

“导航与时频技术丛书”序

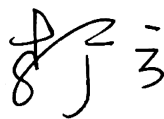
“四方上下曰宇，古往今来曰宙”，宇宙是空间和时间的统一。认知时空离不开导航与时频技术。

导航时频已成为国际科技竞争的战略制高点。伴随计算机、通信、航天、微电子等技术的发展，导航与时频技术得到了蓬勃发展，迈入了天基卫星导航、高精度原子钟时代，实现了定位、导航、授时的一体化。激光惯性导航、地磁匹配、重力匹配、视觉导航、水声信标导航等技术也得到快速发展，脉冲星导航、量子导航、冷原子钟等新技术开启了导航时频技术的新纪元。

信息工程大学是国内最早开展导航时频工程研究的院校，导航与时频团队先后承担北斗系统工程需求论证、技术攻关、试验验证等重大任务 30 余项，在北斗导航、载人航天、探月工程、南极科考等国家重大工程中发挥了重要作用。

为了介绍导航与时频领域理论和技术的最新进展，特别是结合国家综合定位导航授时体系建设的重大需求，我们组织策划了“导航与时频技术丛书”。本丛书通过阐述导航时空基准、北斗卫星导航、天文导航、无线电导航、惯性导航、激光雷达、视觉导航等技术，来展示导航与时频技术的基本原理、最新进展和典型应用。丛书原创性与前沿性强，图文并茂，凝结了各位作者多年的研究成果，力图为推动我国导航和时频技术的发展尽绵薄之力。

丛书的出版得到了信息工程大学和科学出版社的大力支持，在此表示深深的谢意。欢迎广大读者对丛书提出宝贵意见和建议。



2022 年 6 月于郑州

前 言

自主定位和高精度地图构建是自动驾驶、移动机器人等领域的两项关键技术，是解决无人系统“我在哪”这一问题的核心。传统测绘导航以高精度为目标，通过对定位或建图的可靠控制精确推估另一方，如卫星大地测量中的卫星定位、航空摄影测量中利用合作靶标定位等，都是利用已知轨道的卫星或已知位置的靶标等外部目标的后方交会方法；移动测量等建图技术则立足于后处理轨迹结果之上，将环境观测量根据测量设备的精准位姿进行融合拼接。尽管这种方式精度较高，但往往以耗时长、作业环境要求高为代价。在无人系统领域，许多应用不需要精确到米级及以下精度，而更为关注的是数据的实时处理能力和在任意环境下的通用性，亟须探索一种更为高效、鲁棒的定位与建图技术路线。

同时定位与地图构建(simultaneous localization and mapping, SLAM)技术正是在这种大背景下出现的，几十年来受到无人系统领域技术人员的广泛关注。随着对 SLAM 技术研究的不断深入，并伴随各类主动感知传感器的推陈出新，大批效果惊艳的 SLAM 解决方案在学术界涌现。然而，由于各类传感器自身的局限性，将其推广到现实应用中依旧困难重重，主要难点源自现实环境的复杂性，例如：①在长直隧道等几何特征退化的环境中或者高速公路等充斥着动态目标的环境中，基于点云配准的激光雷达里程计极易因匹配错误而失效。②当无人系统高动态运动时，离散测量的点云畸变程度变大，缺乏运动先验信息，可能致使点云配准落入局部最优，甚至造成匹配错误。③在大尺度环境下，递推式估计不可避免地存在误差累积，构建的点云地图难以兼顾局部与全局的一致性。④多传感器数据流庞大且繁杂，无效数据、噪声数据的引入将污染数据融合结果。

针对以上问题，本书深入探讨大尺度复杂环境下多传感器融合的 SLAM 技术，围绕激光雷达里程计、激光雷达/惯性测量单元时空标定、激光雷达/惯性测量单元紧耦合导航定位以及多传感器融合的大尺度点云地图构建等内容，针对各项技术现存瓶颈，以因子图优化算法为融合框架，介绍相应的解决方案。

将多源融合 SLAM 系统和因子图优化算法相结合，以提升 SLAM 系统在复杂环境下的适应性和鲁棒性，推动组合导航和移动测量等相关方向朝着无人化、智能化方向发展。

