

自动驾驶中的SLAM技术

许俊城

厦门理工学院/机械与汽车工程学院, 福建 厦门

发布日期: 2025年6月10日

摘要

随着交通运输系统的高速发展, 自动驾驶技术孕育而生, 其中即时定位与地图构建 (SLAM) 技术在自动驾驶中起到关键作用。为深入了解自动驾驶中的SLAM技术, 本文对SLAM技术在自动驾驶中的研究进展和应用进行了全面的综述。首先, 本文对SLAM的基本原理进行介绍, 把SLAM技术进行了不同的分类。其次, 分析了SLAM技术在自动驾驶中的实际应用并详细分析现有的各种SLAM技术的优缺点。最后, 总结了SLAM在自动驾驶中的重要性, 并提出了未来研究的潜在方向。

关键词

自动驾驶; SLAM; 环境感知; 多传感器融合

SLAM Technology in Autonomous Driving

Juncheng Xu

School of Mechanical and Automotive Engineering, Xiamen University of Technology, Xiamen 361024, China

Abstract

With the rapid development of transportation systems, autonomous driving technology has emerged, in which Simultaneous Localization and Mapping (SLAM) plays a crucial role. To gain an in-depth understanding of SLAM technology in autonomous driving, this paper provides a comprehensive review of its research progress and applications. First, the fundamental principles of SLAM are introduced, and SLAM techniques are categorized into different types. Next, the practical applications of SLAM in autonomous driving are analyzed, along with a detailed examination of the advantages and disadvantages of various existing SLAM methods. Finally, the importance of SLAM in autonomous driving is summarized, and potential directions for future research are proposed.

Keywords

Autonomous Driving; Slam; Environmental Perception; Multi-Sensor Fusion

Copyright © 2025 by author(s) and Erytis Publishing Limited.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



1. 引言

近年来自动驾驶技术飞速发展，科幻电影中的剧情映射到了现实。这项技术的发展在未来将给人类的出行方式带来极大的改变，并且提高人们的交通效率，降低交通成本和改善出行体验[1][2]。自动驾驶车辆通过使用先进的传感器、计算机视觉、人工智能和机器学习等技术，实现对复杂交通环境的感知和理解，从而实现一系列复杂的自动驾驶操作[3]。

而在自动驾驶系统中，即时定位与地图构建(SLAM)技术是实现车辆自主导航和操作的关键[4]。车辆通过 SLAM 技术能够在未知环境中构建实时地图，并同时确定其自身位置和姿态。通过多传感器数据融合整合来自激光雷达、摄像头、雷达和惯性测量单元(IMU)等多种传感器的数据，车辆可实现高精度的环境感知和定位功能[5][6]。这项技术对自动驾驶车辆在复杂和动态的交通环境中的安全、高效地运行至关重要[7]。

SLAM 技术在自动驾驶中的应用不仅限于基础的导航和定位，它还为路径规划、障碍物检测和避让、以及智能决策提供可靠的数据基础[8]。随着 SLAM 技术的不断进步，自动驾驶系统的稳定性和可靠性也逐步提升[9]。

本文旨在对 SLAM 技术在自动驾驶中的研究进展和应用现状进行全面综述。主要内容和结构包括：介绍 SLAM 的基本原理和分类；分析 SLAM 在自动驾驶系统中的具体应用，并对现有的 SLAM 技术进行详细讨论；展望 SLAM 技术的未来发展方向。。

2. SLAM 的基本原理

2.1. 定义和概念

即时定位与地图构建(Simultaneous Localization and Mapping, SLAM)是指在未知环境中，移动机器人或自动驾驶车辆在构建环境地图的同时估计自身位置的过程。SLAM 的主要目标是在不依赖预先已知地图的情况下，通过传感器数据实时生成环境地图并进行自我定位[10]。这对于自动驾驶系统在未知或动态变化的环境中实现自主导航至关重要。

