

室外环境智能驾驶技术综述

谷新建

(山东建筑大学 信息与电气工程学院, 济南 250000)

摘要: 针对低速无人车在室外发展需要用到的关键技术, 展开了对高精度地图与三维激光雷达同步定位与建图方法的讨论; 指出了室外环境与室内环境的智能导航技术的主要区别: 一方面是室内外环境差异较大, 需要对动态障碍物综合处理也需要遵守交通法规, 另一方面室外环境对传感器也要求较高, 还有一点是在室外情况经常会出现全球定位系统信号差导致定位不准确的情况; 针对以上问题介绍了两个重要的低速无人车自主定位与导航技术, 首先是高精度地图的使用, 主要介绍了高精度地图的理论框架与地图制作方法; 然后介绍了较为成熟的室内 SLAM 算法, 并讨论算法的局限性, 引出室外 3D SLAM 方法的重大突破算法与发展现状; 最后提出未来室外 SLAM 技术的发展趋势。

关键词: 室外环境; 传感器; 动态静态障碍物; 高精度地图; 3D SLAM

Overview of Intelligent Driving Technology in Outdoor Environment

GU Xinjian

(School of Information and Electrical Engineering, Shandong Jianzhu University, Jinan 250000, China)

Abstract: Aiming at the key technologies needed for the development of low-speed unmanned vehicles in outdoors, this paper discusses the simultaneous localization and mapping technology of high-precision map and three-dimensional LiDAR, identifies the main difference of intelligent navigation between an outdoor environment and indoor environment; On the one hand, the indoor and outdoor environments are quite different, and the comprehensive treatment of dynamic and static obstacles is required, and traffic laws and regulations are also required. On the other hand, the outdoor environment also has high requirements for sensors, and poor global positioning system (GPS) signals often lead to inaccurate positioning in outdoor situations. For the above problems, this paper introduces two important outdoor simultaneous localization and mapping (SLAM) development technologies. Firstly, the high-precision maps are applied, including the theoretical framework and map production method. Then, the more mature indoor SLAM algorithm including the limitations of the algorithm is discussed. And then, the major breakthrough algorithm and development status of the outdoor 3D SLAM method are introduced. Finally, the future development trend of outdoor SLAM technology is proposed.

Keywords: outdoor environment; sensors; dynamic and static obstacles; high-precision maps; 3D SLAM

0 引言

低速无人车是指应用场景主要为校园、景区、机场等相对简单固定的场所, 且一般工况下运行速度低于 50 km/h, 应用范围主要包括物流、餐饮配送、货物搬运、矿山开采等^[1]。借助智能驾驶技术的发展, 一些低速工况下的行业也将产生颠覆性的变化。

自 21 世纪以来, 无人驾驶技术因其包含自动化、人工智能、电子信息、材料科学、计算机科学等高精尖学科, 成为反映一个国家综合科技实力强弱的重要衡量指标, 因此各个科技强国都对无人驾驶行业推出相关的政策, 并推向国家战略高度。无人驾驶技术在汽车工业中出现得并不晚, 始发于欧美、日本, 近几年发展迅速, 这也是在全球各个国家共同研究下推动的^[2]。美国最早在 2009 年由谷歌公司创建汽车自动驾驶项目, 并在 2012 年获得内华达州审批的首批资格, 美国又在 2016 年发布《联邦自动驾驶汽车政策指南》, 次年 9 月, 美国国家交通部发布了《自动驾驶

系统 2.0: 安全愿景》, 主要用于对 L3~L5 级别自动驾驶系统, 并取代了之前的法案; 目前, 美国的两大智能驾驶测试区—东部底特律和西部硅谷为主要的无人驾驶试验区。日本也在较早之前开始无人驾驶技术的研究, 包括对智慧交通系统的研究, 推动智能网联汽车项目实施, 日本 IT 战略综合本部于 2016 年 5 月制定了自动驾驶技术发展的路线图, 并称在 2020 年允许无人驾驶的乘用车在部分地区合法上路行驶, 同年, 日本警察厅发布了《自动驾驶汽车道路测试指南》, 并开始修订《道路交通法》和《道路运输车辆法》^[3]。欧盟国家对无人驾驶技术的研究也走在前列, 2014 年欧盟与十几家汽车制造商、零配件供应商携手退出“Adaptive”项目, 旨在将可以在城市道路和高速公路行驶的无人驾驶汽车实际应用。瑞典于 2014 年首先开放了 AstaZero 安全技术试验场地, 该场地包括日常所见各种路况, 例如拥挤的城市公路、高速公路、交叉路口、环岛等^[4]。2017 年汽车工业强国德国通过了首部关于无人驾驶技术的法律, 允许无人驾驶汽车在特定情况下代替人类驾

收稿日期: 2023-07-21; 修回日期: 2023-10-16。

作者简介: 谷新建(1997-), 男, 硕士研究生。

引用格式: 谷新建. 室外环境智能驾驶技术综述[J]. 计算机测量与控制, 2024, 32(10): 1-8.

驶^[5]。2018年3月,法国总统马克龙在“人类的人工智能”大会上发表演讲并宣布了法国关于无人驾驶汽车的研发计划,法国将投资15亿美元用于推动包括无人驾驶技术在内的多项AI技术发展,并指出在2019年将改变对无人驾驶汽车的监管政策,以便L4级别的无人驾驶汽车可以在法国进行落地测试,旨在吸引世界各地的技术人员^[6]。

我国的各种政策也在支持智能汽车工业的发展,自2016年至今,我国在许多法律政策上都提到了智能汽车^[7],也推动了无人驾驶汽车工业的发展。2022年1月,由中国信息通信研究院政策与经济研究所人工智能与社会经济研究中心发布的《全球自动驾驶战略与政策观察》中指出,全球科技强国都在积极抢占智能驾驶技术的制高点,中国通过实施先行区策略,探索自动驾驶产业商用的相关政策与法律法规,推进相关领域的标准体系建设。截至2021年11月,中国已有38个省市颁布了智能驾驶汽车道路测试管理细则并建设了16个智能驾驶汽车测试区,已开放的驾驶道路超过5200 km,并发放了1000多辆测试牌照,向百度、蔚来、高德等16家企业170辆智能驾驶汽车发布临时拍照,总道路测试里程已超3911694 km。

