup>1</sup>, LIU Miao<sup>1</sup>, WU Jianqing<sup>2\*</sup>, ZHANG Ziyi<sup>2</sup>, CHEN Qixiang<sup>1</sup>

(1. School of Traffic and Transportation, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou 730070, Gansu, China; 2. School of Qilu Transportation, Shandong University, Jinan 250002, Shandong, China)

**Abstract:** As simultaneous localization and mapping (SLAM) research deepened, the complexity and workload of SLAM tasks increased. Scholars begun to shift their research focus towards multi-robot (or multi-vehicle) SLAM. The collaboration of multiple robots enhanced mapping efficiency. When conducting multi-robot (or multi-vehicle) SLAM, it was necessary to merge local maps to construct a global map. Digital map stitching technology transforms from local maps to global maps through feature matching and fusion of overlapping areas, improving the accuracy and efficiency of map construction. This technology had significant application value in fields such as autonomous driving, multi-robot systems, and geographic information systems. This paper introduced the typical digital maps commonly used in the map stitching process, along with their advantages and disadvantages. It analyzed the factors influencing stitching results, systematically discussing digital map stitching methods around the aspects of homogeneous and heterogeneous map stitching. Additionally, it examined the existing issues in map stitching technology and outlined potential solutions to the challenges posed by heterogeneous map stitching technology.

**Keywords:** digital map; autonomous driving; SLAM; multi robot; map stitching

## 0 引言

近年来,自动驾驶技术成为研究热点<sup>[1]</sup>,同步

定位与建图(simultaneous localization and mapping, SLAM)研究实现了车辆的高精度定位。构建动态更新地图,不仅提高了自动驾驶车辆行驶过程中的轨迹精度,还大幅度提高了驾驶安全性,成为自动

驾驶领域的一项关键技术<sup>[2]</sup>。SLAM 最早在机器人领域提出,机器人在未知环境中构建位姿和环境地图,并根据位姿和地图估计自身的运动位置,在运动过程中构建增量式地图,以达到同步定位与建图的目的,最终实现车辆的自动寻航和避障。SLAM 过程的核心在于获得环境信息并将其可视化,实现地图的更新,主要回答 2 个问题:我在哪儿(定位)、我周围是什么(建图)<sup>[3]</sup>。

随着 SLAM 研究的深入,其研究重点由室内转向室外,由小规模的静态简单场景转向大规模的动态复杂场景,SLAM 任务的复杂程度和工作量也随之增加,单机器人建图效率低,难以完成任务。为解决单机器人工作效率低的问题,学者们将研究重点转向多机器人(或多车)SLAM,即多个机器人/车辆在制定的环境中协同工作<sup>[4-6]</sup>。多个机器人协同工作,可以克服单机器人在资源和性能上的限制<sup>[7]</sup>。多机器人建图团队比单个机器人平台更具有容错能力,因为单机器人的故障并不一定意味着建图过程的终止。多个机器人也可以使用不同的传感器进行建图,从而提高建图质量<sup>[8]</sup>。然而,使用多个机器人同时在同一区域进行环境建模不是一项简单的任务,多机器人 SLAM 面临着许多挑战<sup>[9]</sup>。使用多个机器人探索环境时,它们收集到的信息需共享到一个通用的全球地图中,将多个机器人收集到的局部地图拼接成一个全局地图,称为地图拼接<sup>[10]</sup>。数字地图拼接技术在多机器人系统中起着重要作用,文献<sup>[11]</sup>指出了地图拼接的研究现状,地图拼接是一项兼具研究价值与技术挑战的任务,但受关注程度远不及同步定位与建图。

1985 年,Lynch 和 Saalfeld 通过一次偶然的环境组合第一次实现地图拼接<sup>[12]</sup>。地图拼接是一个复杂的过程,涉及到地图数据的匹配和合并,多种原因可导致地图数据有差异,因此,地图拼接过程中存在很大的不确定性。在地图拼接的过程中,不仅要调整匹配的特征的位置,还要根据匹配的特征调整不匹配的特征<sup>[13]</sup>,为此,各种地图拼接算法相继产生。文献<sup>[14-15]</sup>提出使用相同的线性特征将整个区域划分以合并两个地图数据集,该方法可以保留形状特征,但仅限于线性特征;文献<sup>[16]</sup>提出一种利用匹配点和不匹配点之间的关系调整不匹配点的位置的方法,但形状变形仍然存在。

早期的拼接算法研究不够深入,或多或少存在一些缺点。随着地图拼接方面的深入研究,学者们在先前学者研究的基础上不断改进创新,各种改进的拼接算法相继提出。基于现有文献,本研究对数

字地图拼接技术进行了总结。对地图拼接过程常用的 3 种典型数字地图,即栅格地图、特征地图和拓扑地图<sup>[17]</sup>进行详细介绍,并对其优缺点进行了总结;对地图拼接的影响因素进行了分析,除了受地图类型的影响外,还受机器人硬件、建图算法、数据共享、相对位置和全局地图等因素的影响;对地图拼接方法进行了总结,目前已有的地图拼接方法主要包括两类:同构和异构地图的拼接,分别对同构地图和异构地图的拼接方法进行了详细介绍;对不够成熟的异构地图拼接面临的问题进行了列举,并对数字地图拼接技术的未来进行展望。

## 1 环境地图类型

常用的环境地图类型主要有 3 种:栅格地图、特征地图和拓扑地图。下面对这 3 种地图类型进行详细介绍。

### 1.1 栅格地图

栅格地图是一种基于栅格的地图表示方法,如图 1 所示。



图 1 栅格地图

Fig.1 Occupancy grid map

栅格地图将环境信息划分成均匀的栅格,每一个栅格都具有 3 种状态:被占据(occupied)、空闲(free)和未知(unknown)。每个栅格分配一个数值表示空间占据概率,称为占用率,每块栅格的初始占用率均为 50%。文献<sup>[18]</sup>提出栅格地图是机器人常用的地图表示方法之一,常用于机器人的定位和路径规划,在自动驾驶领域应用广泛。栅格地图可以向车辆提供道路几何形状、交通标志、车道边界等道路信息,用来感知道路环境,帮助车辆完成路径规划、避开障碍物。与其他类型的数字地图相比,栅格地图的创建更简单,不受环境地形的限制,且数据易于保存和维护。栅格地图还可以根据应用场景调整栅格的分辨率和精度。在地图信息的表达上,栅格地图上的每个栅格可以表达不同的属性特征,使地图内容更加直观。栅格地图的不足之处为:当环境范围变大、环境信息复杂度提升时,栅格地图的信息维护

和更新的难度随之变大,同时目标识别精度下降;栅格地图在表达地图信息时还有一定的精度限制,无法准确表达地图的细节和连续性。

由于在复杂环境下,栅格的信息维护和更新难度大幅度增加,计算效率很低<sup>[19]</sup>,学者们将更多关注放在了从环境中提取特征、构建基于特征的环境地图上,通过简化信息提高计算效率,从而降低构建复杂、大面积环境地图的难度<sup>[4]</sup>。

### 1.2 特征地图

特征地图也称几何信息地图,通过从原始观测数据中提取几何特征(如点、线、弧等),并用这些离散特征描述环境<sup>[20]</sup>,点特征地图如图2所示。

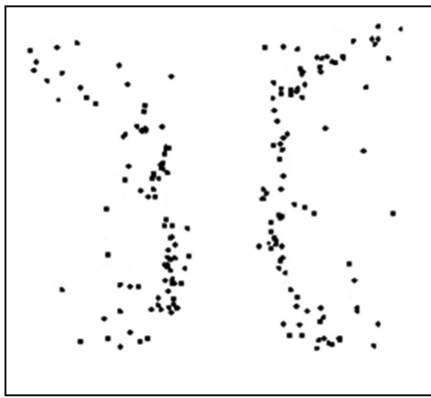


图2 点特征地图  
Fig.2 Point feature map

特征地图简化描述提取到的环境信息,因此障碍物可以在地图中简单直观地体现,具有数据量少、计算效率高等优点。简化描述在减少数据量的同时也造成了特征地图在环境表述方面的一些不足,特征地图中常用的点特征对环境细节表达不足,所以,特征地图难以直接运用到路径规划,多用于机器人定位<sup>[20]</sup>。另外,特征地图进行数据关联的难度较大,数据关联的准确性较低。几何信息的提取与感知信息的处理需同步进行,处理过程难度大且较为繁琐,需要大量数据进行支撑<sup>[2]</sup>。

特征地图在特征提取方面难度大,数据关联方面存在误差,在目前的研究中,特征地图的应用没

表1 3种类型地图优缺点总结表

Table 1 Summary table of advantages and disadvantages of three types of maps

地图类型	优点	缺点
栅格地图	地图内容直观;创建简单,不受环境地形的限制;数据易于保存和维护;栅格的分辨率和精度可调节	当环境范围变大、环境信息变复杂时,栅格地图的信息维护和更新难度会随之变大,目标识别效果也会变差;受一定的精度限制,无法准确表达地图的细节和连续性
特征地图	简化环境信息,数据量少;计算效率高	对环境细节表述不足,难以直接运用到路径规划;数据关联难度大
拓扑地图	占用内存小,计算效率高,容易维护和更新,路径规划效率高	对环境的表示不直观,路径规划最优性差,相似环境特征分辨性差