2.2. 分类

SLAM 技术根据使用的传感器和算法，可以分为：

(1) 基于激光雷达的 SLAM

该技术通过使用激光雷达传感器获取周围环境的距离信息，构建精确的二维或三维地图。由于激光雷达能够提供高分辨率的距离测量，所以这类方法常用于自动驾驶车辆中[11]。

(2) 视觉 SLAM

视觉 SLAM 是通利用单目、双目或 RGB-D 摄像头获取环境的视觉信息，通过图像特征点匹配实现地图构建和定位。视觉 SLAM 具有成本低、重量轻的优势，但对光照条件和运动模糊较为敏感，不适合在光线较弱和运动速度较快的场景中使用[12]。

(3) 多传感器融合 SLAM

这项技术结合激光雷达、摄像头、IMU 等多种传感器的数据,利用各传感器的互补特性来提高 SLAM 系统的鲁棒性和精度[13][14],但该方法关键难点在于算法的复杂性。

2.3. SLAM 工作流程

SLAM 系统的工作流程可以分为前端(数据处理)和后端(优化算法)两个主要部分:(1)前端进行数据处理,通过激光雷达、摄像头、IMU 等传感器实时获取环境信息,在视觉 SLAM 中,从图像中提取关键特征点,并在连续帧之间进行特征匹配,在激光雷达 SLAM 中,识别并匹配点云特征,然后利用 IMU 等传感器数据进行短时间内的运动估计,提供初步的位姿估计。(2)后端优化算法,构建一个包含位姿和特征点的图模型,通过优化算法对图模型进行全局优化,以减少累积误差,提高地图和定位的精度[15]。然后识别已经经过的场景,进行回环检测,通过闭环优化校正地图和位姿,减少漂移误差。最后根据优化后的位姿和传感器数据,更新环境地图。

SLAM 系统的有效性依赖于前端精确的数据处理和后端高效的优化算法。在自动驾驶中,SLAM 需要实时运行,并能够处理复杂、多变的交通环境,这对系统的计算能力和算法效率提出了高要求。

3. SLAM 在自动驾驶中的应用

3.1. 地图构建与更新

自动驾驶车辆需要实时构建和更新周围环境的地图,包括道路、建筑物、障碍物等。这些地图对于车辆的路径规划、障碍物检测和避让等功能至关重要。激光雷达是常用的传感器之一,能够提供高分辨率的地图数据,包括地面形状和障碍物位置[16]。同时,摄像头也常用于提取环境特征并进行地图构建,如识别路标、道路标线等。典型的系统包括 Google 地图、OpenStreetMap 等,这些系统提供了开放的地图数据接口,可用于自动驾驶车辆的地图更新。此外,一些自动驾驶车辆厂商也开发了专用的地图更新系统,如 Waymo 自有的地图更新系统。

3.2. 定位与导航

自动驾驶车辆需要准确的定位和导航能力,以确保在复杂环境中安全行驶。准确的定位和导航能力有助于车辆避免碰撞、保持车道、准确停车等。主要依赖激光雷达、摄像头、GPS 等传感器获取位置和姿态信息。激光雷达提供了高精度的距离信息,而摄像头可用于提取地标、道路标志等导航特征。典型的定位与导航系统包括 GPS、惯性导航系统(INS)、SLAM 算法等。这些系统结合使用以提供高精度的定位和导航解决方案。例如,Google 地图和 Waze 等导航应用程序使用 GPS 和地图数据进行车辆定位和导航[17]。

3.3. 动态障碍物检测与避让

自动驾驶车辆需要及时检测并避让动态障碍物,如其他车辆、行人等。准确的障碍物检测和避让能力有助于车辆保持安全距离、避免碰撞等。激光雷达、摄像头、雷达等传感器用于检测周围环境中的动态障碍物。激光雷达能够提供高分辨率的距离和速度信息,而摄像头则可用于识别行人、车辆等障碍物。典型的系统包括基于 SLAM 的实时障碍物检测和避让系统,如 Tesla Autopilot、Waymo 等[18]。这些系统结合了传感器数据和 SLAM 算法,能够实时检测周围环境中的障碍物并做出相应的避让决策。