依靠智能驾驶技术的产品在我们日常生活中已经是寻常之物,无论是家庭使用的扫地机器人^[8]还是道路上的无人驾驶汽车,以及可以自动导航的无人机^[9-10]、水下无人艇^[11]等,都离不开自动驾驶技术的发展,还有用在工业上代替人类进行危险作业的工业机器人,例如替代人类完成矿山开采^[12-13]、地下环境勘探^[14]、灾后救援^[15]等机器人,一方面可以提高工作效率,另一方面也提高了工人在危险环境中的安全系数。而这一切都离不开一个关键的技术,同步定位与建图(SLAM, simultaneous localization and mapping)技术,该技术可以对环境信息进行描述,使得移动机器人获得所在环境的地图,做出安全合理的运动控制。

SLAM技术是于1988年由SMITH和CHEESEMAN等人在国际机器人大会上提出的,至今已经30多年的时间了,SLAM算法可以使机器人或无人车等在未知环境中获取自身位姿并构建环境地图。虽然现在的SLAM技术已趋于成熟,但是针对非结构化道路(非结构化道路一般指的是城市的非主干道、乡村街道、车道不明显的道路等,这类道路没有明显的车道线和清晰的道路边界,或者受阴光照、阴影和水迹等的影响,使得可行驶区域和不可行驶区域难以区分)的研究其实是不够透彻的,首先室内与非结构化道路最重要的一条明显区别是,所需要的导航地图有很大差别;第二点是在室内环境与非结构化道路上面选用的传感器有所差异。

1 室外环境智能驾驶的基座—高精度地图

地图使用历史悠久,是人类社会的智慧产物。得益于科技的迅速发展,地图也由最初的简略、功能不完善逐步提高可读性、多样性。随着智能驾驶技术的全面发展,传统导航地图的服务对象必须逐步过渡到无人驾驶汽车。但是传统地图使用的道路信息精度只有5~10 m左右,完全无法体现道

路的细节信息^[16-17],对无人驾驶汽车完全不适用。

因此自动驾驶汽车就需要用到与室内无人车不同的地图以做出判断;传统导航地图主要服务对象是人,人类可以凭借自身的视觉与逻辑思维进行道路的判断与选择,因此许多道路细节可以被简化^[18];而高精度道路导航地图会包含更详细的导航信息,能够更加真实地反映道路实际情况^[19-20],高精度地图不仅拥有更精细的道路信息,道路形状,甚至还会为车辆提供车道的坡度、高差等信息,能够为无人车提供更加可靠的行驶数据^[21]。在智能驾驶的业务需求下,高精度地图作为智慧交通全流程的数字底座,为交通业务系统提供极大的数据支持。在智慧交通与智能驾驶发展迅速的时代背景下,高精度地图的使用已经成为智能驾驶的必然趋势。

1.1 高精度地图概念

为克服传统地图精度不足的问题,满足智能驾驶的需求,相关学者提出了高精度地图的概念并逐步开始研究构建技术^[22-23]。高精度地图通过激光雷达与相机并配合GPS(GPS, global positioning system)或者通过相机与GPS的配合计算距离^[24-25],通过雷达、摄像头等传感器捕捉道路的信息,识别道路障碍物、监测车辆运行状态,帮助智能驾驶车辆做出综合最优判断,是一种由传统地图面向人类使用转变为面向车辆移动使用,融合了环境感知、泛特征融合、高精度定位以及道路规划决策等更多的功能的新地图^[26]。

1.2 高精度地图的理论架构

高精地图吸收了BIM在建筑业的应用经验、构件化思路,集成了基础设施信息和逻辑关系,既能够反映物体的位置空间信息,又能将交通规则融入地图中^[27],地图采集车如图1所示。

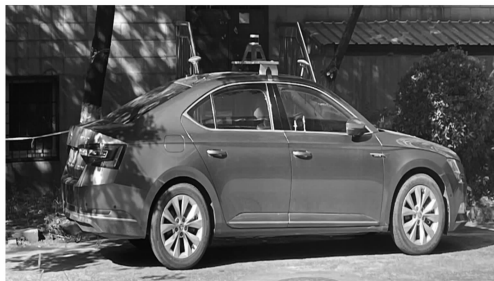


图1 高精度地图采集车

高精度地图的架构一般包含4层,分别是泛信息道路数据采集、道路静态要素提取、道路动态要素提取及动静要素融合^[28]。

1) 泛信息道路数据采集:数据采集车和其他外部传感器用于采集多源数据,如激光雷达系统点云数据、遥感图像、倾斜摄影测量数据、高清相机图像、热红外图像、声音信号和电磁信号。

2) 道路静态信息提取:静态信息是通过上述多源数据获得的路线规划和车辆定位的基础。主要道路静态信息包括车道线、路缘石、栏杆、路标、路灯、隧道等。

3) 道路动态信息提取:动态信息是实时检测周围环境

和调整汽车行驶路线的基础，也是通过提取和标记上述收集到的数据来获得的。主要道路动态信息包括车辆与附近物体（如其他汽车、行人和施工护栏）之间的距离。道路动态信息还包括一些普遍存在的信息，如气象数据、动态交通状况、POI 数据。

4) 动态和静态信息的融合：集成道路静态信息和道路动态信息，可以丰富道路信息，提高车道线的准确性，提高基于泛信息的高精度导航地图的更新效率，为自动驾驶汽车及其导航提供地图服务。

1.3 高精度地图的构建与制作

高精度地图的制作主要分为两个阶段：第一个阶段是 SLAM 阶段，通过传感器构建基础地图，例如三维点云、二维图像以及格栅地图；第二个阶段是对基础地图的标注工作，也是最耗费资金与时间的阶段，通常情况下是由技术人员在基础地图上面进行人工标注^[29]。