有栅格地图广泛。

### 1.3 拓扑地图

文献[21]提出的拓扑地图是一种抽象的环境地图表达方法,如图3所示。

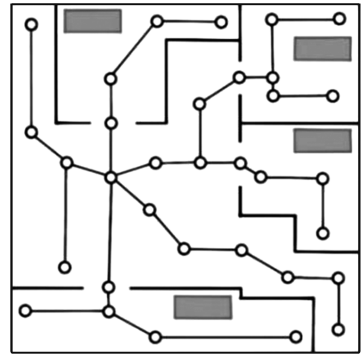


图3 拓扑地图  
Fig.3 Topological map

拓扑地图利用节点表示环境中的关键特征(如拐角、门、走廊等典型地标),利用边表示节点之间的衔接关系(如走廊连接两个节点)。拓扑地图多用于机器人导航,机器人通过传感器获取环境信息,将环境信息与拓扑地图匹配,从而确定自身所处的位置,再利用拓扑地图上的节点和边规划到达目的地的最短路径。拓扑地图通过节点和边对环境地图进行简化描述,具有占用内存小、计算效率高、容易维护和更新等优点。另外,拓扑地图是一种抽象化的环境地图表示方法,使机器人更好地理解环境,有助于机器人准确避开障碍物和进行路径规划<sup>[22]</sup>。由于拓扑地图的识别匹配以节点为基础,当拓扑地图中存在两个相似的环境特征时难以区分,这将对机器人规划最优路径造成很大影响。拓扑地图适用于结构化环境,非结构化环境会使拓扑地图地点的识别变得复杂<sup>[23]</sup>。

拓扑地图无法准确记录环境特征的形状、距离等,只能记录节点和节点之间的拓扑关系。与栅格地图和特征地图相比,拓扑地图对环境的表示不直观,因此,关于拓扑地图的研究成果较少。

上述3种地图表示类型的特点如表1所示。

## 2 影响地图拼接的因素

众多地图拼接算法通常解决地图融合和地图匹配这两个问题中的一个或两个。文献[24]对影响地图拼接的因素进行了总结,地图拼接影响因素有很多,除了第1章介绍的地图类型外,地图拼接还受到机器人的硬件配置、信息共享方式、相对位置信息、建图算法和生成的全局地图等因素的影响。地图拼接因素之间的关系如图4所示,其中,实线表示强制关系,虚线表示可选关系。

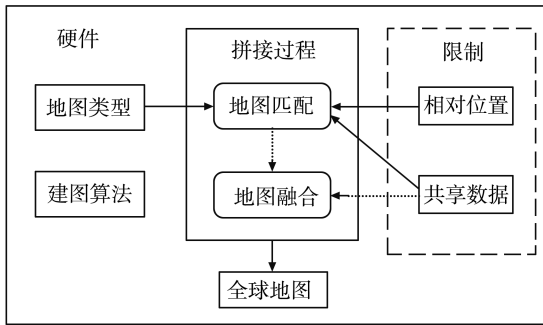


图4 地图拼接因素之间的关系

Fig.4 The relationship between map stitching factors

### 2.1 机器人的硬件配置

单个机器人创建地图类型和使用建图算法受其硬件配置的影响,在机器人建图和地图拼接过程

中发挥作用的硬件主要有传感器配置、通信硬件、处理能力和可用内存。

#### 2.1.1 传感器配置

内外部传感器的组合决定了机器人可创建的地图类型、可应用的建图算法和建图的准确性。同构地图拼接通常忽略由于传感器质量不同引起的地图差异,异构地图拼接则更需关注传感器之间的差异,不同传感器通常是地图间类型、分辨率等差异的来源。在多机器人SLAM过程中,传感器配置还会影响机器人在遇到另一个机器人时能否估计其位置及估计的准确性<sup>[24]</sup>。

SLAM传感器有很多种,包括摄像头、激光雷达、超声波雷达、毫米波雷达、惯性测量单元和红外热成像仪等,其中该领域研究的核心传感器为摄像头和激光雷达。摄像头作为一种广为人知的传感器,最早在交通领域广泛应用。激光雷达点云数据的处理和计算过程比图像更简单,而且相较于摄像头受光照的影响更小,近年来得到了更多关注。激光雷达在SLAM领域应用广泛,文献[25]提出一种点云实时聚类方法,能够实时提供高精度的环境感知数据,显著提升了SLAM的鲁棒性,点云实时聚类步骤如图5所示。在智能交通领域,路侧激光雷达的应用<sup>[26-29]</sup>也是学者们的研究重点。

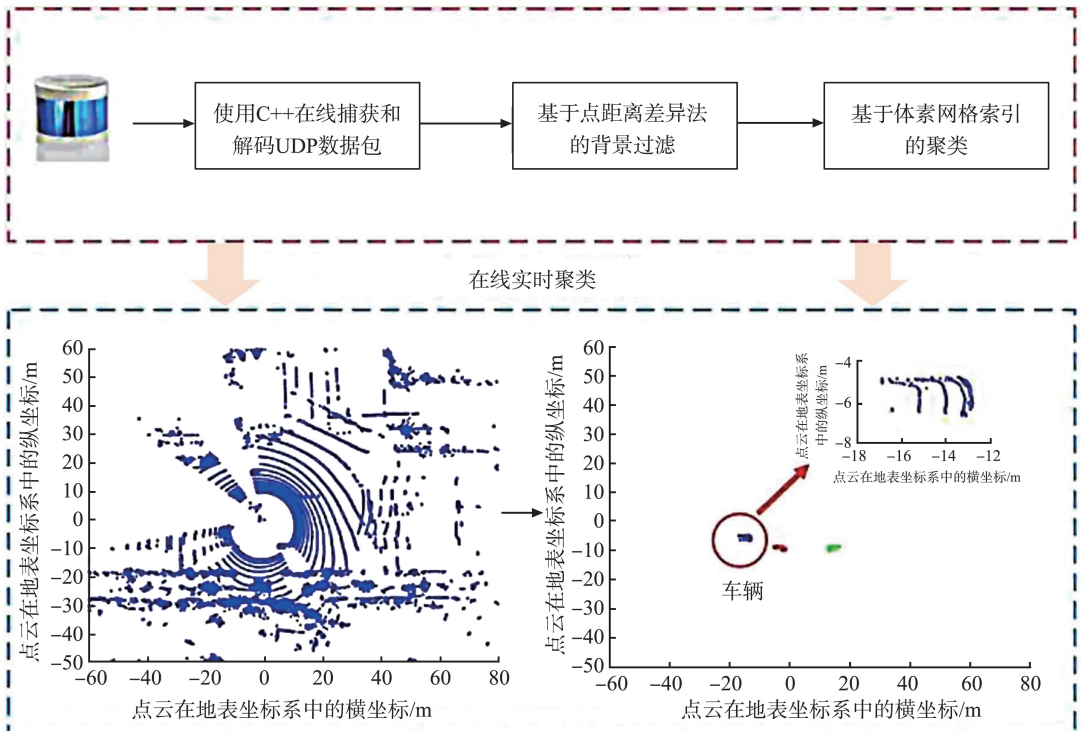


图5 点云实时聚类步骤

Fig.5 Steps for real-time clustering of point clouds

### 2.1.2 通信硬件

地图拼接需要所有参与建图的机器人都能进行数据的传输和接收,这样才能实现机器人之间的地图数据交换。通信信道的带宽决定了可传输的数据量,同时,地图拼接的可能性也受其限制<sup>[30]</sup>。为解决基本的带宽需求,文献[31]提出在机器人进行数据交换时只发送压缩后的关键帧,只对关键帧位姿进行更新;文献[32]提出通过优化机器人决策交换数据的算法动态适应当前带宽。

### 2.1.3 处理能力

不同传感器配置和建图算法对处理能力的要求不同。地图拼接本身的计算成本很高,缺乏高处理能力的机器人在进行地图拼接的计算时存在一定困难。研究人员对处理能力共享进行了研究,文献[33]提出机器人集群的概念。机器人集群是一组能够共享其处理资源的单个机器人,机器人可以通过使用其他机器人的处理单元解决难题。

### 2.1.4 可用内存

可用内存大小决定了机器人可以接收和存储的数据量,同时也限制了建图的大小和分辨率。现代机器人的任务通常是3D建图,3D建图对可用内存提出了重大挑战。缓解这一问题的方法是使用八叉树表示,它能精确地对大空间进行建图,同时将使用的内存最小化<sup>[34]</sup>。通常,内存越大,机器人存储的数据越多,从而更容易获得高质量的地图<sup>[35]</sup>。