4. 现有 SLAM 技术

现有的 SLAM(Simultaneous Localization and Mapping)技术是自动驾驶、机器人导航等领域中的重要组成部分，它们涵盖了多种方法，包括基于激光雷达、视觉、深度学习和多传感器融合等。下面将对每种技术进行详细讨论，并比较它们的优缺点。

4.1. 基于激光雷达的 SLAM

基于激光雷达的 SLAM(LiDAR SLAM)是通过激光雷达传感器获取环境的三维点云数据，并利用点云处理和配准技术实现定位与地图构建。这种技术在光照变化大或纹理不丰富的环境中具有显著优势。激光雷达通过扫描周围环境生成点云数据，这些数据由多个激光束反射信息组成，形成精确的距离测量点。SLAM 系统通过特征提取和点云配准，将多帧点云数据融合成一个连续的地图，并通过匹配当前点云与地图实现定位。

激光雷达 SLAM 的优点包括高精度和稳定性。激光雷达提供高精度的距离测量，有利于精细的地图构建和精确的定位。此外，激光雷达对光照条件和环境纹理要求低，在各种光照条件下都能稳定工作，适用于室内和室外的广泛应用。激光雷达 SLAM 还能有效处理不同纹理和结构的环境，对动态物体的影响相对较小，适用于无人驾驶、机器人导航和无人机定位等应用场景。

然而，激光雷达 SLAM 也存在一些缺点。首先，激光雷达传感器价格昂贵，增加了整体系统成本。其次，点云数据量大，处理和存储需求高，实时性要求高。此外，激光雷达体积较大，重量较重，不利于小型机器人或无人机的应用。在动态环境中，激光雷达 SLAM 的鲁棒性也需要进一步提高。

一些典型的激光雷达 SLAM 系统和算法包括 GMapping、Hector SLAM、Cartographer 和 LOAM。GMapping 是一种基于粒子滤波器的 2D SLAM 算法，适用于低速移动机器人[19]；Hector SLAM 通过直接匹配激光雷达扫描与地图进行位姿估计[20]；Cartographer 是 Google 开发的实时 SLAM 系统，支持 2D 和 3D 环境，采用扫描匹配和图优化技术[21]；LOAM 则是一种高精度实时 3D SLAM 算法，通过分离里程计和映射任务提高计算效率[22]。

4.2. 基于视觉的 SLAM

基于视觉的 SLAM(Visual SLAM)是利用摄像头获取环境的图像数据，通过图像处理和计算机视觉算法，实现机器人或无人系统的定位与地图构建。Visual SLAM 通过相机捕获的连续图像帧，利用特征提取、匹配和跟踪来估计相机的位姿，并构建环境的稀疏或稠密三维地图。其工作流程包括图像采集、特征提取、特征匹配、姿态估计、地图构建以及闭环检测和优化。

Visual SLAM 的主要优点包括成本低、信息丰富和适用性广。相机价格相对较低，易于获取，同时图像提供了丰富的视觉信息，可以用于识别、分类和其他高级任务。这使得 Visual SLAM 适用于各种环境，包括室内、室外、光照变化大和纹理复杂的场景。然而，Visual SLAM 也存在一些缺点，如对光照条件敏感，特征提取和匹配过程计算复杂，实时性要求高，并且对动态物体和遮挡敏感，可能导致定位和地图构建错误。

典型的 Visual SLAM 系统和算法包括 ORB-SLAM、PTAM、LSD-SLAM 和 DTAM。ORB-SLAM 是一种高效的单目、双目和 RGB-D SLAM 系统，利用 ORB 特征实现实时定位和地图构建[23]；PTAM 将跟踪和地图构建并行处理，适用于小规模环境[24]；LSD-SLAM 通过直接最小化图像梯度误差实现位姿估计和地图构建[25]；DTAM 则通过 GPU 加速实现高分辨率深度图估计，适用于稠密地图构建[26]。