本书得到国家自然科学基金青年基金项目“GNSS 拒止条件下多机协同的三维实景地图快速构建关键技术研究”(编号: 42201501)的支持, 在此表示感谢。

为方便读者阅读, 本书提供了部分彩图, 请扫描封底左上角的激光防伪码查阅。

由于作者水平有限, 书中难免存在不妥之处, 恳请读者批评指正。

李广云 李帅鑫

2025 年 8 月

目 录

“导航与时频技术丛书”序

前言

第 1 章 绪论	1
1.1 现代化地理空间信息的发展	1
1.2 SLAM 技术的发展	4
1.2.1 SLAM 问题的提出和定义	4
1.2.2 SLAM 的发展和瓶颈	6
1.3 本书重点和主要内容安排	8
1.3.1 本书重点讨论的难点问题	8
1.3.2 本书重点关注的技术问题	9
1.3.3 本书主要内容安排	9
参考文献	11
第 2 章 基础数学原理	13
2.1 坐标系	13
2.1.1 坐标系的定义	13
2.1.2 坐标系的表达及变换	15
2.2 李群和李代数	17
2.2.1 两种重要的李群和李代数	18
2.2.2 指数映射与对数映射	22
2.2.3 两种非线性误差模型的李代数求导	24
2.3 基于因子图的非线性优化	27
2.3.1 非线性优化	27
2.3.2 因子图模型	28
2.3.3 稀疏性	29
2.3.4 增量式平滑算法	31
参考文献	32
第 3 章 组合导航原理	33
3.1 运动学	33
3.1.1 刚体运动学	33

3.1.2	特殊正交群和向量空间上的动力学·····	36
3.1.3	特殊欧氏群上的动力学·····	37
3.2	三维视觉导航·····	37
3.2.1	LiDAR 测量·····	37
3.2.2	使用 LiDAR 进行航迹推算·····	39
3.3	惯性与组合导航·····	42
3.3.1	惯性导航·····	42
3.3.2	惯性/卫星组合导航·····	48
	参考文献·····	54
第 4 章	性能评估方法 ·····	55
4.1	实验环境搭建·····	55
4.1.1	时间同步·····	55
4.1.2	基准真值·····	57
4.2	数据集·····	60
4.2.1	仿真平台·····	61
4.2.2	开源数据集·····	62
4.2.3	地面移动平台·····	62
4.2.4	车载平台·····	63
4.2.5	可穿戴平台·····	65
	参考文献·····	66
第 5 章	强度和时间信息增强的激光雷达里程计 ·····	67
5.1	概述·····	67
5.2	相关技术及典型方法·····	69
5.2.1	基于 LiDAR 的 SLAM 技术·····	69
5.2.2	基于点云的动态目标分割技术·····	71
5.2.3	典型方法·····	72
5.3	系统概述·····	77
5.4	方法介绍·····	78
5.4.1	特征提取滤波器·····	78
5.4.2	强度配准·····	83
5.4.3	动态目标剔除·····	85
5.4.4	LiDAR 里程计·····	87
5.4.5	LiDAR 地图构建·····	90
5.5	实验分析·····	91
5.5.1	模块功能测试·····	91

5.5.2 系统性能测试	95
5.5.3 总结与分析	101
参考文献	101
第 6 章 结构化环境下基于连续时间轨迹估计的 LiDAR/IMU 时空标定	107
6.1 相关技术及典型方法	109
6.1.1 LiDAR 与 IMU 的标定及 IMU 初始化技术	109
6.1.2 典型方法	111
6.2 方法概述	114
6.2.1 问题描述	114
6.2.2 系统框架	115
6.3 方法介绍	116
6.3.1 结构化地图构建	116
6.3.2 数据预处理	118
6.3.3 动态初始化	119
6.3.4 基于连续轨迹的标定	123
6.4 实验验证	128
6.4.1 实验介绍	128
6.4.2 仿真测试	128
6.4.3 实测数据测试	132
6.4.4 总结与分析	136
参考文献	136
第 7 章 基于连续时间轨迹估计的 LiDAR/IMU 紧耦合导航系统	139
7.1 相关技术及典型方法	141
7.1.1 LiDAR/IMU 组合系统技术	141
7.1.2 典型方法	144
7.2 方法概述	152
7.2.1 问题描述	152
7.2.2 系统框架	153
7.3 方法介绍	154
7.3.1 因子图的状态估计	154
7.3.2 数据预处理	155
7.3.3 自适应初始化	156
7.3.4 LiDAR/IMU 紧耦合估计	158
7.3.5 点云地图管理	164

7.4 实验验证	164
7.4.1 鲁棒性测试	164
7.4.2 系统性能测试	171
7.4.3 总结与分析	177
参考文献	178
第 8 章 大尺度复杂环境下基于分层优化的三维地图构建	182
8.1 相关技术及典型方法	184
8.1.1 大尺度三维地图构建和优化技术	184
8.1.2 大尺度回环检测技术	185
8.1.3 典型方法	186
8.2 方法概述	188
8.2.1 问题描述	188
8.2.2 系统框架	189
8.3 移动测量的概率模型	190
8.3.1 传统 MMS 概率模型	191
8.3.2 融合 SLAM 技术的 MMS 概率模型	191
8.4 方法介绍	192
8.4.1 局部地图优化	194
8.4.2 全局地图优化	196
8.5 实验验证	201
8.5.1 定位定姿精度测试	201
8.5.2 地图质量测试	206
8.5.3 复杂环境下的鲁棒性测试	209
8.5.4 总结与分析	215
参考文献	215