## 2.2 信息共享方式

在多机器人系统中,需要机器人之间进行信息共享,以便将各个机器人构建的局部地图拼接成全局地图,其中,通信信道宽度是影响信息共享方式的关键因素。目前,信息共享的方式主要有两种,分别为只共享当前地图数据和共享与地图相关的所有数据。

(1)只共享当前地图数据。该共享方式仅需机器人共享当前最新的地图数据,所需的通信带宽较小,适用于实时性要求较高的场景。由于只需要共享当前的地图数据,网络负担小,数据传输速度快,这种方式在进行信息共享时广泛采用,尤其是在带宽有限的情况下<sup>[36]</sup>。

(2)共享与地图相关的所有数据。该方式需要机器人共享所有的控制和传感器数据,其中还包括历史数据和状态信息。这种方式能为地图拼接提供更全面的信息,尤其有助于异构地图的拼接,但它对通信信道的带宽要求较高,因此在进行信息共享时较少采用<sup>[37]</sup>。这种方式还适用于对拼接精度

要求较高的场景,但需要满足带宽要求和确保通信网络的稳定性。

### 2.3 相对位置信息

在同构和异构地图拼接过程中,相对位置信息直接影响着地图拼接的难度,主要分初始位置已知和初始位置未知两种情况。

#### 2.3.1 初始位置已知

机器人初始位置已知是进行地图拼接时最简单的情况,通过初始位置关系可以得到局部地图之间的变换关系,但误差会随着时间持续累积<sup>[38]</sup>。为了减小误差,可以通过梯度下降法寻找最优变换或利用粒子滤波算法进行优化<sup>[39]</sup>。

#### 2.3.2 初始位置未知

初始位置未知的情况下进行地图拼接是相对困难的一种情况,它具有多种解决方法,如通过交会、优化和特征匹配进行拼接<sup>[38]</sup>。交会是使用传感器测量彼此相遇时的位置,结合优化算法得到局部地图之间的转换关系;优化主要是通过人工智能算法(如遗传算法)搜索地图之间的重叠区域得到变换关系;特征匹配主要是提取局部地图中的点特征和线特征匹配地图。

### 2.4 建图算法

通过建图算法,机器人将采集的环境信息与定位算法估计的位姿变换进行数据关联,生成局部地图,并将其与全局地图对齐,实现地图的增量式创建与更新,更新的地图信息也会对机器人的位姿进行优化<sup>[40]</sup>。机器人所使用的建图算法不同,地图拼接方法也会由于地图类型的差异有所不同,目前常用的建图算法主要有以下几种。

#### 2.4.1 基于扩展卡尔曼滤波(extended Kalman filter, EKF)的建图方法

EKF是早期SLAM算法的一种经典框架,EKF-SLAM由文献[41]提出。使用EKF对非线性SLAM系统进行线性化,同时估计机器人的位姿,将当前的周围局部环境特征和位姿估计存储到全局地图中,完成对地图的更新<sup>[40]</sup>。EKF算法存在估计精度较低的问题,为了提高EKF算法的估算精度,许多学者对它进行了改进。文献[42]将EKF-SLAM和分布式SLAM的优点相结合,提出一种新型分布式EKF-SLAM系统;文献[43]提出一种改进多新息理论的EKF-SLAM算法,将每个滤波过程中的当前时刻的新息向量扩展为过去多个时刻的新息向量,并将扩展新息向量中每个时刻的观测值都替换为上一时刻的观测值,减少了状态估计误差,提高了建图精度。

## 2.4.2 基于RB粒子滤波(rao-blackwellized particle filter, RBPF)的建图方法

通过粒子进行机器人运动位姿估计和局部环境地图的拟合,运用概率优化的方法建图,优化机器人的位姿估计。相较于EKF算法,粒子滤波器受错误位姿估计的影响更小。粒子算法要达到所需估计精度需要大量粒子,算法时间复杂度较高;重采样过程容易出现粒子耗散的问题,粒子多样性下降,导致粒子退化<sup>[44]</sup>。针对以上问题,许多研究者对粒子滤波器进行了优化。文献[45]提出权值抖动萤火虫算法和不完全重采样相结合的方法对粒子滤波进行改进,有效缓解了粒子退化,提高了滤波精度;文献[44]提出一种基于多策略鲸鱼算法优化的粒子重组粒子滤波算法,提高了位姿和路标估计的精度,鲁棒性更佳。

## 2.4.3 基于图优化的建图方法

基于图优化的SLAM算法由文献[46]提出,将SLAM问题以图的形式表述。机器人的运动姿态和环境信息由节点表示,运动姿态和环境信息间的约束由边表示。图优化可以对当前时刻的位姿进行修正并将整个建图过程的轨迹进行优化,该算法为离线建图算法,在数据采集结束后离线状态下创建全局地图并进行优化。近年来,提出许多基于图优化的算法,其中比较经典的算法有Olson<sup>[47]</sup>、TreeMap<sup>[48]</sup>、TORO<sup>[49]</sup>和iSAM<sup>[50]</sup>。图优化的激光SLAM算法可以消除长时间的误差,使地图更精确,但对激光雷达运动畸变的处理不够完善。文献[51]提出一种处理激光雷达数据的改进方案,解决了雷达数据反序、扫描时频率不稳定等问题。

## 2.5 生成的全局地图

### 2.5.1 共享全局地图

该地图由机器人共同更新,一个子地图完成时,它的数据将与通信范围内的所有机器人共享<sup>[52]</sup>。

### 2.5.2 单独的地图

在进行地图拼接后,每个机器人也可以单独进行地图更新,每个机器人的地图都不同。

### 2.5.3 混合地图

一般地,对异构地图进行拼接,拼接结果不是一个共同的地图,而是两个不同的地图,每个地图都以该机器人建图的格式表示。将异构地图进行拼接时,还会出现另一种结果,即混合地图,该地图不是通过数据融合形成的,而是通过在现有地图上放置另一层地图形成的<sup>[53]</sup>。

## 3 同构地图的拼接方法

目前,同构地图拼接方法的研究已经较为成熟,各种拼接算法相继提出。文献[4]对栅格地图、特征地图、拓扑地图等多机器人SLAM解决方案中典型地图类型的拼接方法进行了全面总结,介绍如下。

### 3.1 栅格地图拼接

栅格地图的拼接方法根据工作机制的不同可分为3类:概率法、优化方法和基于特征的方法<sup>[51]</sup>。

#### 3.1.1 概率法

在栅格地图中,每个栅格的占用率是用概率法表示的,因此,使用概率法拼接栅格地图是一种直观的拼接方法<sup>[54]</sup>,分为机器人已知彼此的初始位姿和机器人未知初始位姿两种情况。

当两个机器人知道彼此的初始位姿时,后验概率数学表达式为<sup>[37]</sup>

$$p(x_{1:t}^1, x_{1:t}^2, m | z_{1:t}^1, u_{0:t-1}^1, x_0^1, z_{1:t}^2, u_{0:t-1}^2, x_0^2) = p(m | x_{1:t}^1, z_{1:t}^1, x_{1:t}^2, z_{1:t}^2) \cdot p(x_{1:t}^1 | z_{1:t}^1, u_{0:t-1}^1, x_0^1) \cdot p(x_{1:t}^2 | z_{1:t}^2, u_{0:t-1}^2, x_0^2), \quad (1)$$

式中, $m$ 为环境地图, $x_{1:t}^1$ 为机器人1的运动轨迹, $x_{1:t}^2$ 为机器人2的运动轨迹, $z_{1:t}^1$ 、 $z_{1:t}^2$ 分别为机器人1、2对应的观测序列, $u_{0:t-1}^1$ 、 $u_{0:t-1}^2$ 分别为机器人1、2执行的动作序列, $x_0^1$ 、 $x_0^2$ 分别为机器人1、2的初始位姿。

将式(1)进行推广可得到多机器人的栅格地图拼接方法,占用率数学表达式为<sup>[55]</sup>

$$p(C_{x,y}) = \frac{D_{x,y}}{1+D_{x,y}}, \quad (2)$$

$$D_{x,y} = \prod_{i=1}^n D_{x,y}^i, \quad (3)$$

$$D_{x,y}^i = \frac{p(C_{x,y}^i)}{1-p(C_{x,y}^i)}, \quad (4)$$

式中, $p(C_{x,y})$ 为位置 $(x,y)$ 栅格被障碍物占据的概率, $D_{x,y}$ 和 $D_{x,y}^i$ 为辅助变量, $p(C_{x,y}^i)$ 为全局坐标系中位置 $(x,y)$ 栅格被机器人 $i$ 占据的概率。