4.3. 融合 SLAM

融合 SLAM(Fusion SLAM)结合了多种传感器的数据,如激光雷达、相机和 IMU(惯性测量单元),以提高定位和地图构建的精度和鲁棒性。通过将不同传感器的数据融合在一起,融合 SLAM 利用各自的优点来应对各种环境 and 应用场景中的挑战。

融合 SLAM 的工作流程包括多个步骤。首先,多种传感器同时采集环境数据,提供不同类型的测量信息。接下来,对不同传感器进行时间和空间校准,确保数据在统一的时间和坐标系下处理。然后,对数据进行预处理,去除异常点和噪声,并对图像进行特征提取。之后,在相邻的图像帧和点云中进行特征匹配,估计传感器之间的相对运动。融合算法使用滤波算法或优化方法进行多传感器数据融合,考虑每种传感器的测量不确定性,最终提高定位和地图构建的精度。最后,通过闭环检测和优化,识别已经访问过的地点并校正累计误差,从而提高全局地图的精度。

融合 SLAM 具有多种优点。首先,通过融合多种传感器的数据,显著提高了定位和地图构建的精度和鲁棒性。其次,它利用不同传感器的互补特性,在光照变化、动态环境等复杂场景中表现出色。此外,融合 SLAM 适用于各种复杂环境,包括室内、室外、静态和动态环境。然而,融合 SLAM 也存在一些缺点,如计算复杂度高,系统成本高,以及多传感器数据同步和校准的技术难题。

典型的融合 SLAM 系统和算法包括 VINS-Mono、LIO-SAM 和 R3LIVE。VINS-Mono 是一种视觉-惯性 SLAM 系统,通过单目相机和 IMU 数据融合,实现高精度定位和地图构建[27]。LIO-SAM 结合 IMU 和激光雷达数据,实现高精度实时三维 SLAM[28]。R3LIVE 则是一种激光雷达-视觉-惯性 SLAM 系统,通过融合激光雷达、相机和 IMU 数据,实现高精度和鲁棒性的三维 SLAM[29]。

4.4. 深度学习结合 SLAM

深度学习结合 SLAM(Deep Learning-based SLAM)通过利用深度学习技术提升传统 SLAM 系统的性能,实现更高的精度和鲁棒性。通过神经网络进行特征提取、语义理解 and 数据融合,深度学习为 SLAM 系统在复杂和动态环境中提供了新的解决方案。

融合深度学习的 SLAM 系统首先通过多种传感器(如相机、激光雷达和 IMU)采集环境数据。深度学习模型(如卷积神经网络)从图像或点云中提取高层次特征,这些特征更加鲁棒和判别性强。接下来,深度神经网络(如 PoseNet、DeepVO 等)直接从图像序列预测相机的运动,减少了传统方法中复杂的特征匹配和优化步骤。此外,使用语义分割网络(如 SegNet、Mask R-CNN)进行环境的语义理解,将场景中的物体进行分类和标注。通过结合语义信息进行数据融合和地图构建,使地图不仅包含几何信息,还包括语义信息,提高了地图的理解和应用价值。

深度学习结合 SLAM 具有多种优点。首先,通过深度学习模型提取的特征更加鲁棒,提高了 SLAM 系统在复杂环境中的性能。其次,深度学习方法提高了自动化程度,减少了人工设计特征的步骤。最后,结合语义信息,使得 SLAM 系统能够构建包含语义信息的地图,提高了地图的应用价值。然而,深度学习结合 SLAM 也存在一些缺点,如计算资源需求高,模型的训练和推理需要大量计算资源;对数据的依赖性强,模型的性能依赖于大量的训练数据;模型复杂度高,需要精细的设计和调优,增加了系统的复杂性。