第1章 绪 论

1.1 现代化地理空间信息的发展

地理空间信息是指用于描述地球表面或附近物体时空属性的数字化信息,包含但不限于地理坐标等位置信息、北偏角等朝向信息、目标纹理色彩等属性信息及时间信息等众多要素。传统测绘技术一直是获取地理空间信息的主要技术手段,如获取目标位置信息的卫星大地测量技术、获取环境三维信息的航空摄影测量与移动测绘系统(mobile mapping system, MMS)。在传感器技术和计算机技术的飞速发展和大力推动下,人类对环境的观测手段越来越丰富,对数据的处理和表达方式越来越多样,伴随大数据、云计算、人工智能、机器人等新技术浪潮的席卷,全球新一轮的科技革命悄然而至。新技术的快速发展为测绘科技的进步不断蓄能,使现代测绘正成为大众创业、万众创新的重要领域^[1]。打破对传统模式的认知,探索测绘技术与高新科技的融合路径,研究更加泛化、高效的地理空间信息数据获取新方法,实现地理空间信息数据对现实环境的支持和增强,是现代测绘发展的重要方向之一^[2]。数字化地理空间信息是自动驾驶、数字地球等高新应用产业的数据基础,它能够将现实世界中的物理对象与虚拟世界的数据相联通,从而由虚拟世界的数据挖掘驱动现实世界的生产力增长。空间位置服务和实景三维地图是地理空间信息数字化的两个重要环节,作为真实、立体、时序化反映人类生产、生活和生态空间的时空信息,已然成为国家重要的新型基础设施。就目前的移动测量、全源导航定位和三维地图构建等技术的发展情况来看,对于国家级规模的实景三维数据的采集和处理任务,仍有大量的技术瓶颈亟待突破^[3]。

传统测绘技术重点解决了高精度的问题,但通常要求具备良好的观测条件,需要大量人工参与,且观测数据规模相对较小。以高精度地图为首的地理空间信息产品对数据的采集和质量都提出了更高的要求,主要体现在以下四个方面:

(1) 无缝化。以全球导航卫星系统(global navigation satellite system, GNSS)为定位基础的移动测量技术能够满足室外开阔环境下三维地理空间信息的快速获取需求,但在长时间 GNSS 失锁状态下难以正常作业。现实环境极具复杂性,存在大量诸如地下停车场、地下管廊和隧道、森林、城市峡谷、井工矿等庞大且复杂

的室内环境,因此要求数据采集系统必须具备室内外无缝的一体化定位与地图构建能力。

(2) 动态化。传统测绘的高精度通常以静态测量和对稳定目标长时间的重复观测为代价。然而,在实际应用中“动态化”无处不在。其中既包括了测量设备的动态运动,如移动测量、GNSS 动态定位等,又包括了观测环境或观测目标的动态情况,如道路环境中的行人和车辆在点云中形成的“鬼影”。因此,系统需要能够适应动态环境,同时具备动态测量能力。

(3) 高效化。传统测量工作需要投入大量人力,严重制约了数据采集效率。实际的高精度地图数据采集任务覆盖区域广,依靠传统测量方式进行数据采集显然是不现实的,因此需要采集系统具备更高效的数据采集能力。此外,数据处理的复杂度不宜过高,以确保高效的数据后处理效率。

(4) 多样化。传统的测绘信息主要包括距离、角度和坐标等几何相关量,这种地理信息表达方式不够直观,难以真实反映观测环境的现实情况。另外,低维的几何信息缺乏对所处环境的深层次表达,如道路中的路标信息、道路指示灯信息和车辆行人的运动信息等。因此,要求地理空间信息产品包含更深层次的语义化信息,以满足无人系统的智能化需求。

目前,常用的定位与地图构建传感器包括 GNSS 设备、惯性导航系统(inertial navigation system, INS)、激光雷达(light detection and ranging, LiDAR)和相机等。这些传感器均存在各自的局限性,例如,INS 存在严重的误差累积,且因高精度的惯性器件价格高而应用成本较大;基于相机的视觉里程计(visual odometry, VO)无法获得环境的真实尺度,且难以适应复杂的光照变化;激光雷达里程计(LiDAR odometry, LO)在几何结构较弱的环境下难以配准点云;GNSS 的定位性能受环境的影响巨大,当信号受遮挡或存在严重的多路径误差时,将出现严重的定位偏差。因此,依靠多传感器信息深度融合的方式解决高精度、高鲁棒的定位与地图构建问题已成为工业界和学术界的共识。多源信息融合的优势主要表现在以下几个方面^[4]:

(1) 弥补数据源自身缺陷。多源数据融合可以获得对同一观测目标的不同类型观测,可以有效弥补某一种数据本身的缺陷。例如,通过与 LiDAR 组合来弥补相机无法获取观测点景深的不足,同时为三维点云附着颜色和纹理信息;利用惯性测量单元(inertial measurement unit, IMU)的高频积分输出补充 VO 或 LO 低频位姿估计的输出频率。

(2) 有效利用算法原理的互补性。从算法层面来看,多传感器组合为解决定位与地图构建问题提供了更多可能。例如,根据 IMU 的动力学模型对其观测量积分得到相对位姿变换,它可以作为 LO/VO 邻帧匹配的可靠初值,并辅助机械式旋转测量的 LiDAR 消除点云运动畸变。

(3) 提供更多可靠的观测约束。在保证一定观测精度的前提下,更多的观测信息有助于建立更加完备的约束模型,从而保证估计量的无偏和最优,例如,LO、VO 或 INS 等递推系统不可避免地存在误差累积,加入 GNSS 观测可以有效限制轨迹的漂移。

(4) 实现更加全面的功能。利用多源融合信息构建的室内外一体化三维地图能够更加真实、全面地复现现实场景,为载体感知外部环境和导航控制提供重要的数据资料。例如,地图构建任务离不开 GNSS 的支持,一方面是因为 GNSS 是目前获取定位信息最可靠的手段;另一方面是因为 GNSS 能够获得大地坐标系下的三维坐标,更便于用户使用,但同时需要相机和 LiDAR 等视觉观测设备的加入,从而利用点云和图像建立环境的更真实表达。

综上所述,深入研究复杂环境下多传感器融合的自主定位及探索式三维地图构建相关理论与方法具有重要意义。该领域的研究无论是在民用方面还是在军事方面都具有巨大的发展潜力和应用价值。

(1) 民用方面,定位与地图构建技术是矿山无人驾驶、无人机勘测、移动测量与高精度地图、移动机器人无人配送等应用的核心技术(图 1-1),同时也是智慧城市和地理信息平台数据资源获取的重要手段。

(2) 军事方面,对实现无人机的自主侦察和巡航、战场环境的快速构建等军事任务提供技术支撑,为提升军队信息化作战能力提供技术保证。

本书将系统介绍该领域有关的基本原理和技术方法,旨在为无人系统技术的研究与发展、传统测绘技术的转型和升级起到一定的助推作用。



图 1-1 定位与地图构建技术在不同领域的应用

1.2 SLAM 技术的发展

1.2.1 SLAM 问题的提出和定义

1. SLAM 问题的提出

同时定位与地图构建(simultaneous localization and mapping, SLAM)问题于 1986 年在电气电子工程师学会国际机器人及自动化大会(International Conference on Robotics and Automation, ICRA)被首次提出^[5,6], 其最初的研究目的是解决移动机器人在未知环境下的自主定位和导航问题^[7], 历经多年的发展, 其已成为多学科、多技术紧密交织的领域。自动化、控制、测绘、计算机等多学科背景的研究者从各自学科角度出发, 为这一技术开辟了广阔的应用领域并建立了完整的体系架构。

SLAM、移动测量和导航制导等研究领域与定位、地图构建、控制规划等学科方向的关系如图 1-2^[8]所示。在移动测量的工程实践中, 利用高精度组合导航设备在可控条件下引入高精度轨迹作为基准, 并将对周围环境的扫描引入该基准框架下, 以构成点云地图数据产品。在这一过程中, 地图仅是扫描测量的一种表达形式, 是测绘任务的最终产物。导航的目的是精确控制某一物体从一个位置移动到另一个位置, 它需要以定位数据为基础, 控制和规划是实现导航的具体方式。在 SLAM 问题中, 定位和地图并不存在逻辑上的先后关系, 而是相互依赖、互为条件, 二者紧密地耦合在一起。载体的位姿信息是地图构建的基础, 而地图又是实现定位的先决条件。