在实际建图中,机器人通常广泛分布在不同的位置,很难确定它们的初始位姿,因此,对未知机器人初始相对位姿的研究更多。当机器人的初始位姿未知时,利用交会的概念确定机器人的相对位姿。从一个机器人(其初始位姿是任意的)开始绘制地图,当第一次遇到其他的机器人时,将该机器人的数据合并到地图中,机器人之间的再次相遇则不再进行合并。后验概率数学表达式为<sup>[37]</sup>

$$p(x_{1:t}^1, x_{s:t}^2, m | z_{1:t}^1, u_{0:t-1}^1, x_0^1, z_{s:t}^2, u_{s:t-1}^2, \Delta_s^2) = p(m | x_{1:t}^1, z_{1:t}^1, x_{s:t}^2, z_{s:t}^2) \cdot p(x_{1:t}^1 | z_{1:t}^1, u_{0:t-1}^1, x_0^1) \cdot p(x_{s:t}^2 | z_{s:t}^2, u_{s:t-1}^2, \Delta_s^2), \quad (5)$$

式中,  $\Delta_s^2$  表示机器人 1 在时间  $s$  时测量的机器人 2 的相对位姿。

文献[56]提出一种基于概率匹配的栅格地图拼接方法,利用自适应分支定界匹配求解最大占据概率。

### 3.1.2 优化方法

优化方法也常用于栅格地图拼接中,优化指在一定约束条件下求目标函数的最大值或最小值,进行栅格地图拼接第一步是确定目标函数。在近几年的研究中,栅格地图拼接常用的目标函数分为基于重叠的目标函数、基于占用似然的目标函数和基于图像配准的目标函数 3 种。

文献[57-58]将地图拼接问题等价于进行最优变换,以最大化两个地图之间的重合程度,提出一种通过最优化基于重叠的目标函数进行地图拼接的方法;文献[59-60]采用了基于占用似然的目标函数,利用遗传算法求解优化问题,通过最优化局部地图拼接的一致性间接进行局部地图之间相对位姿估计,这是地图拼接的核心部分;文献[61]认为地图拼接的目标是在两个部分重叠的网格地图之间找到最优变换,可以看作是一个特殊的图像配准问题,为了解决这个特殊问题,该文献考虑了非公共区域,并设计了一个基于裁剪均方误差的目标函数。

### 3.1.3 基于特征的方法

在多机器人 SLAM 中还有一种常用的栅格地图拼接方法,即提取特征点,然后用特征点进行拼接。常见的特征点类型包括点特征、线特征和几何特征<sup>[4]</sup>。

文献[62]提出一种融合图特征的多机器人栅格地图拼接方法,该方法通过建立 ORB (oriented fast and rotated brief) 特征点之间的中值  $K$  近邻图表征局部关系,利用最优传输模型实现最优特征点匹配;文献[63]提出一种基于 SURF (speeded up robust features) 的多机器人栅格地图拼接方法,利用改进的 SURF 算法从局部地图中提取特征;文献[64]利用 FAST (features from accelerated segment test) 算法实现特征点的快速定位,通过 PCA-SIFT (principal component analysis-scale-invariant feature transform) 算法建立描述符进行匹配,利用 RANSAC (random sample consensus) 算法优选匹配特征点;文献[65]提出一种基于关键点选取的改进 ICP (iterative closest point) 算法,降低了计算复杂度并提

升了模型精度。

## 3.2 特征地图拼接

栅格地图对内存和计算能力的要求很高,是一种冗余的地图表示类型,因此,学者们开始研究提取环境特征构建基于特征的环境地图,提高计算效率<sup>[4]</sup>。其中,常用的特征包括点特征、线特征和平面特征。关于特征地图的拼接方法主要分为基于点特征的地图拼接、基于线特征的地图拼接和基于面特征的地图拼接 3 种。

### 3.2.1 基于点特征的地图拼接

在点、线、面 3 种特征里,点特征是最直接的特征类型,它更易于表达非结构化的环境,但提取点特征时受噪声影响较大。常用的点特征包括 SIFT<sup>[66-67]</sup>、SURF<sup>[68]</sup> 和 ORB 特征点<sup>[69-70]</sup>。

利用激光雷达对周围环境进行感知获得密集的点云,提取点云中的特征点,特征点通常用于单个机器人局部地图构建过程中的帧间特征匹配和不同机器人生成的局部地图之间的刚性变化计算。在拼接基于点特征的地图时最重要的是提取稳定的特征点,只有这样才能获得可靠的特征匹配结果。文献[71]利用 ORB 算法通过提取 FAST 关键点和计算 BRIEF (binary robust independent elementary features) 描述子构建稀疏点云地图。

### 3.2.2 基于线特征的地图拼接

线特征与点特征相比,提取过程中受噪声影响较小,线特征通常用于表示直的或平面的结构占主导地位的环境,多用于室内环境。文献[72]将典型的 6 种线提取算法进行了总结,分别为分裂合并算法<sup>[73]</sup>、增量算法<sup>[74]</sup>、Hough 变换算法<sup>[75]</sup>、线回归算法<sup>[76]</sup>、RANSAC 算法<sup>[77]</sup> 和最大期望 (expectation-maximization, EM) 算法<sup>[78]</sup>。

线特征的融合算法主要分为离线算法<sup>[79-81]</sup> 和在线算法<sup>[82-85]</sup> 两种。在离线算法中,将在传感器坐标系中获得的线特征转换为全局坐标系,在全局坐标系中进行聚类 and 合并;在线算法则通过线特征匹配进行地图压缩,获得机器人实时姿态,利用在当前帧中提取的新特征对全局地图进行更新<sup>[86]</sup>。文献[87]提出一个 MATCH 函数匹配由分段组成的局部地图,将局部地图中线段对之间的角度视为匹配过程中所基于的一种“几何地标”;文献[84]通过比较当前和之前特征的方向、长度和端点位置进行特征匹配,实现关键框架的特征融合。

### 3.2.3 基于面特征的地图拼接

面特征在存储空间和计算量方面存在显著优势<sup>[88]</sup>,但在特征提取上难度更高,用于平面提取的

统计工具主要包括 RANSAC<sup>[89]</sup> 和 MSSE(modified selective statistical estimator)<sup>[90]</sup>。

对于具有丰富平面结构的环境,面特征可以更好地约束摄像机的运动<sup>[91]</sup>。文献[92]提出一种平面转换模型,将车辆坐标系中的平面参数转换为全局坐标系,该方法可以用于将不同帧中获得的平面转换到同一坐标系中,从而实现地图拼接;文献[93]提出使用表面法线相似性和空间邻近性准则将新检测到的平面特征与先前的平面拼接,通过检测、拼接多帧的小平面片段获得更大的室内平面。

### 3.3 拓扑地图拼接

相比于栅格地图和特征地图,拓扑地图在环境表示方面不够直观,相关研究也相对较少。当环境仅由拓扑图表示时,其中的拓扑信息主要用于拓扑地图的拼接。文献[94]描述了一种拼接嵌入式拓扑地图的算法,使用拓扑地图的结构和几何形状来确定具有单个或多个重叠区域的局部地图之间的最佳对应关系。文献[95]提出并比较了局部和全局这两种三维拓扑地图中的区域拼接算法,局部算法主要进行三维拓扑地图的交互处理,拼接相邻区域的同时最小化地图上的修改数量;全局算法将拓扑图的修改和区域的拼接分开,在高级层次上处理这些区域,然后从拓扑地图中删除单元格,将高级层次的拼接转换为有效拼接。文献[96]提出基于视觉特征的拓扑地图节点匹配方法,实现了多机器人系统的地图拼接。

## 4 异构地图的拼接方法

如果两幅地图在表示相同环境时存在差异,并且这些差异至少有一部分是由机器人建图系统引起的(例如地图格式、地图尺度或使用的传感器),那么这两幅地图被认为是彼此异构的<sup>[97]</sup>。大多数关于地图拼接的研究都集中在同构地图,异构地图拼接领域正处于较早的发展阶段,相关研究相对较少,很多异构地图的拼接还没有得到实现。文献[24]对异构地图拼接方面的研究首次进行了全面总结。在异构地图拼接中,研究最多的是关于栅格地图的拼接问题。

### 4.1 不同类型地图的拼接

#### 4.1.1 栅格地图和特征地图拼接

关于栅格地图和特征地图的拼接目前有两方面研究:一是通过提取栅格地图的特征来确定它与特征地图的对应关系,二是地图类型的转换。

关于栅格地图和特征地图拼接的相关研究最

早是从栅格地图中进行特征提取开始的,如果特征相似,从栅格地图中进行特征提取可以帮助找到栅格地图和特征地图之间的对应关系,找到两个地图之间的对应关系是两个地图进行拼接的第一步。文献[98]将栅格地图中的角特征进行提取用于地图拼接;文献[99]构建了一个混合地图,提取线段和曲线特征。当前的研究仅限于从栅格地图中提取特征,还没有将这些特征并入特征地图进行研究。通过特征检测算法可以从栅格地图中获得特征地图<sup>[98-99]</sup>;通过将特征地图中包含特征的单元格标记为被占用可以将特征地图转换为栅格地图<sup>[100]</sup>。将不同类型的地图转换成同类型的地图也是进行异构地图拼接的重要研究。