典型的深度学习结合 SLAM 算法和系统包括 DeepVO、D3VO 和 DS-SLAM。DeepVO 使用卷积神经网络进行视觉里程计估计,直接从图像序列预测相机的运动[30]。D3VO 结合深度学习预测的稠密深度信息进行视觉里程计估计,提高位姿估计精度[31]。DS-SLAM 结合深度学习进行语义分割和几何 SLAM,构建包含语义信息的地图[32]。

5. SLAM 技术面临的挑战

SLAM 技术的发展受到了多方面挑战的制约。首先, 动态环境下的鲁棒性是 SLAM 系统面临的一个主要问题。在现实世界中, 移动物体的存在会干扰传统 SLAM 算法, 导致定位和地图构建的失效[33]。此外, 随着场景规模的增加, 大规模场景的处理需要更多的计算资源和存储空间, 这使得传统算法往往难以满足实时性要求[34]。在长时间的运行过程中, SLAM 系统还会面临着闭环检测与长期一致性问题, 尤其在复杂环境中容易出现误匹配和累积误差[35]。同时, 传感器的噪声和误差也会影响到系统的性能, 因此需要通过校准和融合多传感器数据来提高定位的精度和稳定性。

为了应对这些挑战, 研究人员正在致力于开发更加鲁棒和高效的 SLAM 算法。深度学习技术在提取特征、预测位姿、语义理解等方面发挥着重要作用, 可以提高系统在复杂环境中的性能。此外, 多传感器融合和优化算法也可以改善系统的鲁棒性和精度, 进而提高 SLAM 系统在实际应用中的可靠性。需要特别注意的是, 在选择 SLAM 方案时, 需要权衡精度和成本, 并根据具体的应用场景进行选择, 以满足实际需求。

综上所述, SLAM 技术的发展需要克服多方面的挑战。通过不断的研究和创新, 可以提高 SLAM 系统的性能和适用范围, 推动其在机器人、自动驾驶等领域的广泛应用。

6. 未来研究方向

未来自动驾驶中 SLAM 技术的研究将集中在多个关键方面。首先, 实时性与效率优化是一个重要的方向。由于自动驾驶系统需要快速且准确地感知周围环境, 因此 SLAM 算法必须具备高效实时的特性, 以应对复杂的道路条件和动态的交通环境。此外, 随着自动驾驶系统硬件的不断升级, SLAM 算法也需要不断优化以充分利用硬件资源, 提高计算效率。

多传感器融合是未来研究的另一个重要方向。自动驾驶系统通常配备多种传感器, 如激光雷达、相机、雷达和惯性测量单元(IMU)。将不同传感器的数据进行有效融合可以提高 SLAM 系统的鲁棒性和精度, 同时增强对环境的感知能力。因此, 未来的研究将致力于设计多传感器融合的算法, 以实现更可靠的定位和地图构建。

长期稳定性与闭环检测也是未来研究的重点之一。随着时间的推移, SLAM 系统可能会出现累积误差, 导致地图漂移。为了保持地图的准确性, 需要及时检测闭环, 并对地图进行优化。未来的研究将致力于设计高效可靠的闭环检测算法, 以确保地图的长期稳定性和一致性。

随着深度学习技术的发展, 将深度学习与 SLAM 相结合也是一个具有前景的研究方向。深度学习可以提高特征提取和匹配的效率和准确性, 同时还可以实现更高级的语义理解, 有助于改善 SLAM 系统对复杂场景的感知和理解能力。

为了满足不同应用场景的需求, 未来的研究还需要致力于设计通用性强、跨平台适配的 SLAM 系统。这样可以降低自动驾驶系统的开发成本和复杂度, 推动技术的快速应用和落地。

综上所述, 未来自动驾驶中 SLAM 技术的研究将着重于实时性与效率优化、多传感器融合、长期稳定性与闭环检测、深度学习与 SLAM 融合以及跨平台和通用性等方面, 以满足自动驾驶系统对定位和地图构建的高要求。