SLAM 阶段主要包含 3 个步骤，主要包括外部数据采集、点云数据处理、点云制图。1) 外部数据采集主要是获取道路信息，目的是提取高精度的道路点云数据；2) 点云数据处理是对所获得的道路点云信息进行去噪声、降漂移误差等，是保证点云质量与精度的关键环节；3) 点云制图是制作高精度地图的最终一步，在道路信息提取的基础上，依据交通法规对特殊要素，例如限速、禁止超车等要素进行统一识别，最后结合街景影像，在点云地图上采集位姿信息与空间位置信息，最终搭建全要素的高精度地图。SLAM 的整体流程如图 2 所示。

高精度地图制作的第二个步骤即对全要素地图进行标注，也是投资最大、误差最大、工作最繁琐的一部分。根据自然资源部与中研普华产业院《2022 - 2027 年中国高精度地图行业深度分析及投资前景报告》，2019 年高精度地图行业总资产规模约为 537.6 亿元，2020 年总资产规模约为 629.8 亿元。到了 2021 年，总资产规模达到了 737.8 亿元的水平，其中有相当一部分用于对基础地图的后期处理，高精度地图从业人员也从 2019 年的 2 356 人增长到 2021 年的 3 636 人。尽管资金与人力问题可以解决，但还是无法完全实现自动化的标注过程，因为对于交通规则以及行驶逻辑的判断并不完全体现在扫描出的地图数据内，例如对一片垃圾存放地的处理，外卖车或者快递车应该将其判断为障碍物，而垃圾清扫车就应该将其视为导航目标，因此目前的标注阶段还是主要依靠人工根据地图应用场景的不同进行标注，而标注过程会直接影响到后期车辆的导航，一旦出错就会使无人车出现预期之外的行为甚至完全达不到预期目标。

2 室外环境下传感器的选择

时至今日，国内外对基于视觉传感器、二维激光 SLAM 的研究已经趋于成熟，已经将 Gmapping、Cartographer 等优秀的算法应用到服务行业、工业等领域^[30]，但在室外环境下，尤其是特征点不明显的区域，上述算法的建图质量差强人意。首先是基于视觉传感器的 SLAM，由于

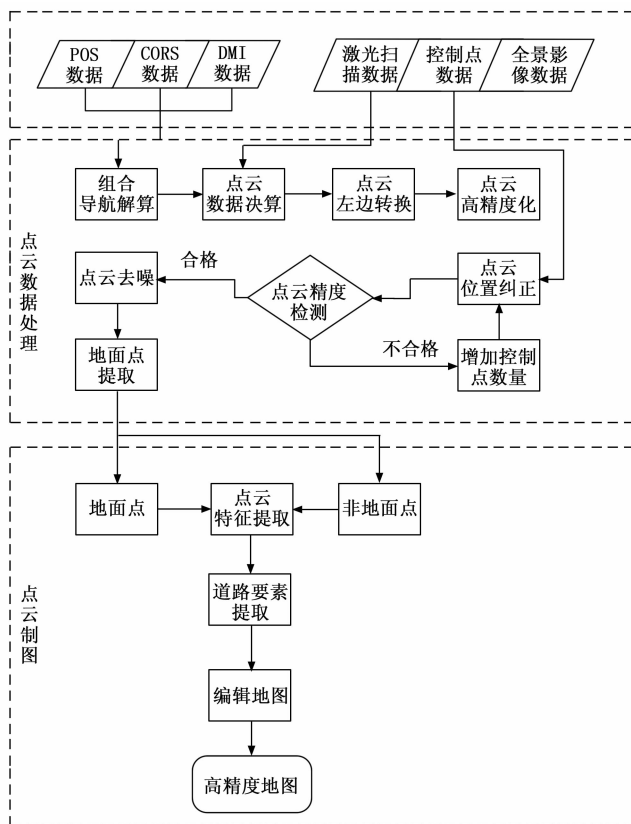


图 2 SLAM 数据采集流程图

视觉传感器对光照条件要求较高，致使视觉传感器在光照强度变化较大的环境中无法很好地完成建图，2D 激光雷达的优点是可以同时发射和接收单线激光，结构简单、扫描速度快、分辨率高且功耗低，但同时它的缺点也是因为只能发射单线激光，因此对存在起伏、障碍物、坡道的场景建图效果较差，所构建地图要素缺失过多，不适用于全地形环境，而 3D 激光雷达则可以通过发射多束激光从而获取含有精准的距离、角度、相对位置的几何数据与点云信息，描述机器人所处的三维空间，并且线束越多，对环境描述也更清晰。

2.1 视觉传感器与二维雷达方法发展历程

目前无人车可以搭载的传感器包括激光雷达、相机（视觉）、毫米波雷达等外部传感器，搭配惯性测量单元 IMU (Inertial Measurement Unit) 与全球定位系统 GPS (Global Positioning System) 等内部传感器进行数据的采集，内部传感器辅助外部传感器进行定位与建图^[31]。其中，视觉是一种被动感光传感器，它可以感知到环境中物体的颜色信息，具有所获图像信息较为丰富的优点，但是由于相机属于被动式传感器，因此在光照强度较弱或者无光条件下工作，对于室外光照强度变化较大的环境，视觉传感器也无法很好地适应^[32]；但是依靠视觉的 SLAM 也有很多值得借鉴的优点，MonoSLAM 是第一个在“纯视觉”领域实现实时定位的 SLAM 系统^[33]、PTAM 是 SLAM 历史上第一个应用多线程技术的 SLAM 系统^[34]、ORB-SLAM^[35]

以及 ORB-SLAM2^[36] 是包括前端跟踪定位、后端位姿优化以及回环检测部分的完整 SLAM 系统。还有一些结合 IMU (Inertial Measurement Unit) 的 SLAM 系统, 比如第一个相机和 IMU 融合的 MSCKF (Multi-State Constraint Kalman Filter)^[37]、第一个基于优化方法的 OKVIS^[38] 可以在手机端运行的 VINS-Mono^[39]。