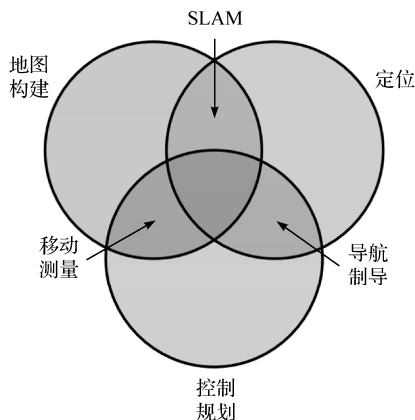


图 1-2 多学科交叉关系

2. 问题的定义

首先需要明确的是 SLAM 的定义是对某一类问题的定义, 解决的问题是一个

机器人被放置在未知环境中,利用机载传感器获得的观测信息来构建环境地图,同时确定自身所处地图中的位置。从数学角度可将 SLAM 问题抽象描述为一个条件概率分布问题,引用 Thrun 等^[9]在《概率机器人》一书中的例子进行说明:假设载体在未知任何先验信息的环境中自由运动,并每间隔时间 t 对环境进行一次观测,将 t 时刻载体的位姿状态记为 $\mathbf{x}_t$,控制量记为 $\mathbf{u}_t$,观测量记为 $\mathbf{z}_t$,则控制量序列可记为 $\mathbf{U}_{0:t} = \{\mathbf{u}_0, \mathbf{u}_1, \dots, \mathbf{u}_t\}$,观测量序列可记为 $\mathbf{Z}_{0:t} = \{\mathbf{z}_0, \mathbf{z}_1, \dots, \mathbf{z}_t\}$,载体的离散轨迹记为 $\mathbf{X}_{0:t} = \{\mathbf{x}_0, \mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_t\}$,全局地图记为 $\mathbf{M} = \{\mathbf{m}_0, \mathbf{m}_1, \dots, \mathbf{m}_t\}$ 。在此定义下,SLAM 问题可描述为:在给定初始位姿 $\mathbf{x}_0$ 、观测量序列和控制量序列的条件下,求解当前位姿和地图估计的最大后验概率(maximum a posteriori probability, MAP),即

$$\mathbf{x}_{\text{MAP}}^*, \mathbf{M}_{\text{MAP}}^* = \max P(\mathbf{x}_t, \mathbf{M} | \mathbf{Z}_{0:t}, \mathbf{U}_{0:t}, \mathbf{x}_0) \quad (1-1)$$

观测量 $\mathbf{z}_t$ 的条件概率密度可描述为:在给定载体姿态估计和先验地图的条件下,当前观测量的概率密度,即

$$P(\mathbf{z}_t | \mathbf{x}_t, \mathbf{M}) \quad (1-2)$$

位姿状态 $\mathbf{x}_t$ 的条件概率密度可描述为:在给定上一时刻载体位姿状态 $\mathbf{x}_{t-1}$ 和控制量 $\mathbf{u}_t$ 的条件下,当前时刻载体位姿状态的概率密度,即

$$P(\mathbf{x}_t | \mathbf{x}_{t-1}, \mathbf{u}_t) \quad (1-3)$$

在上述条件概率分布问题中,从 $t-1$ 时刻到 t 时刻的位姿变换过程可以根据贝叶斯法则分解为运动更新和测量更新两步。

(1) 运动更新:

$$P(\mathbf{x}_t, \mathbf{M} | \mathbf{Z}_{0:t-1}, \mathbf{U}_{0:t}, \mathbf{x}_0) = \int P(\mathbf{x}_t | \mathbf{x}_{t-1}, \mathbf{u}_t) \times P(\mathbf{x}_{t-1}, \mathbf{M} | \mathbf{Z}_{0:t-1}, \mathbf{U}_{0:t-1}, \mathbf{x}_0) d\mathbf{x}_{t-1} \quad (1-4)$$

(2) 测量更新:

$$P(\mathbf{x}_t, \mathbf{M} | \mathbf{Z}_{0:t}, \mathbf{U}_{0:t}, \mathbf{x}_0) = \frac{P(\mathbf{z}_t | \mathbf{x}_t, \mathbf{M}) P(\mathbf{x}_t, \mathbf{M} | \mathbf{Z}_{0:t-1}, \mathbf{U}_{0:t}, \mathbf{x}_0)}{P(\mathbf{z}_t | \mathbf{Z}_{0:t-1}, \mathbf{U}_{0:t})} \quad (1-5)$$

所构建的地图可由随机变量 $P(\mathbf{M} | \mathbf{X}_{0:t}, \mathbf{Z}_{0:t}, \mathbf{U}_{0:t})$ 表示;载体的位姿估计可由随机变量 $P(\mathbf{x}_t | \mathbf{Z}_{0:t}, \mathbf{U}_{0:t}, \mathbf{M})$ 表示。SLAM 问题中先验服从均值分布,因此上述随机变量的估值可以通过式(1-5)由极大似然估计(maximum likelihood estimate, MLE)算法求解^[8]。

从广义角度理解,上述概率模型适用于一切包含环境观测传感器的组合导航系统,因此绝不能将 SLAM 片面地视作某一种特定的技术,SLAM 从来都不局限于某一种传感器或某一种 MLE 优化算法,而是涵盖了一切包含环境测量传感器的组合导航系统,是多传感器融合领域的一个重要方向。