7. 总结

本文对 SLAM 在自动驾驶领域的研究进展和应用现状进行了全面的综述。首先, 它介绍了 SLAM 的基本原理和分类, 包括基于激光雷达、视觉和多传感器融合的技术, 为读者提供了对 SLAM 技术的整体认识。接着, 文章分析了 SLAM 在自动驾驶中的实际应用, 探讨了常见的传感器配置和典型的 SLAM 系统, 为读者展示了 SLAM 技术在自动驾驶系统中的具体应用情况。在讨论现有 SLAM 技术的优缺点时,

重点关注了动态环境中的挑战、计算复杂度问题以及传感器噪声对 SLAM 性能的影响。本文还展望了未来 SLAM 技术的发展方向, 提出了深度学习与 SLAM 的结合、多传感器融合技术的进步以及更高效的算法设计等潜在方向。

参考文献

- [1] Litman, T. (2020). Autonomous Vehicle Implementation Predictions. Victoria Transport Policy Institute.
- [2] Thrun, S., Montemerlo, M., Dahlkamp, H., et al. (2006). Stanley: The robot that won the DARPA Grand Challenge. *Journal of Field Robotics*, 23(9), 661-692.
- [3] Shalev-Shwartz, S., Shammah, S., & Shashua, A. (2016). Safe, Multi-Agent, Reinforcement Learning for Autonomous Driving. arXiv preprint arXiv:1610.03295.
- [4] Cadena, C., Carlone, L., Carrillo, H., et al. (2016). Past, Present, and Future of Simultaneous Localization and Mapping: Toward the Robust-Perception Age. *IEEE Transactions on Robotics*, 32(6), 1309-1332.
- [5] Zhang, J., & Singh, S. (2017). Low-drift and real-time lidar odometry and mapping. *Autonomous Robots*, 41, 401-416.
- [6] Engel, J., Koltun, V., & Cremers, D. (2018). Direct sparse odometry. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 40(3), 611-625.
- [7] Bresson, G., Alsayed, Z., Yu, L., & Glaser, S. (2017). Simultaneous Localization and Mapping: A Survey of Current Trends in Autonomous Driving. *IEEE Transactions on Intelligent Vehicles*, 2(3), 194-220.
- [8] Thrun, S., Burgard, W., & Fox, D. (2005). Probabilistic Robotics. MIT Press.
- [9] Zhang, J., & Singh, S. (2017). Low-drift and real-time lidar odometry and mapping. *Autonomous Robots*, 41, 401-416.
- [10] Engel, J., Koltun, V., & Cremers, D. (2018). Direct sparse odometry. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 40(3), 611-625.
- [11] Qin, T., Li, P., & Shen, S. (2018). VINS-Mono: A robust and versatile monocular visual-inertial state estimator. *IEEE Transactions on Robotics*, 34(4), 1004-1020.
- [12] Mur-Artal, R., Montiel, J. M. M., & Tardós, J. D. (2015). ORB-SLAM: A versatile and accurate monocular SLAM system. *IEEE Transactions on Robotics*, 31(5), 1147-1163.
- [13] Kümmerle, R., Grisetti, G., Strasdat, H., Konolige, K., & Burgard, W. (2011). g2o: A general framework for graph optimization. 2011 IEEE International Conference on Robotics and Automation, 3607-3613.
- [14] Dellaert, F., & Kaess, M. (2006). Square Root SAM: Simultaneous localization and mapping via square root information smoothing. *The International Journal of Robotics Research*, 25(12), 1181-1203.
- [15] Cadena, C., Carlone, L., Carrillo, H., et al. (2016). Past, Present, and Future of Simultaneous Localization and Mapping: Toward the Robust-Perception Age. *IEEE Transactions on Robotics*, 32(6), 1309-1332.
- [16] Thrun, S., Montemerlo, M., Dahlkamp, H., et al. (2006). Stanley: The robot that won the DARPA Grand Challenge. *Journal of Field Robotics*, 23(9), 661-692.
- [17] Tesla. (2024). Autopilot.
- [18] Chen, X., Ma, H., Wan, J., et al. (2022). A Survey on Scene Understanding: Database, Algorithms, and Applications. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 23(4), 1623-1646.
- [19] Grisetti, G., Stachniss, C., & Burgard, W. (2007). Improved techniques for grid mapping with Rao-Blackwellized particle filters. *IEEE Transactions on Robotics*, 23(1), 34-46.
- [20] Kohlbrecher, S., Meyer, J., Graber, T., Petersen, K., von Stryk, O., & Klingauf, U. (2011). Hector open source modules for autonomous mapping and navigation with rescue robots. *Proc. of the Robot Soccer World Cup*.
- [21] Hess, W., Kohler, D., Rapp, H., & Andor, D. (2016). Real-time loop closure in 2D LIDAR SLAM. In 2016 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA) (pp. 1271-1278).
- [22] Zhang, J., & Singh, S. (2014). LOAM: Lidar Odometry and Mapping in Real-time. In *Robotics: Science and Systems* (Vol. 2, No. 9).
- [23] Mur-Artal, R., Montiel, J. M. M., & Tardos, J. D. (2015). ORB-SLAM: a versatile and accurate monocular SLAM system. *IEEE Transactions on Robotics*, 31(5), 1147-1163.
- [24] Klein, G., & Murray, D. (2007). Parallel tracking and mapping for small AR workspaces. In 2007 6th IEEE and ACM International Symposium on Mixed and Augmented Reality (pp. 225-234).
- [25] Engel, J., Schöps, T., & Cremers, D. (2014). LSD-SLAM: Large-scale direct monocular SLAM. In *European Conference on Computer Vision* (pp. 834-849). Springer, Cham.