而雷达传感器则可以很好地弥补视觉传感器的缺点, 由于雷达传感器是依靠探测障碍物的深度与距离信息, 从而可以进一步描绘出障碍物的 3D 信息, 具有较高的精度, 目前应用于室外环境的传感器也以多线激光为主。

激光雷达经历了从二维到三维的转变, 早期受成本与技术制约, 激光 SLAM 主要以单线激光雷达为主, 单线激光雷达通过测量目标点到自身坐标系的距离和角度来获取目标点的距离信息与角度信息, 从而获取进度, 因此单线激光雷达具有较高的测量精度; 但单线雷达只能观测一个二维平面的信息, 信息量获取量较为单一, 因此单线雷达只适用于对空间信息没有要求的场景。二维激光雷达建图的算法经过了几代的发展, 到现如今已经十分成熟完善。

ORBEC 单目结构光相机和单线激光雷达分别如图 3 和图 4 所示。

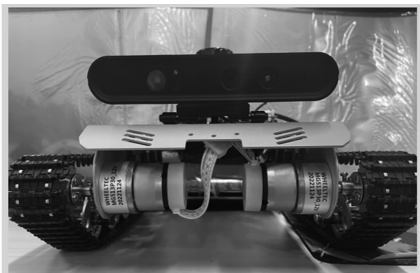


图 3 ORBBEC 单目结构光相机



图 4 单线激光雷达

2D 激光雷达的算法研究可以由 1990 年的文献 [40] 提出的一种基于扩展卡尔曼滤波的算法 (EKF, extended Kalman filter) 开始, 扩展卡尔曼滤波算法将 SLAM 过程分为两部分, 分别是预测状态和更新状态, 以环境的特征点信息进行后验概率计算, 构建特征地图, 虽然适用于非线性系统, 但算法计算十分复杂, 且鲁棒性较低; 为了解决 EKF 的缺点, 2002 年文献 [41] 发布了 FastSLAM, FastSLAM 首次将 SLAM 分解为自身位姿估计问题和基于已知位姿的建图问题, 可以同时估计机器人的位姿和地图, 并实时输出

地图, 是 SLAM 算法研究领域的重大突破, 但仍然存在粒子耗散的问题; 到 2007 年, 二维激光 SLAM 领域的著名算法 Gmapping^[42] 问世, 该算法是基于 RB 粒子滤波算法 (RBPF, Rao-Blackwellisation particle filter) 提出的, 是第一个结合轮式里程计的算法, 虽然该算法是以 FastSLAM 为基础改进的, 但是不同于 FastSLAM 同时对机器人位姿和地图进行估计, Gmapping 将 SLAM 过程分为两部分, 即先定位后建图, 通过逐步对机器人运动轨迹进行迭代最终获得正确地图, Gmapping 在室内小面积环境下建图质量与速度都极佳, 但随着建图面积增加, 粒子束逐渐增加, 最终导致内存过大, 无法完成建图任务。

二维激光 SLAM 初期主要依靠滤波器方法, 滤波器方法是对当前时刻位置进行估计, 即估计, 因此当出现错误时, 那么对的估计就会越来越偏离实际值, 出错的概率就会越来越大; 直到基于图优化的 SLAM 算法开始出现, 基于滤波器的 x_i 时刻位姿估计开始转变为估计整体的轨迹, 即 $x_{0:t}$, 这样即便在某一个点出现一个很大的误差, 在回到误差点时也可以对这个误差进行消除, 图优化最终要求解的是机器人位姿使误差平方函数公式 (1) 的值最小的问题。

$$F(x) = \sum_{i,j \in C} e(x_i, x_j, z_{i,j}) \Omega_{i,j} e(x_i, x_j, x_{i,j}) \quad (1)$$

其中: x_i, x_j 均为机器人的位姿, z_{ij} 为系统观测值, 可以通过传感器测量获得, $\Omega_{i,j}$ 为权重矩阵。

利用图优化框架进行机器人 SLAM 的是文献 [43] 在 1997 年首先提出的, 文献 [43] 认为在过去经常使用的增量方法在将传感器所有局部数据帧与全局模型进行合并对齐时, 可能会导致模型不一致, 基于此提出了维护数据的所有局部帧以及局部帧之间的相对空间关系的优化方法, 将机器人姿态与距离扫描相关联, 以定义明确的物体框架, 通过连续地保持机器人姿态的历史, 有效地使所有对象帧在全局参考系中一致地配准。Cartographer^[44] 是谷歌于 2016 年开源的一种基于图优化的建图算法, 是目前为止最为稳定的二维激光 SLAM 算法, Cartographer 算法可以分为 Local SLAM 和 Global SLAM 算法两部分, Local SLAM 即前端匹配, 首先利用 IMU 和里程计数据进行轨迹推算, 给出机器人位姿估计值, 然后将估计值作为初值与传感器数据进行匹配, 并更新位姿估计器的值, 最后将传感器数据逐帧数据进行滤波、叠加, 最终形成子图; Global SLAM 即回环检测, 是用来进行后端优化的, Cartographer 算法的优势就在于它可以通过闭环检测来消除构图过程中产生的累积误差, 另外很重要的一点是, Cartographer 算法在应用到多线激光雷达传感器时也可用于构建三维点云地图, 但是 Cartographer 算法对硬件要求较高, 因此使用 Cartographer 时需考虑实际硬件状况。

2.2 三维激光雷达方法研究现状

现有大部分的三维激光惯性导航融合 SLAM 方法也是基于图优化框架的, 市场上面已经有 16、32、64、128 线程的激光雷达, 虽然目前多线激光雷达的价格依然较贵, 但得益于国内外制造商的推进, 各厂家逐步开始研究降低多

线雷达的成本，使得多线激光雷达逐渐地投入商用，推动 SLAM 技术向前发展，由之前室内环境逐渐走向室外，构建的地图也逐步由二维格栅地图、黑白灰地图转向三维点云地图，使 SLAM 的应用场所更加普遍。多线激光雷达如图 5 所示。