#### 4.1.2 栅格地图和拓扑地图拼接

关于栅格地图和拓扑地图的拼接类似于栅格地图和特征地图的拼接,在拓扑地图和栅格地图之间建立匹配的研究分为两种:一是从栅格地图中提取拓扑结构,二是从栅格地图中生成拓扑地图。文献[101]提出一种清洁机器人从栅格地图中生成拓扑图的方法,通过虚拟门对真实门的可能位置进行概率化建模,以处理环境感知中的不确定性。通过从栅格地图中提取角特征检测虚拟门,生成一个具有多个节点(房间)和边(虚拟门)的初始拓扑图;文献[102]从传感器中构建的栅格地图中自动提取拓扑结构。

#### 4.1.3 其他类型地图之间的拼接

文献[53]提出一种地图拼接算法,该算法可以将不同机器人独立构建的异构地图拼接在一起。文献[53]假设每个机器人都配备了一个 WiFi 卡,随着每个机器人进行建图,范围内所有接入点的无线信号强度(wireless signal strength, WSS)都会被记录下来,利用记录的 WSS 信息推断位置,使用不同硬件在一天中不同时间获得的 WSS 读数足够一致,可以产生准确的定位结果<sup>[103-104]</sup>。解决方案分为 3 步:(1)确定需要拼接的异构地图之间的重叠度;(2)建立重叠部分之间的对应关系;(3)利用基于外观的地图的固有结构特性改进拼接。解决方案的测试是进行栅格地图和基于外观的地图拼接,文献[53]中称该算法还可以扩展到其他地图类型。

关于异构地图的拼接还可以是将机器人地图与先验地图(如草图、CAD 图等)进行拼接。草图是标注信息的直观方式,但草图本身不准确,它可能不完整,在形状、尺寸上都具有不确定性。文献[105]提出对草图地图的解释并针对草图和机器人

地图的匹配进行了研究。

#### 4.2 不同分辨率地图的拼接

关于不同分辨率地图的拼接,目前的研究主要集中在栅格地图上。栅格地图是一种概率地图,它不需要提取环境特征,可以建模任意环境类型,是一种应用较多的地图类型。多机器人系统中,不同的机器人可以根据环境需要以不同的分辨率构建地图,因此研究不同分辨率的栅格地图的拼接是非常必要的。

栅格地图可以看作图像,拼接问题可以看做图像配准问题。文献[61]提出通过缩放配准拼接不同分辨率的栅格地图;文献[106]提出一种基于地图扩充和特征融合的拼接算法,该算法可以在没有任何先验信息的情况下同时拼接一组不同分辨率的栅格地图。

#### 4.3 不同传感器地图的拼接

随着传感器种类不断丰富,不同机器人配备的传感器更加多样,将来自不同传感器的地图进行拼接是一项困难的任务。文献[107]提出一种拼接来自不同机器人的地图的方法,每张地图都是由不同的相机创建的,假设移动机器人的路径中至少有一段相互重叠,首先找到重叠部分,然后计算轨迹之间的刚性变换并将其用于路径合并;文献[108]提出一种分布式地图融合的通用概率框架,使用期望最大化地图匹配算法计算地图匹配过程中的精确相对变换,然后用相对熵滤波器以时间序列的方式将地图拼接。在各种环境中使用异构传感器进行试验,试验证明该方法生成的全局三维地图具有普遍的适用性和高精度。

目前,研发集成不同传感器的机器人也成为了研究热点。山东大学研发的无人驾驶数据采集车集成了激光雷达、惯性导航、GPS 等多个传感器,实时采集道路交通数据,绘制高精度地图<sup>[109]</sup>,如图6所示。



图6 多传感器集成机器人

Fig.6 Multi-sensor integrated robots

## 5 地图拼接技术面临的挑战

同构地图拼接技术的研究已相对成熟,目前已有多种有效的拼接方法。由于地图类型相同,拼接过程中的特征提取和匹配相对简单,拼接难度相对较低,同类型的地图进行拼接通常能够保证较高的精度。然而,同构地图拼接只适用于相同类型的地图,无法满足多传感器建图的需求,在复杂环境中,单一的地图信息可能会导致全局地图构建效果不佳。异构地图则能够将不同类型、不同来源的地图进行拼接,符合多传感器数据融合的发展趋势,更适用于多机器人系统、自动驾驶等需要综合多种地图信息的场景。

### 5.1 地图拼接技术存在的问题

相对于研究较为成熟的同构地图拼接,异构地图的拼接难度较大,目前处于初始研究阶段,还有很多问题亟待解决,因此,关于地图拼接技术的现存问题主要围绕异构地图拼接技术展开。异构地图拼接目前存在以下问题。

(1)缺乏完整的拼接算法。异构地图拼接的研究仍不够完善,缺乏不同类型地图进行拼接的完整拼接算法,不同分辨率地图的拼接目前多局限于栅格地图,不同传感器地图之间的拼接也只针对少数组合。在实际应用中,异构地图的拼接具有多样化的特点,研究者很难找到适配的算法进行参考,导致异构地图拼接的难度增加。

(2)错误率高。异构地图拼接过程中,出现错误的几率更高,这可能会导致拼接后的地图出现不准确甚至错误的表示。特征匹配不准确、传感器数据噪声、地图质量差距大、环境变化大等多种因素都会导致错误的产生。

(3)地图质量差异。不同传感器采集到的局部地图在质量上可能有较大的差异,例如精度、分辨率和完整性等。地图质量的差异对最终的拼接效果有直接影响,导致全局地图质量不均。还需研究地图质量的评估机制<sup>[24]</sup>,在拼接过程中对地图质量进行有效的评估。

(4)特征匹配困难。在对异构地图进行拼接时,不同类型的地图需要不同的算法提取特征,地图类型、分辨率、质量等不同,提取出的特征进行匹配难度较大,特征匹配的准确性对后续拼接结果有直接影响,如何高效地从异构地图中提取出可匹配的特征至关重要。

(5)计算复杂度高。异构地图进行拼接时计算

复杂度较高,尤其在对复杂大规模场景的地图进行拼接时,复杂的计算会大大降低拼接的效率,不适用于实时性要求较高的应用场景。因此,如何提高拼接算法的计算效率,提高实时性是一个亟待解决的问题。

## 5.2 地图拼接技术的展望

随着科技的进步和应用需求的多样化,数字地图拼接技术将在各个领域发挥越来越重要的作用,关于数字地图拼接技术的未来展望如下。

(1)算法的智能化与自适应。随着人工智能和机器学习的发展和进步,数字地图拼接算法将更加智能化,通过深度学习模型,实现不同类型地图特征的自主提取和自适应匹配,减少拼接过程的人工干预,提高地图拼接的准确性和效率。

(2)多传感器数据融合。单一的传感器进行建图,系统的鲁棒性较差<sup>[2]</sup>,对复杂大型环境的适应性较差,将激光雷达、相机、IMU、GPS等多种传感器融合使用,不仅可以提高系统的鲁棒性,还能克服单一传感器在特定环境下的局限性,提高地图的精度。

(3)实时拼接与动态更新。随着计算能力的提升和边缘计算的发展,数字地图拼接能够实现实时拼接与动态更新,使得系统能够快速适应变化的环境,并且保证拼接的准确性和精度,满足自动驾驶、机器人导航等对实时性要求较高的场景。

(4)完善的地图质量评估机制。地图质量的评估将被规范化,建立完善的地图质量评估机制,对局部地图的质量进行评估,以选择合适的拼接策略,提高拼接效率和拼接结果的准确性,对全局地图进行评估,确保其能够满足场景需求。

## 6 结束语

自动驾驶技术的快速发展,多机器人(或多车)SLAM越来越受到学术界的关注。多机器人系统中,需将局部地图拼接构建成为全球地图,数字地图拼接技术在其中起着重要作用。

本研究围绕五部分对地图拼接的内容进行了综述。关于地图的拼接分为同构地图拼接和异构地图拼接两大部分,目前的研究多集中在同构地图拼接,不同类型地图的拼接方法不同。首先,从典型的3种环境地图,即栅格地图、特征地图和拓扑地图开展,对3种地图进行了介绍并将其优缺点进行了对比;其次,列举出地图拼接的影响因素,分析这些因素对地图拼接的影响,关于同构地图的拼接已

经较为成熟,对3种典型地图的拼接方法进行了总结,异构地图拼接领域正处于较早的发展阶段,相关研究相对较少,对异构地图拼接现存阶段的研究进行了阐述;最后,对异构地图拼接面临的问题进行了总结,并对数字地图拼接技术的未来进行了展望。

总体而言,同构地图的拼接相关研究已经较为完善,考虑实际需要,为了降低地图拼接的难度和工作量,还需继续研究以形成更完善、稳定、简便的系统框架。异构地图的拼接则需要研究更加完整的拼接算法,使异构地图的拼接更加具有普适性或更加全面。