- [26] Newcombe, R. A., Lovegrove, S. J., & Davison, A. J. (2011). DTAM: Dense tracking and mapping in real-time. In 2011 International Conference on Computer Vision (pp. 2320-2327). IEEE.
- [27] Qin, T., Li, P., & Shen, S. (2018). VINS-Mono: A robust and versatile monocular visual-inertial state estimator. *IEEE Transactions on Robotics*, 34(4), 1004-1020.
- [28] Shan, T., Englot, B., Meyers, D., Wang, W., Ratti, C., & Rus, D. (2020). LIO-SAM: Tightly-coupled Lidar Inertial Odometry via Smoothing and Mapping. In 2020 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS) (pp. 5135-5142). IEEE.
- [29] Lin, J., & Zhang, F. (2022). R3LIVE: A robust, real-time, LiDAR-inertial-visual tightly-coupled state estimator and mapping. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 7(2), 3033-3040.
- [30] Wang, A., & Clark, R. (2017). DeepVO: Towards end-to-end visual odometry with deep recurrent convolutional neural networks. In 2017 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA) (pp. 2043-2050).
- [31] Yang, N., Wang, R., & Cremers, D. (2020). D3VO: Deep depth, deep pose and deep uncertainty for monocular visual odometry. In *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* (pp. 1281-1292).
- [32] Shi, H., Zhang, L., Wang, X., & Shi, J. (2020). DS-SLAM: A semantic visual SLAM towards dynamic environments. In 2020 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS) (pp. 5117-5123).
- [33] Cadena, C., Carlone, L., Carrillo, H., Latif, Y., Scaramuzza, D., Neira, J., ... & Leonard, J. J. (2016). Past, present, and future of simultaneous localization and mapping: Toward the robust-perception age. *IEEE Transactions on Robotics*, 32(6), 1309-1332.
- [34] Durrant-Whyte, H., & Bailey, T. (2006). Simultaneous localization and mapping: part I. *IEEE Robotics & Automation Magazine*, 13(2), 99-110.
- [35] Bailey, T., & Durrant-Whyte, H. (2006). Simultaneous localization and mapping (SLAM): Part II. *IEEE Robotics & Automation Magazine*, 13(3), 108-117.