图 5 多线激光雷达

最早的 3D 激光 SLAM 方法是 2014 年由卡耐基梅隆大学的文献 [45-47] 所提出的 LOAM (Lidar Odometry And Mapping) 算法，LOAM 算法的整体框架如图 6 所示。LOAM 的核心思想是将里程计漂移最小化，要实现这个关键的性能需要通过两个步骤进行：第一个步骤是进行高频但低保真度进行里程测量，来估计激光雷达的速度；第二个步骤是以一个较低的数量级的频率运行，进行点云精细匹配和配准，校正里程计的定位信息，两个步骤相结合，便可获得高精度、高实时性的激光里程计，并构建地图。但此方法未设置闭合环路，无法消除里程计在运动过程中的累计误差。

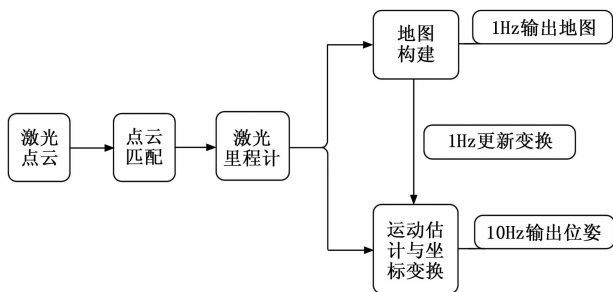


图 6 LOAM 算法整体框架

考虑到视觉传感器与雷达传感器在单独使用时都具备不同的缺点，视觉里程计需要合适的照明条件，且如果物体不具备明显的视觉特征或特征不明显，会出现构图失败的情况；而激光雷达里程计由于在持续运动中的不同时间接收距离测量信息，因而单独进行运动估计时会出现点云失真的情况。

为了解决漂移问题，文献 [48] 在 2015 年提出了视觉图像信息与激光点云结合的 V-LOAM (Visual-lidar Odometry And Mapping) 算法，V-LOAM 算法框架如图 7 所示。Zhang 等人 [48] 将视觉里程计与雷达里程计融合，通过将 SLAM 分为两个步骤，解决单独使用各个传感器的缺点。V-LOAM 算法第一个步骤为使用视觉里程计进行 60 Hz 高

速图像帧捕捉，以进行运动估计；第二个步骤为激光雷达里程计进行 1 Hz 低频细化运动估计，消除由视觉里程计漂移引起的点云失真，并对无失真的点云进行匹配构建地图。结果证明，视觉里程计处理快速运动时，由激光雷达里程计保证在不良照明条件下具有低漂移性和高鲁棒性，并且地图通常不需要经过处理，准确度依然很高。但 V-LOAM 算法依然未引进闭环控制，在突破精确估计里程后，会出现累积误差无法消除的情况。

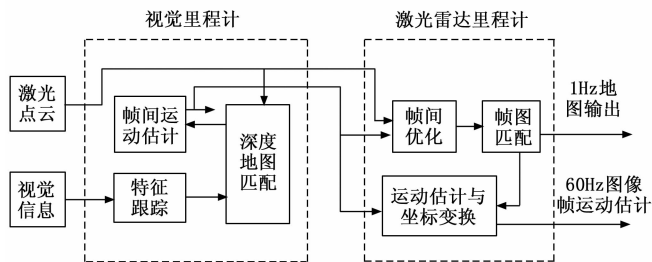


图 7 V-LOAM 算法整体框架

文献 [49] 在 2018 年对 LOAM 进行改进，提出了一种情形和地面优化的雷达测距和地图测绘方法，即 LeGO-LOAM 算法，LeGO-LOAM 算法框架如图 8 所示，实验平台采用威力登公司的 VLP-16 型激光雷达搭配 Jackal UGV，分别在 Nvidia Jetson TX2 和 2.5 GHz i7-4710MQ CPU 两台计算机上面完成验证。

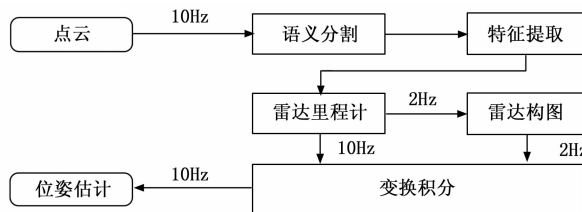


图 8 LeGO-LOAM 算法框架

该算法通过应用点云分割过滤噪声，来进行独特的平面和边缘特征提取，然后通过两步 Levenberg-Marquardt 优化方法使用平面和边缘特征来解决连续扫描中六自由度变换的不同分量。实现了在降低计算强度的前提下达到与 LOAM 算法类似或更好的构图精度，并且适用于嵌入式系统。

文献 [50] 在 2020 年提出了一种基于平滑和映射的紧密耦合激光雷达惯性里程计算法 LIO-SAM，图 9 为 LIO-SAM 算法框架图。LIO-SAM 算法大幅降低了 LOAM 算法在大规模测试或者环境的特征变得丰富的时候出现的漂移问题。通过对 LiDAR 里程计、IMU 预积分因子、GPS 因子和回环因子使机器人的全局位姿一致，作者用帧-局部地图匹配取代帧-全局地图匹配，提高了匹配效率。

经过数十年的发展，三维激光雷达 SLAM 已经越来越成熟，一方面是传感器的价格逐渐降低，多线的雷达逐渐投入使用，另一方面是通过研究将传感器融合问题逐步解决，也促使高价格的多线雷达往平民化、商业化方向发展；另外，三维激光雷达 SLAM 算法也不断改进创新，点云精度与匹配度日渐提高，算法也由最初的雷达扫描算法到后