需要说明的是,学术界通常习惯将不包含闭合回环(loop closure)和全局优化的系统称为里程计方法,而将包含二者的系统称为 SLAM 系统或 SLAM 解决方

案。VO 和 LO 是最常用的两种里程计方法^[10,11], 根据前面 SLAM 的定义, 其同样能够在确定自身位姿的同时实现环境地图的构建, 应属于 SLAM 定义的范畴。为避免这类歧义, 本书将 SLAM 方法和 SLAM 系统进行区别, 将所有能够解决 SLAM 问题的方法统称为 SLAM 方法或 SLAM 技术, 而将包含闭合回环的 SLAM 方法称为 SLAM 系统或 SLAM 解决方案。以直接稀疏里程计(direct sparse odometry, DSO)^[12]为例进行说明: DSO 能够解决 SLAM 问题, 可以称为一种 SLAM 方法; 但只有包含闭合回环和全局优化的 L-DSO(loop-DSO)^[13]才能称为完整的 SLAM 系统。

1.2.2 SLAM 的发展和瓶颈

Cadena 等^[14]详细梳理了 SLAM 的发展脉络, 并对未来进行了展望, 将 SLAM 的发展划分为三个阶段: 1986~2004 年为经典时代, Durrant-Whyte 等^[5,6]对这一阶段的相关研究进行了系统性梳理。在这一阶段, 由于传感器和计算机性能的限制, 主要采用二维 LiDAR 并以扩展卡尔曼滤波和粒子滤波等滤波方法来解决 SLAM 的 MLE 问题。2005~2014 年为算法分析时代, 随着计算机、自动化等相关技术的发展成熟以及新型传感器的面世, 大批优秀的 SLAM 解决方案纷纷涌现^[15], SLAM 问题的收敛性、一致性和可观性等基础性质也得到了深入研究。在这一阶段, 逐步形成了 SLAM 方法前端运动估计和后端位姿优化的标准数据处理架构, 如图 1-3 所示。

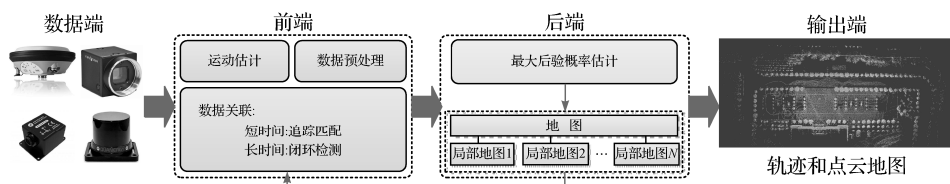


图 1-3 SLAM 系统的基本架构

系统前端负责根据不同传感器的观测模型和数据特点对原始数据进行处理和加工, 向后端输出处理结果。前端数据处理任务大致分为以下三类。

(1) 数据预处理, 即将原始数据加工成可用数据, 如 IMU 初始对准及生成预积分观测量、相机影像的特征点提取、点云的畸变校正等。

(2) 数据关联, 即建立一组不同期观测数据之间的同名观测。相邻帧的数据关联称为帧间匹配, 是连续位姿推估的基础; 帧与地图的数据关联称为闭环检测, 通俗来说就是确定是否回到了已探索区域, 从而帮助系统建立正确的环境拓扑结构认知。

(3) 运动估计与局部地图更新,利用传感器的连续观测量推估载体运动状态,包括 VO、LO、IMU 积分和多传感器融合等方法。SLAM 前端涉及许多图像和点云的数据处理工作,因此计算机视觉(computer vision, CV)相关算法是该部分的一个核心。

系统后端将前端输出结果作为新的观测量输入特定的修正模型中,对全局轨迹或局部轨迹进行整体优化,并增量式更新系统中维护的地图数据。一般接收到的信息包括相对运动信息、IMU 预积分信息、闭合回环信息和 GNSS 信息等。后端优化最核心的部分就是基于各种优化算法的状态估计,涉及大量关于数值分析和最优化算法的理论。常用的优化算法主要分为滤波和平滑两类^[6]。

2015 年至今为鲁棒时代, Cadena 等^[14]认为未来趋势是围绕 SLAM 鲁棒性的提升展开更深入的研究,目标是让系统能够在复杂环境下更加智能地感知环境,更精准地定位,更准确地构建地图。尽管近年来已涌现出一批面向不同平台、不同传感器、不同应用环境、不同优化算法的 SLAM 解决方案,仍有一些极富挑战的问题亟须解决,具体表现在以下方面。