## 参考文献:

- [1] 李熹明. 智能交通运输的未来发展趋势与挑战[J]. 运输经理世界, 2024(7): 49-51.  
LI Ximing. Future development trends and challenges of intelligent transportation [J]. Transport Business China, 2024(7): 49-51.
- [2] 吴建清, 宋修广. 同步定位与建图技术发展综述[J]. 山东大学学报(工学版), 2021, 51(5): 16-31.  
WU Jianqing, SONG Xiuguang. Review on development of simultaneous localization and mapping technology [J]. Journal of Shandong University (Engineering Science), 2021, 51(5): 16-31.
- [3] 曹风魁, 庄严, 闫飞, 等. 移动机器人长期自主环境适应研究进展和展望[J]. 自动化学报, 2020, 46(2): 205-221.  
CAO Fengkui, ZHUANG Yan, YAN Fei, et al. Long-term autonomous environment adaptation of mobile robots: state-of-the-art methods and prospects [J]. Acta Automatica Sinica, 2020, 46(2): 205-221.
- [4] YU S E, FU C Y, GOSTAR A K, et al. A review on map-merging methods for typical map types in multiple-ground-robot SLAM solutions [J]. Sensors, 2020, 20(23): 6988.
- [5] 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 Xin, WANG Zhong, QIN Mingxing. Research progress of multi-robot collaborative SLAM technology [J]. Computer Engineering, 2022, 48(5): 1-10.
- [6] 李纪鑫, 吴宗卓, 赫磊, 等. 多机器人协同的SLAM算法研究[J]. 自动化与仪器仪表, 2023(9): 205-209.  
LI Jixin, WU Zongzhuo, HE Lei, et al. SLAM algorithm for multi-robot collaboration [J]. Automation & Instrumentation, 2023(9): 205-209.
- [7] 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 Hesheng, PEI Shuo, XU Lei, et al. Review of research on multi-robot visual simultaneous localization and mapping [J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2022, 58(11): 11-36.
- [8] ISHIOKA K, HIRAKI K, ANZAI Y. Cooperative map generation by heterogenous autonomous mobile robots [C]//IJCAI'93 Workshop on Dynamically Interacting Robots. Chambery, France; [s.n.], 1993: 57-67.
- [9] WILLIAMS S B, DISSANAYAKE G, DURRANTWHYTE H. Towards multi-vehicle simultaneous localisation and mapping [C]//Proceedings 2002 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Washington, D.C., USA; IEEE, 2002: 2743-2748.
- [10] KO J, STEWART B, FOX D, et al. A practical, decision-theoretic approach to multi-robot mapping and exploration [C]//Proceedings 2003 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS 2003). Las Vegas, USA; IEEE, 2003: 3232-3238.
- [11] KONOLIGE K, FOX D, LIMKETKAI B, et al. Map merging for distributed robot navigation [C]//Proceedings 2003 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS 2003). Las Vegas, USA; IEEE, 2003: 212-217.
- [12] LYNCH M P, SAALFELD A J. Conflation: automated map compilation: a video game approach [C]//7th International Symposium on Computer-Assisted Cartography (Auto Carto 7). Washington, D.C., USA; [s.n.], 1985: 343-352.
- [13] DENG S S, TONG X H. A new least squares adjustment method for map conflation [C]//Geoinformatics 2006: Geospatial Information Science. Wuhan, China; SPIE, 2006: 400-411.
- [14] FILIN S, DOYTSHER Y. A linear mapping approach to map conflation: matching of polylines [J]. *Surveying and Land Information Systems*, 1999, 59(2): 107-114.
- [15] FILIN S, DOYTSHER Y. A linear conflation approach for the integration of photogrammetric information and GIS data [J]. *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2000, 33: 282-288.
- [16] ZHANG Q. Research on feature matching and conflation of geographic databases [D]. Wuhan: University of Wuhan, 2002.
- [17] RONE W, BEN-TZVI P. Mapping, localization and motion planning in mobile multi-robotic systems [J]. *Robotica*, 2013, 31(1): 1-23.
- [18] ELFES A. Using occupancy grids for mobile robot perception and navigation [J]. *Computer*, 1989, 22(6): 46-57.
- [19] RYDE J, HU H S. 3D mapping with multi-resolution occupied voxel lists [J]. *Autonomous Robots*, 2010, 28(2): 169-185.
- [20] 刘朋, 任工昌. 特征地图的室内机器人路径规划融合算法 [J]. *计算机科学与探索*, 2023, 17(11): 2755-2766.
- LIU Peng, REN Gongchang. Path planning fusion algorithm for indoor robot based on feature map [J]. *Journal of Frontiers of Computer Science and Technology*, 2023, 17(11): 2755-2766.
- [21] 王娜, 马昕. 基于细化算法的移动机器人拓扑地图创建 [J]. *计算机技术与发展*, 2009, 19(10): 11-13.
- WANG Na, MA Xin. Mobile robot topological map building based on thinning algorithm [J]. *Computer Technology and Development*, 2009, 19(10): 11-13.
- [22] KOLHATKAR C, WAGLE K. Review of SLAM algorithms for indoor mobile robot with LiDAR and RGB-D camera technology [C]//Innovations in Electrical and Electronic Engineering. Singapore: Springer Singapore, 2021: 397-409.
- [23] 崔杨. 智能移动机器人同步定位与地图构建算法研究 [J]. *电子世界*, 2013(23): 113-114.
- CUI Yang. Research on synchronous positioning and map construction algorithm of intelligent mobile robot [J]. *Electronics World*, 2013(23): 113-114.
- [24] ANDERSON I. Heterogeneous map merging: state of the art [J]. *Robotics*, 2019, 8(3): 74.
- [25] WU J Q, ZHUANG X C, TIAN Y, et al. Real-time point cloud clustering algorithm based on roadside LiDAR [J]. *IEEE Sensors Journal*, 2024, 24(7): 10608-10619.
- [26] WU J Q, XU H, ZHENG J Y. Automatic background filtering and lane identification with roadside LiDAR data [C]//2017 IEEE 20th International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC). Yokohama, Japan; IEEE, 2017: 1-6.
- [27] LÜ B, XU H, WU J Q, et al. Revolution and rotation-based method for roadside LiDAR data integration [J]. *Optics & Laser Technology*, 2019, 119: 105571.
- [28] WU J Q, XU H, LIU W. Points registration for roadside LiDAR sensors [J]. *Transportation Research Record*, 2019, 2673(9): 627-639.
- [29] YUE R, XU H, WU J Q, et al. Data registration with ground points for roadside LiDAR sensors [J]. *Remote Sensing*, 2019, 11(11): 1354.
- [30] SAEEDI S, TRENTINI M, SETO M, et al. Multiple-robot simultaneous localization and mapping: a review [J]. *Journal of Field Robotics*, 2016, 33(1): 3-46.
- [31] MOHANARAJAH G, USENKO V, SINGH M, et al. Cloud-based collaborative 3D mapping in real-time with