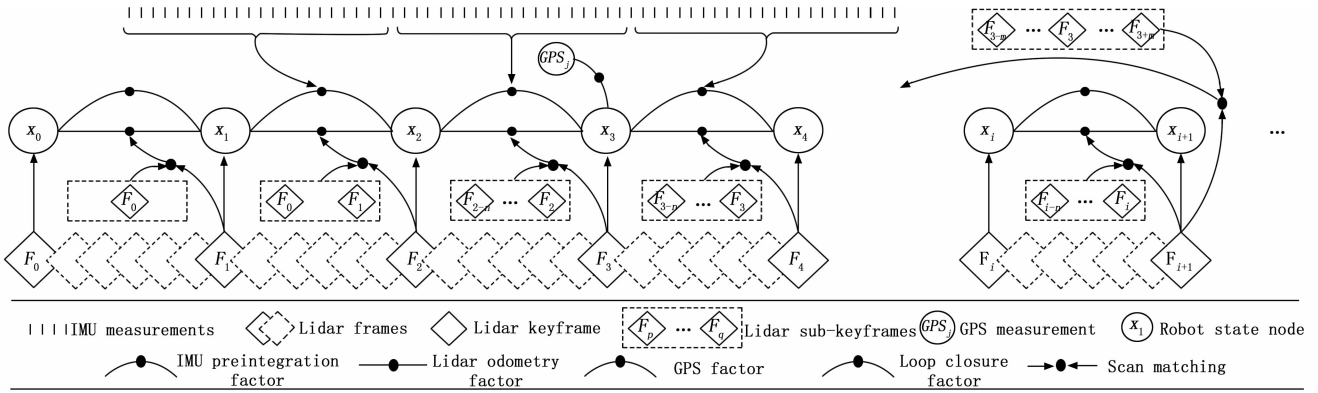


图 9 LIO-SAM 算法框架

来的视觉、雷达结合 SLAM 算法，以及引入图像分割、平滑控制，从帧-全局匹配到帧-局部匹配，使得 SLAM 的效果越来越好，漂移误差逐渐降低。

3 深度学习与 3D 激光 SLAM 融合算法

近年来，深度学习的发展将自然语言处理、图像处理分割等技术推向发展高度^[51]。在视觉处理领域，图像分类、语义分割和目标检测在依靠卷积神经网络强大的特征识别处理能力下，广泛地应用到许多任务场景。鉴于卷积神经网络在二维激光雷达 SLAM 领域的成功，研究学者开始尝试在 3D SLAM 点云分析中引入深度学习技术。此研究的核心是将点云的三维特征利用深度学习进行抽象和编码，因此深度学习模型对点云特征的抽象和特征挖掘能力直接决定了 SLAM 算法接收到的特征信息多少，会直接影响到建图的质量，对目标产生重要影响。

3.1 帧间估计

与前文中基于图优化的 3DSLAM 算法相比，基于深度学习的帧间估计方法性能卓越。但是由于传统深度卷积算法的计算压力大、数据稀疏性高，无法在点云帧间匹配中直接应用，因此提出以下两种基于深度学习的帧间估计方式：

- 1) 基于特征学习的点云匹配算法。如 3DFeat-Net^[52]、FCGT^[53] (Flully Convolutional Geometric Features) 等。
- 2) 基于端到端的点云匹配方法。如 DeepGMR^[54] (Deep Gaussian Mixture Registration)、3DRegNet^[55] (3D Registration Network)。

现有的算法验证表明，将数学理论直接应用到点云帧间匹配会花费巨大的计算时间，直接移植到深度学习网络也无法保证准确性。深度学习与 ICP 结合也需要很高的计算时间。因此，将数学理论与深度学习网络融合到端到端，降低计算时间，提高计算精度才是未来的发展方向。

3.2 闭环检测

相较于传统闭环检测精度低、计算量大的缺点，深度学习可以通过大量数据集的训练和合理的模型优化高效率地区分点云特征。

近年来，基于深度学习的闭环检测方法发展迅速，文献 [56] 提出了 MinkLoc3D 算法，可以用于替代点云表示和点云的描述符提取。文献 [57] 提出了 PPT-Net (Pyra-

mid Point Cloud Transformer Network)，金字塔点云变换器网络，利用金字塔点 Transformer 模块增强局部特征区分度，并提取全局描述符。文献 [58] 提出的 FastLCD (Fast and Compact Loop Closure Detection Method) 从原始点直接扫描提取多模态特征，编码为全局综合描述符，具有旋转不变性。

图像特征描述符具有很好的性能，基于深度学习也使其发展迅速，但在三维点云数据处理方面却没有很好的方法提出。几何特征受周围环境影响较大，难以保证准确的闭环检测，但语义特征几乎不受环境影响，特征提取容易，相对稳定。因此基于语义的方法进行定位系统的构建是长期稳定的，可以实现闭环检测，Li 等人提出了一种 Scan Context 与 3D 激光数据合并的全局特征描述符 SSC (Semantic Scan Context)^[58]，并利用其他检索方法实现闭环检测。

4 室外环境 SLAM 的发展趋势

目前 SLAM 的相关理论已经成为热点研究方向之一，也逐渐发展成熟，但考虑到实际应用时的主要场景大多数为三维空间，因此对三维激光雷达的研究应逐步深入，尤其是在涉及无人驾驶车辆在非结构化道路行驶时的场景，目前针对室外环境的 SLAM 算法虽然种类较多、优化方法成效明显，但实际产品落地时却困难重重，目前还难以产业化。因此一方面要对 SLAM 方法继续优化，另一方面要坚持对优化后算法的项目实验。快速、准确、实时的高精度 SLAM 将是未来 SLAM 发展的方向，因此以下几个方面将会是未来的发展趋势：

- 1) 高精度地图的应用。由于高精度地图包含的信息要比传统导航地图多出几个数量级，因此在产业化产品中降低车辆的数据处理速度是至关重要的一点，数据处理速度越快，车辆越能及时对路况做出及时的反应，保证行车安全。因此高精度地图的预制与应用就显得尤为重要。
- 2) 多源传感器数据融合。单一传感器在使用时具有很大的局限性，类似于雷达传感器与视觉传感器在单独使用时都具有不可避免的误差、漂移，仅依靠对 SLAM 方法的研究与发展无法完全解决上述问题，因此对传感器融合处理、包括传感器融合层次以及鲁棒适应性的综合研究是未来发展方向之一。

3) SLAM方法与深度学习相结合。深度学习应用场景十分广泛,并且合适的神经网络既可以降低计算量,又可以提高系统的鲁棒性,现在越来越多的深度学习与三维点云探索方法结合,应用到SLAM领域。但现在的深度学习模型缺少物理含义,并且深度学习需要大量的数据续联,训练周期较长,对所使用的处理器也有较高要求,但依靠深度学习的见图方式已经成为未来发展趋势。