(1) 弱结构化/弱纹理环境。LO 和 VO 的核心在于邻帧数据的配准,因此当环境缺乏结构特征或纹理特征时,将难以找到可靠的对应数据关联。

(2) 动态环境。点云和影像都是对瞬时时刻的环境观测,数据中由动态目标产生的数据关联可能会对位姿估计结果造成不良影响。

(3) 场景识别。正确地识别当前所处位置是否为已探索过的区域,能够帮助系统建立正确的环境拓扑结构。基于深度学习的场景识别方法正确率高,但需要对模型进行大量训练;传统的非深度学习方法对数据的适应性强,但漏检率较高。

(4) 传感器标定。将多源数据统一到同一时间基准和空间基准下是数据融合的必要前提。高精度的传感器标定依赖人工靶标和高精度测控设备,且标定流程相对烦琐;自标定方法对标定数据的采集和环境的要求较低,易于复现,但受观测质量的影响标定精度可能较低。

(5) 数据融合方法。多传感器组合系统的数据融合一直是一个开放课题,数据融合的时机、融合的方法、融合的数据源等均有多种选择,不同的选择都将产生不同的融合结果。

(6) 大规模复杂场景下的地图构建。大规模复杂场景下各个传感器在运行过程中可能存在间歇性失效问题,如 GNSS 信号的间断或环境因素导致多路径误差激增、长直隧道内激光匹配失效等。大规模复杂场景下数据处理复杂度极高,提升优化算法的效率尤为重要。

(7) 多任务协同。如何利用不断更新迭代的移动通信技术解决多系统间的通信问题,实现多系统的信息互通互融;如何利用多平台的数据共享进行更合理的决策和规划,值得深入研究。

1.3 本书重点和主要内容安排

1.3.1 本书重点讨论的难点问题

实际的任务需求与合理的研究目标是一切理工类研究的根基。完备的工程科研思路首先要从应用需求出发, 树立清晰的总体目标, 然后将总体目标细化和拆解为阶段性目标, 分析实现这些阶段性目标所面临的技术困难并提出相应的解决方案, 进而开展一系列有针对性的研究工作。

本书面向地理空间信息与数据快速获取问题, 目标是实现大尺度复杂环境下三维点云地图的快速构建, 为高精度地图的制备和智慧城市基础数据的获取等相关应用提供技术支持。当前 MMS 等地图构建技术在实际应用中仍需大量人工后处理工作, 效率低且成本高, 亟须一种自动化、智能化程度更高的技术方法。近年来, 学术界涌现出一大批优秀的 SLAM 解决方案, 诸多学者也将其应用于环境建图中, 以快速获取环境三维观测数据并将其服务于无人系统的定位和感知。然而, 在实际工程应用中仍存在诸多问题, 尤其是在复杂的现实环境中, 尚不存在一种环境鲁棒性强、泛化程度高的 SLAM 解决方案。

本书将逐章介绍一些经典的 SLAM 方法或 SLAM 系统, 重点探讨其在复杂环境下的不足, 引导读者通过算法创新或耦合其他先进传感器的方式针对性地解决这些问题, 同时还将深入介绍因子图优化算法在其中的应用, 并分析其优势。书中所针对的复杂环境包括以下方面:

- (1) 非结构化或结构重复的场景。
- (2) 动态场景。
- (3) 高动态运动场景。
- (4) 特征稀疏环境。
- (5) GNSS 信号间断场景。

为确保 SLAM 系统在上述复杂场景下仍能够正常执行, SLAM 系统需要具备以下能力:

- (1) 具备在复杂的动态场景、非结构化环境和室内外环境下实现无缝定位和地图构建的能力。
- (2) 具备对载体高动态运动和特征稀疏环境的适应能力。
- (3) 具备正确地认知空间和准确地建立环境拓扑结构的能力。
- (4) 具备在大尺度复杂环境下构建高精度、高一致性三维点云地图的能力。

1.3.2 本书重点关注的技术问题

根据上述所需的四种能力,本书从技术层面依次剖析其要点和难点,提出针对性的技术解决思路。

(1) 需要具备在非结构化或结构化重复环境下运行的能力,因此在点云配准时不能仅依赖扫描点的几何特性,需要挖掘在长直隧道等几何特征退化环境中依旧可靠的环境特征,而强度特征就是其中一种。局部特征匹配依赖可靠的匹配初值,在非结构化环境下尤为如此,因此 LiDAR 的相对运动信息有助于提升点云配准精度。对动态环境的适应性则需要研究点云中动态目标的检测和剔除方法。室内外的一体化地图构建需要将地图统一至通用的坐标框架内,因此需要引入全局定位参考信息。另外,单一传感器难以应对复杂环境,在某些环境下部分设备可能失效,因此需要多传感器融合系统解决这一问题。同时,需要甄别多种信号源的有效性,以保证复杂环境下的无缝切换和平稳运行。