- low-cost robots [J]. IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, 2015, 12(2): 423-431.
- [32] MARCOTTE R J, WANG X P, MEHTA D, et al. Optimizing multi-robot communication under bandwidth constraints [J]. Autonomous Robots, 2020, 44(1): 43-55.
- [33] MARJOVI A, CHOBDAR S, MARQUES L. Robotic clusters: multi-robot systems as computer clusters A topological map merging demonstration [J]. Robotics and Autonomous Systems, 2012, 60(9): 1191-1204.
- [34] JESSUP J, GIVIGI S N, BEAULIEU A. Robust and efficient multirobot 3D mapping merging with octree-based occupancy grids [J]. IEEE Systems Journal, 2015, 11(3): 1723-1732.
- [35] HUSAIN A, JONES H, KANNAN B, et al. Mapping planetary caves with an autonomous, heterogeneous robot team [C]//2013 IEEE Aerospace Conference. Big Sky, USA: IEEE, 2013: 1-13.
- [36] FERRÃO V T, VINHAL C D N, DA CRUZ G. An occupancy grid map merging algorithm invariant to scale, rotation and translation [C]//2017 Brazilian Conference on Intelligent Systems (BRACIS). Uberlandia, Brazil: IEEE, 2017: 246-251.
- [37] HOWARD A. Multi-robot simultaneous localization and mapping using particle filters [J]. The International Journal of Robotics Research, 2006, 25(12): 1243-1256.
- [38] CHEN B F, LI S Y, ZHAO H W, et al. Map merging with suppositional box for multi-robot indoor mapping [J]. Electronics, 2021, 10(7): 815.
- [39] SAEEDI S, TRENTINI M, LI H. A hybrid approach for multiple-robot SLAM with particle filtering [C]//2015 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). Hamburg, Germany: IEEE, 2015: 3421-3426.
- [40] 任健铭. 基于三维激光点云的室内机器人即时定位与建图算法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2019.  
REN Jianming. Simultaneous localization and mapping algorithms for indoor robots based on three-dimensional laser point cloud [D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2019.
- [41] SMITH R, SELF M, CHEESEMAN P. Autonomous robot vehicles [M]. New York: Springer, 1990: 167-193.
- [42] PEI F J, ZHU M J, WU X P. A decorrelated distributed EKF-SLAM system for the autonomous navigation of mobile robots [J]. Journal of Intelligent & Robotic Systems, 2020, 98(3): 819-829.
- [43] 周振, 王冬青, 许柏杨, 等. 基于改进多新息理论的EKF-SLAM算法[J]. 自动化与仪器仪表, 2020(6): 21-25.
- ZHOU Zhen, WANG Dongqing, XU Boyang, et al. EKF-SLAM algorithm based on improved multi-innovation theory [J]. Automation & Instrumentation, 2020(6): 21-25.
- [44] 蔡艳, 杨光永, 黄训爱, 等. 多策略鲸鱼算法优化粒子滤波的SLAM精度研究[J]. 重庆理工大学学报(自然科学), 2023, 37(6): 136-145.  
CAI Yan, YANG Guangyong, HUANG Xun'ai, et al. Research on SLAM accuracy of particle filter optimized by multi-strategy whale algorithm [J]. Journal of Chongqing University of Technology (Natural Science), 2023, 37(6): 136-145.
- [45] 曹洁, 荆银银, 王进花. 基于改进的萤火虫算法优化粒子滤波方法[J]. 兰州理工大学学报, 2018, 44(4): 84-89.  
CAO Jie, JING Yinyin, WANG Jinhua. Optimized particle filter algorithm based on improved firefly algorithm [J]. Journal of Lanzhou University of Technology, 2018, 44(4): 84-89.
- [46] LU F, MILIOS E. Globally consistent range scan alignment for environment mapping [J]. Autonomous Robots, 1997, 4(4): 333-349.
- [47] OLSON E B. Robust and efficient robotic mapping [D]. Cambridge: Massachusetts Institute of Technology, 2008.
- [48] FRESE U. Treemap: an  $O(\log n)$  algorithm for indoor simultaneous localization and mapping [J]. Autonomous Robots, 2006, 21(2): 103-122.
- [49] GRISETTI G, STACHNISS C, GRZONKA S, et al. A tree parameterization for efficiently computing maximum likelihood maps using gradient descent [C]//Robotics: Science and Systems. Atlanta, USA: [s. n.], 2007: 65-72.
- [50] KAESSE M, RANGANATHAN A, DELLAERT F. iSAM: incremental smoothing and mapping [J]. IEEE Transactions on Robotics, 2008, 24(6): 1365-1378.
- [51] 颜普, 曹昊宇, 雷为好. 基于改进图优化的激光SLAM算法[J]. 安徽大学学报(自然科学版), 2023, 47(4): 35-41.  
YAN Pu, CAO Haoyu, LEI Weihao. Laser SLAM algorithm based on improved graph optimization [J]. Journal of Anhui University (Natural Science Edition), 2023, 47(4): 35-41.
- [52] SCHUSTER M J, BRAND C, HIRSCHMÜLLER H, et al. Multi-robot 6D graph SLAM connecting decoupled local reference filters [C]//2015 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). Hamburg, Germany: IEEE, 2015: 5093-5100.
- [53] ERINC G, BALAGUER B, CARPIN S. Heterogeneous map merging using WiFi signals [C]//2013 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and

- Systems. Tokyo, Japan: IEEE, 2013; 5258-5264.
- [54] LEE H C, LEE S H, CHOI M H, et al. Probabilistic map merging for multi-robot RBPF-SLAM with unknown initial poses [J]. *Robotica*, 2012, 30(2): 205-220.
- [55] BURGARD W, MOORS M, FOX D, et al. Collaborative multi-robot exploration[C]// IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). San Francisco, USA: IEEE, 2000: 476-481.
- [56] 郝奇, 陈智君, 郑亮, 等. 基于概率匹配的栅格地图拼接算法[J]. *组合机床与自动化加工技术*, 2022(5): 83-87.
- HAO Qi, CHEN Zhijun, ZHENG Liang, et al. Mosaic algorithm of grid map based on probability matching[J]. *Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique*, 2022(5): 83-87.
- [57] CARPIN S, BIRK A, JUCIKAS V. On map merging [J]. *Robotics and Autonomous Systems*, 2005, 53(1): 1-14.
- [58] BIRK A, CARPIN S. Merging occupancy grid maps from multiple robots [J]. *Proceedings of the IEEE*, 2006, 94(7): 1384-1397.
- [59] LI H, NASHASHIBI F. A new method for occupancy grid maps merging: application to multi-vehicle cooperative local mapping and moving object detection in outdoor environment [C]//2012 12th International Conference on Control Automation Robotics & Vision (ICARCV). Guangzhou, China: IEEE, 2012: 632-637.
- [60] LI H, NASHASHIBI F. Multi-vehicle cooperative localization using indirect vehicle-to-vehicle relative pose estimation[C]//2012 IEEE International Conference on Vehicular Electronics and Safety (ICVES 2012). Istanbul, Turkey: IEEE, 2012: 267-272.
- [61] MA L, ZHU J H, ZHU L, et al. Merging grid maps of different resolutions by scaling registration [J]. *Robotica*, 2016, 34(11): 2516-2531.
- [62] 黄小杭, 曾碧, 刘建圻, 等. 融合图特征的多机器人栅格地图拼接方法[J]. *计算机工程与应用*, 2022, 58(14): 299-305.
- HUANG Xiaohang, ZENG Bi, LIU Jianqi, et al. Multi-robot grid map stitching method combining graph features [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2022, 58(14): 299-305.
- [63] 唐宏伟, 孙炜, 杨凯, 等. 基于 SURF 特征的多机器人栅格地图拼接方法[J]. *电子测量与仪器学报*, 2017, 31(6): 859-868.
- TANG Hongwei, SUN Wei, YANG Kai, et al. Grid map merging approach of multi-robot based on SURF feature [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2017, 31(6): 859-868.
- [64] 李雅梅, 苏龙. 一种基于局部特征的栅格地图拼接方法[J]. *计算机应用与软件*, 2020, 37(1): 110-115.
- LI Yamei, SU Long. A grid map merging approach based on local feature [J]. *Computer Applications and Software*, 2020, 37(1): 110-115.
- [65] 张子毅, 孙焘, 王琦, 等. 基于坐标转换和 ICP 算法的水利点云配准方法[J]. *山东大学学报(工学版)*, 2024, 54(5): 155-162.
- ZHANG Ziyi, SUN Tao, WANG Qi, et al. Point cloud registration method of water conservancy based on coordinate transformation and ICP algorithm [J]. *Journal of Shandong University (Engineering Science)*, 2024, 54(5): 155-162.
- [66] 纪华, 吴元昊, 孙宏海, 等. 结合全局信息的 SIFT 特征匹配算法 [J]. *光学精密工程*, 2009, 17(2): 439-444.
- JI Hua, WU Yuanhao, SUN Honghai, et al. SIFT feature matching algorithm with global information [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2009, 17(2): 439-444.
- [67] 李发帅, 肖建华, 王诗云, 等. 基于分块 SIFT 的特征提取与无人机影像拼接方法[J]. *城市勘测*, 2020(5): 5-9.
- LI Fashuai, XIAO Jianhua, WANG Shiyun, et al. A block-based SIFT feature extraction algorithm and UAV image stitching method [J]. *Urban Geotechnical Investigation & Surveying*, 2020(5): 5-9.
- [68] 王飞越. 基于 SURF 特征提取的图像配准算法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨理工大学, 2018.
- WANG Feiyue. Study on the image registration algorithm based on SURF feature extraction [D]. Harbin: Harbin University of Science and Technology, 2018.
- [69] 杨弘凡, 李航, 陈凯阳, 等. 基于改进 ORB 算法的图像特征点提取与匹配方法[J]. *图学学报*, 2020, 41(4): 548-555.
- YANG Hongfan, LI Hang, CHEN Kaiyang, et al. Image feature points extraction and matching method based on improved ORB algorithm [J]. *Journal of Graphics*, 2020, 41(4): 548-555.
- [70] 秦志钢. 改进的 ORB 特征提取及描述算法[J]. *集成电路应用*, 2022, 39(2): 132-133.
- QIN Zhigang. Improved ORB feature extraction and description algorithm [J]. *Applications of IC*, 2022, 39(2): 132-133.
- [71] SUN S Q, XU B L, SUN Y D, et al. Sparse pointcloud map fusion of multi-robot system [C]//2018 International Conference on Control, Automation and Information Sciences (ICCAIS). Hangzhou, China: IEEE, 2018: 270-274.
- [72] NGUYEN V, GÄCHTER S, MARTINELLI A, et al. A comparison of line extraction algorithms using 2D range