5 结束语

本文从无人驾驶技术国内外发展现状出发,展开了无人驾驶技术的两种重要技术—高精度地图与三维激光雷达算法研究的讨论,并介绍现阶段前沿的深度学习与三维雷达技术结合的方法。室外环境是无人驾驶技术主要需要面对的场景,周围环境状况以及光照强度条件等的变化也是无人驾驶技术在投入民用、工用之前必须要解决的技术问题。而一旦开放无人驾驶车辆进入乘用车阶段,安全是最重要的,因此也对无人驾驶汽车对突发状况的处理速度提高了要求,仅仅依靠SLAM技术是不现实的,因此要预制高精度地图,降低车辆所需要处理的数据量,将更多的数据处理空间分配到紧急情况判断。另一方面,目前的多线雷达价格较贵,但多线雷达对室外环境适应度高、匹配性好,因此应对降低多线雷达价格与多传感器融合技术进行研究。最后,依靠深度学习是未来的发展趋势,现阶段已开始借鉴深度学习与2D激光雷达融合使用的技术,并取得了重大进展,未来依然应该加深对深度学习与三维激光雷达算法融合技术的研究。

参考文献:

[1] 李川鹏,王秀旭. 浅谈低速无人车发展现状、挑战及建议[J]. 时代汽车, 2022(2): 23-24.

[2] 姜允侃. 无人驾驶汽车的发展现状及展望[J]. 微型电脑应用, 2019, 35(5): 60-64.

[3] 汽车测试网. 日本自动驾驶汽车测试规范[EB/OL]. (2018-02-26) [2023-03-16]. <https://www.auto-testing.net/news/show-94992.html>.

[4] 汽车测试网. 国内外自动驾驶汽车测试场地对比简单分析[EB/OL]. (2018-02-27) [2023-03-17]. <https://www.auto-testing.net/news/show-95211.html>.

[5] 何新新. 自动驾驶汽车安全的立法规制研究[D]. 长沙:中南财经政法大学, 2020.

[6] 澎湃新闻. 法国豪掷15亿欧元发展人工智能[EB/OL]. (2018-03-30) [2023-03-17]. https://www.thepaper.cn/news-Detail_forward_2051568.

[7] 李川鹏,郭宇辰. 浅析自动驾驶技术发展现状、趋势及挑战[J]. 时代汽车, 2022(14): 4-6.

[8] KONGSIN W, KIRITA S. Navigation algorithm for floor-mopping robot[J]. Procedia Engineering, 2012, 31: 874-878.

[9] BADUE C, GUIDOLINI R, CARNEIRO R V, et al. Self-driving cars: a survey[J]. Expert Systems with Applications, 2021, 165: 113-126.

[10] LAMBERT J, LIANG L, MORALES L Y, et al. Tsukuba

challenge 2017 dynamic object tracks dataset for pedestrian behavior analysis[J]. Journal of Robotics and Mechatronics, 2018, 30(4): 598-612.

[11] NAGAI G, OISHI S, MIURA J. 3D map generation based on visual SLAM using a drone[C] // The Proceedings of JSME annual Conference on Robotics and Mechatronics (Robomec), 2016; 1: 1P1-07b1.

[12] SUZUKI S. Integrated navigation for autonomous drone in GPS and GPS-denied environments[J]. Journal of Robotics and Mechatronics, 2018, 30(3): 373-379.

[13] HONG S, KIM J. Three-dimensional visual mapping of underwater ship hull surface using piecewise-planar slam[J]. International Journal of Control, Automation and Systems, 2020, 18(3): 564-574.

[14] WANG Z, WU L X, LI H Y. Key technology of mine underground mobile positioning based on LiDAR and coded sequence pattern[J]. Transactions of Nonferrous Metals Society of China, 2011, 21: 570-576.

[15] REN Z, WANG L, BI L. Robust GICP-based 3D LiDAR SLAM for underground mining environment[J]. Sensors, 2019, 19(13): 2915.

[16] CUNHA F, YOUCEF-TOUMI K. Ultra-wideband radar for robust inspection drone in underground coal mines[C] //2018 IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2018: 86-92.

[17] ROBERTS J M, DUFF E S, CORKE P I, et al. Autonomous control of underground mining vehicles using reactive navigation[C] // IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2000: 3790-3795.

[18] 刘经南,吴杭彬,郭迟,等. 高精度道路导航地图的进展与思考[J]. 中国工程科学, 2018, 20(2): 99-105.

[19] TAO Z, BONNIFAIT P, FREMONT V, et al. Mapping and localization using GPS, lanemarkings and proprioceptive sensors[C] // Intelligent Robots and Systems (IROS), 2013 IEEE/RSJ International Conference on IEEE, Tokyo, 2013: 406-412.

[20] 王彬. 基于多传感器融合的高精度地图生成方法研究[D]. 重庆:重庆大学, 2021.

[21] NEDEVSCHI S, POPESCU V, DANESCU R, et al. Accurate ego-vehicle global localization at intersections through alignment of visual data with digital map[J]. Intelligent Transportation Systems, 2013, 14(2): 673-687.

[22] 贺勇. 基于高精地图的GPS导航方法研究[D]. 上海:上海交通大学, 2015.

[23] SUGANUMA J, UOZUMI T. Precise position estimation of autonomous vehicle based on map-matching[J]. IEEE Intelligent Vehicles Symposium, 2011(4): 296-301.

[24] SHIM I, CHOI J, SHIN S, et al. An autonomous driving system for unknown environments using a unified map[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2015, 16(4): 1999-2013.