(2) 传感器的高动态运动为点云配准带来两方面困难:一是离散测量的点云因激光器的运动引入了较大的运动畸变;二是相邻时间内位姿变化过大,导致邻帧点云匹配的失效。对高动态运动的适应能力,就是解决高动态性带来的以上问题,而解决这些问题的最直接方式就是提供一个可靠的相对运动先验信息。显然,激光和视觉里程计方法中普遍采用的匀速运动模型在剧烈运动条件下并不可靠,需要根据传感器对相对运动的实际观测量提供更加可靠的运动信息。

(3) 准确的环境拓扑结构认知是对现实空间正确理解的前提,也是建立全局一致地图的保证。该问题本质上是一个环境识别问题,让机器人眼中的世界并不是一个“永无尽头的走廊”,而是存在空间上的交叉,帮助机器人准确地发现自身是否已经回到曾经探索过的区域。

(4) 高精度地图构建需要以绝对定位为基础,避免将位姿推估引起的累积误差引入三维地图中。关于地图一致性的要求,一方面需要局部地图具备一致性,即局部点云的重叠度要高;另一方面需要全局地图具备一致性,即回环后的点云重叠度要高。另外,大尺度环境下的数据规模是海量的,需要研究针对大规模数据进行整体优化的数据处理策略,实现快速高效的多源信息融合和优化计算。

1.3.3 本书主要内容安排

本书依据以下思路展开论述。

(1) 在硬件设备方面,三维地图构建任务需要能够获取环境三维点云数据,因此 LiDAR 必不可少。

(2) 为应对复杂环境和载体高动态运动等问题,需要 IMU 提供载体的相对运动信息。

(3) 室外环境下 GNSS 是最可靠的定位信息源, 能够提供可靠的全局定位结果, 同样不可或缺。

(4) 在软件算法方面, 本书以 SLAM 方法的基本框架为基础, 针对复杂场景下的实际应用需求和当前 SLAM 技术存在的不足, 设计实现一套完整的 LiDAR/IMU/GNSS 紧耦合的 SLAM 解决方案, 整体技术架构和章节对应关系如图 1-4 所示。整体技术架构主要由下述四个部分组成, 分别对应本书的第 5~8 章, 各章的基本内容如下。

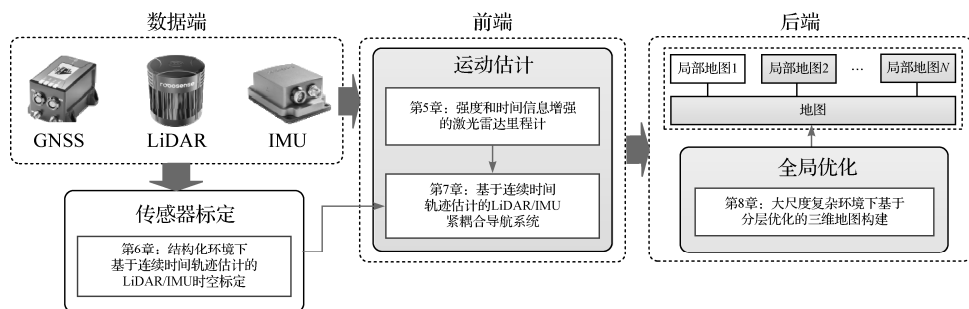


图 1-4 本书所述系统的整体技术架构和章节对应关系

1. 强度和时间信息增强的激光雷达里程计

现有 LO 方法大多仅关注点云的几何信息, 导致在诸如隧道和井工矿等非结构化环境下无法正确配准点云, 出现运动估计退化的问题。此外, 大多数 LO 方法无法识别点云中的动态目标, 因此对动态环境的适应性较差。针对以上问题, 本书将 LO 的运动估计建模为因子图优化问题, 介绍一种利用强度信息配准点云的方法, 并将其融入 LO 中。另外, 介绍一种利用连续扫描点云所隐含的时间信息分割动态目标的方法, 在将扫描点插入局部地图前剔除其中的动态点, 最终达到 LO 在动态环境和弱几何结构环境下稳定运行的目的。

2. 结构化环境下基于连续时间轨迹估计的 LiDAR/IMU 时空标定

当前针对 LiDAR/IMU 标定的相关研究较少, 相对成熟的解决方案寥寥无几。现有解决方案针对传感器时间偏差的关注度不够, 往往忽略了该参数的标定。针对以上问题, 本书将 LiDAR/IMU 的自标定问题构建为因子图优化问题, 介绍一种在结构化环境下基于连续时间轨迹估计的 LiDAR/IMU 时空标定方法。将已知的结构化环境构建为面特征地图, 通过将畸变的扫描点与地图中的平面特征相关联, 将点的畸变误差一并加入观测模型中, 最终实现精确的 LiDAR/IMU 外参和时间偏差的自标定。