- data for indoor mobile robotics[J]. *Autonomous Robots*, 2007, 23(2): 97-111.
- [73] 龚雪晶, 慈林林, 姚康泽. 分裂合并算法的优化及并行化方案[J]. *北京理工大学学报*, 2007, 27(9): 801-806.
- GONG Xuejing, CI Linlin, YAO Kangze. An effective merge criterion and two parallel strategies for split and merge algorithm[J]. *Transactions of Beijing Institute of Technology*, 2007, 27(9): 801-806.
- [74] 张鹏, 武刚, 任柯光. 增量式块主成分分析的焊缝图像特征提取算法[J]. *光电子·激光*, 2022, 33(8): 851-857.
- ZHANG Peng, WU Gang, REN Keguang. Feature extraction algorithm of weld image based on incremental block principal component analysis [J]. *Journal of Optoelectronics · Laser*, 2022, 33(8): 851-857.
- [75] 许勇, 刘树惠, 吴锐. 基于概率 Hough 线段检测算法的天花板影像边界提取[J]. *计算机与数字工程*, 2023, 51(4): 939-942.
- XU Yong, LIU Shuhui, WU Rui. Ceiling image boundary extraction based on probabilistic Hough line segment detection algorithm [J]. *Computer & Digital Engineering*, 2023, 51(4): 939-942.
- [76] 邵政毅. 基于线性回归的特征提取算法研究[D]. 无锡: 江南大学, 2021.
- SHAO Zhengyi. Feature extraction algorithm based on linear regression[D]. Wuxi: Jiangnan University, 2021.
- [77] 王植, 李慧盈, 吴立新, 等. 基于 RANSAC 模型的机载 LiDAR 数据中建筑轮廓提取算法[J]. *东北大学学报(自然科学版)*, 2012, 33(2): 271-275.
- WANG Zhi, LI Huiying, WU Lixin, et al. Building outline extraction from airborne LiDAR data based on RANSAC model[J]. *Journal of Northeastern University (Natural Science)*, 2012, 33(2): 271-275.
- [78] 张宗军, 杨风暴. 基于改进最大期望聚类的遥感影像道路提取算法[J]. *激光与光电子学进展*, 2020, 57(6): 061005.
- ZHANG Zongjun, YANG Fengbao. Road extraction algorithm for remote sensing images based on improved expectation-maximization clustering [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2020, 57(6): 061005.
- [79] ELSEBERG J, CREED R T, LAKAEMPER R. A line segment based system for 2D global mapping[C]//2010 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Anchorage, USA; IEEE, 2010: 3924-3931.
- [80] SARKAR B, PAL P K, SARKAR D. Building maps of indoor environments by merging line segments extracted from registered laser range scans [J]. *Robotics and Autonomous Systems*, 2014, 62(4): 603-615.
- [81] AMIGONI F, LI A Q. Comparing methods for merging redundant line segments in maps [J]. *Robotics and Autonomous Systems*, 2018, 99: 135-147.
- [82] AMIGONI F, VAILATI M. A method for reducing redundant line segments in maps[C]//Fourth European Conference on Mobile Robots (ECMR). Dubrovnik, Croatia: [s.n.], 2009: 61-66.
- [83] GAO H M, ZHANG X B, LI C P, et al. Directional endpoint-based enhanced EKF-SLAM for indoor mobile robots[C]//2019 IEEE/ASME International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics (AIM). Hong Kong, China; IEEE, 2019: 978-983.
- [84] GOMEZ-OJEDA R, MORENO F A, ZUÑIGA-NOËL D, et al. PL-SLAM: a stereo SLAM system through the combination of points and line segments [J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2019, 35(3): 734-746.
- [85] LIU J C, MENG Z Y. Visual SLAM with drift-free rotation estimation in Manhattan world [J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2020, 5(4): 6512-6519.
- [86] LI F Y, FU C Y, SUN D Y, et al. Reducing redundancy in maps without lowering accuracy: a geometric feature fusion approach for simultaneous localization and mapping [J]. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 2023, 12(6): 235.
- [87] AMIGONI F, GASPARINI S, GINI M. Merging partial maps without using odometry [C]//3rd International Workshop on Multi-Robot Systems. Washington, D.C., USA; Springer, 2005: 133-144.
- [88] LI F Y, FU C Y, GOSTAR A K, et al. Advanced mapping using planar features segmented from 3D point clouds[C]//2019 International Conference on Control, Automation and Information Sciences (ICCAIS). Chengdu, China; IEEE, 2019: 1-6.
- [89] FISCHLER M A, BOLLES R C. Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography [J]. *Communications of the ACM*, 1981, 24(6): 381-395.
- [90] BAB-HADIASHAR A, SUTER D. Robust segmentation of visual data using ranked unbiased scale estimate[J]. *Robotica*, 1999, 17(6): 649-660.
- [91] SUN Q X, YUAN J, ZHANG X B, et al. Plane-edge-SLAM: seamless fusion of planes and edges for SLAM in indoor environments [J]. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 2021, 18(4): 2061-2075.
- [92] GOSTAR A K, FU C Y, CHUAH W, et al. State transition for statistical SLAM using planar features in 3D point clouds[J]. *Sensors*, 2019, 19(7): 1614.
- [93] PAN L, WANG P F, CAO J W, et al. Dense RGB-D SLAM with planes detection and mapping[C]//IECON

- 2019–45th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society. Lisbon, Portugal; IEEE, 2019; 5192-5197.
- [94] HUANG W H, BEEVERS K R. Topological map merging [J]. *The International Journal of Robotics Research*, 2005, 24(8): 601-613.
- [95] DUPAS A, DAMIAND G. Comparison of local and global region merging in the topological map[C]//12th International Workshop on Combinatorial Image Analysis. Buffalo, USA; [s.n.], 2008; 420-431.
- [96] 贾松敏, 李雨晨, 王可, 等. RTM 框架下基于分层拓扑结构的多机器人系统地图拼接[J]. *机器人*, 2013, 35(3): 292-298.
- JIA Songmin, LI Yuchen, WANG Ke, et al. Map merging for multi-robot systems based on hierarchical topology structure under RTM framework [J]. *Robot*, 2013, 35(3): 292-298.
- [97] ANDERSON I. Distributed framework for reversible merging of heterogeneous robot maps [C]//13th International Conference on Agents and Artificial Intelligence (ICAART 2021). [S.l.]: [s.n.], 2021; 422-430.
- [98] ADLURU N, LATECKI L J, SOBEL M, et al. Merging maps of multiple robots [C]//2008 19th International Conference on Pattern Recognition. Tampa, USA; IEEE, 2008; 1-4.
- [99] ALNOUNOU Y, PAULIK M J, KRISHNAN M, et al. Occupancy grid map merging using feature maps [C]//IASTED International Conference on Robotics and Applications. Cambridge, USA; [s.n.], 2010; 469-475.
- [100] ANDERSON I. Probabilistic mapping with ultrasonic distance sensors [J]. *Procedia Computer Science*, 2017, 104: 362-368.
- [101] JOO K, LEE T K, BAEK S, et al. Generating topological map from occupancy grid-map using virtual door detection [C]//IEEE Congress on Evolutionary Computation. Barcelona, Spain; IEEE, 2010; 1-6.
- [102] FABRIZI E, SAFFIOTTI A. Extracting topology-based maps from gridmaps [C]//2000 IEEE International Conference on Robotics and Automation. San Francisco, USA; IEEE, 2000; 2972-2978.
- [103] HOWARD A, SIDDIQI S, SUKHATME A G S. Field and service robotics [M]. Berlin; Springer, 2006; 145-153.
- [104] BALAGUER B, ERINC G, CARPIN S. Combining classification and regression for WiFi localization of heterogeneous robot teams in unknown environments [C]//2012 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Vilamoura-Algarve, Portugal; IEEE, 2012; 3496-3503.
- [105] MIELLE M, MAGNUSSON M, LILIENTHAL A J. Using sketch-maps for robot navigation: interpretation and matching [C]//2016 IEEE International Symposium on Safety, Security, and Rescue Robotics (SSRR). Lausanne, Switzerland; IEEE, 2016; 252-257.
- [106] JIANG Z T, ZHU J H, JIN C C, et al. Simultaneously merging multi-robot grid maps at different resolutions [J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2020, 79(21): 14553-14572.
- [107] BAUDOUIN L, MEZOUAR Y, AIT-AIDER O, et al. Multi-modal sensors path merging [C]//13th International Conference on Intelligent Autonomous Systems (IAS). Berlin, Germany; Springer, 2016; 191-201.
- [108] YUE Y F, YANG C L, WANG Y Z, et al. Multi-robot map fusion framework using heterogeneous sensors [C]//2019 IEEE International Conference on Cybernetics and Intelligent Systems (CIS) and IEEE Conference on Robotics, Automation and Mechatronics (RAM). Bangkok, Thailand; IEEE, 2019; 536-541.
- [109] 吴建清, 王其峰, 厉周缘, 等. 互通式立交风险冲突识别与预警综述[J]. *山东大学学报(工学版)*, 2022, 52(6): 1-13.
- WU Jianqing, WANG Qifeng, LI Zhouyuan, et al. Review of risk conflict identification and early warning for interchange [J]. *Journal of Shandong University (Engineering Science)*, 2022, 52(6): 1-13.

(编辑:郭少华)