[25] SEIF H G, HU X. Autonomous driving in the iCity-HD maps as a key challenge of the automotive industry[J]. ENGI-

- NEERING, 2016, 2 (2): 159-162.
- [26] 李鑫慧, 郭 蓬, 戎 辉, 等. 高精度地图技术研究现状及其应用 [J]. 汽车电器, 2019 (6): 1-3.
- [27] 余卓渊, 闫国年, 张夕宁, 等. 全息高精度导航地图: 概念及理论模型 [J]. 地球信息科学学报, 2020, 22 (4): 760-771.
- [28] 俞山川, 陈 雨. 高精度地图在智能交通上的应用 [J]. 公路, 2023, 68 (2): 218-224.
- [29] 王 越, 何 伟, 周 琳, 等. 基于车载 LiDAR 数据的高精度道路地图制作 [J]. 地理空间信息, 2022, 20 (6): 92-95.
- [30] LIU S S, TANG J. The first book to introduce self-driving technology [M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2017.
- [31] 申 泉. 基于多传感器的移动机器人 SLAM 方法研究 [D]. 西安: 西安电子科技大学, 2022.
- [32] 刘东洋. 基于多线激光雷达的移动机器人 SLAM 技术研究 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2020.
- [33] DAVISON, ANDREW J, REIDIAN D, et al. MonoSLAM: real-time single camera SLAM [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2007, 29 (6): 1052-1067.
- [34] KLEIN G, MURRAY D. Parallel tracking and mapping for small AR workspaces [C] // IEEE & ACM International Symposium on Mixed & Augmented Reality. ACM, 2007: 36-48.
- [35] MURARTAL, RAUL, MONTIEL, et al. ORB-SLAM: a versatile and accurate monocular SLAM System [J]. IEEE Transactions on Robotics: A publication of the IEEE Robotics and Automation Society, 2015, 31 (5): 1147-1163.
- [36] MIUR-ARTAL, TARDOS J D. ORB-SLAM2: An open-source SLAM system for monocular, stereo, and RGB-D cameras [J]. IEEE Transactions on Robotics, 2017: 1-8.
- [37] LI M, ANASTASIOS I, MOURIKIS. High-precision, consistent EKF-based visual-inertial odometry [J]. International Journal of Robotics Research, 2013, 32 (6): 690-711.
- [38] LEUTENEGGER S, LYNEN S, BOSSE M, et al. Key-frame-based visual-inertial odometry using nonlinear optimization [J]. The International Journal of Robotics Research, 2014, 34 (3): 314-334.
- [39] QIN T, LI P L, SHEN S J. VINS-Mono: a robust and versatile monocular visual-inertial state estimator [J]. IEEE Transactions on Robotics, 2018, 34 (4): 1004-1020.
- [40] SALVATORE L, STASI S. Application of EKF to parameter and state estimation of PMSM drive [J]. IEE Proceedings. B. Electric Power Applications, 1992, 139 (3): 155-164.
- [41] MONTEMERLO M, THRUN S, KOHLER D, et al. FastSLAM: a factored solution to the simultaneous localization and mapping problem [C] // Proceedings of the AAAI National Conference on Artificial Intelligence, 2002: 593-598.
- [42] GRISETTI, GIORGIO, STACHINSS, et al. Improved techniques for grid mapping with rao-blackwellized particle filters [J]. IEEE Transactions on Robotics, 23 (1): 34-46.
- [43] LU F, MILIOS E. Globally consistent range scan alignment for environment mapping [J]. Autonomous Robots, 1997, 4 (4): 333-349.
- [44] HESS W, KOHLER D, RAPP H, et al. Real-time loop closure in 2D LIDAR SLAM [C] // 2016 IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2016: 1271-1278.
- [45] ZHANG J, SINGH S. LOAM: lidar odometry and mapping in real-time [C] // Robotics: Science and Systems Conference, 2014: 1072-1081.
- [46] ZHANG J, SINGH S. Low-drift and real-time lidar odometry and mapping [J]. Autonomous Robots, 2017, 41 (2): 401-416.
- [47] ZHANG J, KAESS M, SINGH S. On degeneracy of optimization-based state estimation problems [C] // 2016 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). IEEE, 2016: 809-816.
- [48] ZHANG J, SINGH S. Visual-lidar odometry and mapping: low-drift, robust, and fast [C] // IEEE Conf on Robotics & Automation. IEEE, 2015: 2174-2181.
- [49] SHAN T, ENGLLOT B. Lego-loam: lightweight and ground-optimized lidar odometry and mapping on variable terrain [C] // IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2018: 4758-4765.
- [50] SHAN T, ENGLLOT B, MEYERS D, et al. LIO-SAM: tightly-coupled lidar inertial odometry via smoothing and mapping [C] // 2020 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). New York: IEEE, 2020: 5135-5142.
- [51] 朱常兴. 激光雷达技术及其在自动驾驶领域的应用 [J]. 自动化博览, 2019, 318 (12): 54-59.
- [52] YEW Z J, LEE G H. 3D Feat-net: weakly supervised local 3D features for point cloud registration [C] // Computer Vision-ECCV 2018, PT 15. Cham: Springer International Publishing Ag, 2018: 630-646.
- [53] CHOY C, PARK J, KOLTUN V. Fully convolutional geometric features [C] // Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision, 2019: 8958-8966.
- [54] YUAN W, ECKART B, KIM K, et al. DeepGMR: learning latent gaussian mixture models for registration [C] // Computer Vision-ECCV 2020. Cham: Springer International Publishing, 2020: 733-750.
- [55] PAIS G D, RAMALINGAM S, GOVINDU V M, et al. 3DRegNet: a deep neural network for 3D point registration [C] // Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2020: 7193-7203.
- [56] ZYWANOWSKI K, BANASZCZYK A, NOWICKI M R, et al. MinkLoc3D-SI: 3D LiDAR place recognition with sparse convolutions, spherical coordinates, and intensity [J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2022, 7 (2): 1079-1086.
- [57] HUI L, YANG H, CHENG M, et al. Pyramid point cloud transformer for large-scale place recognition [C] // 2021 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV 2021). New York: IEEE, 2021: 6078-6087.
- [58] LI L, KONG X, ZHAO X, et al. Semantic scan context: a novel semantic-based loop-closure method for LiDAR SLAM [J]. Autonomous Robots, 2022, 46 (4): 535-551.