

分类号_____

学号 M201470430

学校代码 10487

密级_____

华中科技大学
硕士学位论文

基于激光雷达的服务机器人建图
方法研究

学位申请人： 柏文治

学科专业： 机械电子工程

指导教师： 黄禹 教授

答辩日期： 2017.5.16

**A Dissertation Submitted in Partial Fulfillment of the Requirements
for the Degree of Master of Engineering**

**Study on Lidar-based Map-building for Service
Robots**

Candidate : Bai Wenzhi

**Major : Mechanical-electronic
Engineering**

Supervisor : Prof. Huang Yu

Huazhong University of Science & Technology

Wuhan 430074, P. R. China

May, 2017

独创性声明

本人声明所呈交的学位论文是我个人在导师指导下进行的研究工作及取得的研究成果。尽我所知，除文中已经标明引用的内容外，本论文不包含任何其他个人或集体已经发表或撰写过的研究成果。对本文的研究做出贡献的个人和集体，均已在文中以明确方式标明。本人完全意识到本声明的法律结果由本人承担。

学位论文作者签名：

日期： 年 月 日

学位论文版权使用授权书

本学位论文作者完全了解学校有关保留、使用学位论文的规定，即：学校有权保留并向国家有关部门或机构送交论文的复印件和电子版，允许论文被查阅和借阅。本人授权华中科技大学可以将本学位论文的全部或部分内容编入有关数据库进行检索，可以采用影印、缩印或扫描等复制手段保存和汇编本学位论文。

本论文属于 保密口， 在_____年解密后适用本授权书。
 不保密口。

（请在以上方框内打“√”）

学位论文作者签名：

日期： 年 月 日

指导教师签名：

日期： 年 月 日

摘要

服务机器人是一种除工业自动化应用以外的执行对人类或设备有用任务的机器人，具有一定的自主能力。随着全球人口老龄化加剧、社会工作节奏加快和人们追求从体力劳动中摆脱束缚的需求愈加旺盛，服务机器人迅速发展，拥有着广袤的应用场景。服务机器人具备自主能力是其迈向实际应用的第一步，建图定位导航技术是属于整个机器人技术体系里最底层技术，是构建整个服务机器人的核心关键，基于激光雷达的服务机器人建图方法更是现阶段服务机器人产品化过程中实现其自主能力的重要方案。本文围绕服务机器人低成本的基本特征和要求，着重研究了以下三块内容：

首先，本文提出了在低成本激光雷达作为传感器情况下获得理想输入的方法。受限于服务机器人的产品化低成本需求，服务机器人通常采用低成本激光雷达，由于低成本激光雷达存在频率低、采样点少等局限，将影响服务机器人建图能力。本文探究了低成本激光雷达对建图过程的影响，提出其移动状态下测量数据的矫正算法，实现较为理想的传感器输入。

接着，本文通过对比基于激光雷达的两种主流方法，给出一种实施于低计算资源情况下的实时 SLAM 算法。服务机器人的计算资源有限也是其产品化低成本需求发展后的必然结果，本文研究了如何在计算资源有限的情况下实施实时的 SLAM 算法，并给出该方案实施框架和与其他方案的对比。

最后，本文提出了一种在低计算资源情况下实施的服务机器人自主环境探索算法。自主环境探索即机器人自主获取环境地图信息，是自主服务机器人必备功能。本文研究了一种低计算资源要求的自主探索方案，满足服务机器人自主环境探索需求。

本文将理论推导与实验验证相结合，给出了一种基于激光雷达的服务机器人建图方案基本框架，为低成本要求下的服务机器人建图需求提供技术方案支持。

关键词：服务机器人，激光雷达，矫正算法，SLAM，自主探索，低成本

ABSTRACT

A service robot is defined as a robot that performs useful tasks for humans or equipment excluding industrial automation applications and requires a degree of autonomy. With the aging of the global population intensified, the pace of social work and the pursuit of people to get rid of the constraints of the manual increasingly, the rapid development of service robots, with a vast application of the scene. Service robot has its own ability is the first step towards its practical application. Mapping, localization and navigation technology is in the bottom of the entire robot technology system, and is the key to build the the entire service robot. Lidar-based service robots mapping method that is an important method at this stage of service robot products in the process of achieving its own ability. This paper focuses on the basic characteristics and requirements of low cost of service robots, focusing on the following three pieces:

Firstly, this paper presents a method to obtain the ideal input in the case of low-cost LIDAR as sensor. Due to the low cost of service robots, service robots usually use low-cost LIDAR. Due to the low frequency and the low sampling points of low-cost LIDAR, it will affect the capability of service robot mapping. This paper explores the impact of low-cost LIDAR on the mapping process, put forward its data correction algorithm for the measurement data under the moving state to achieve the ideal sensor input.

Then, by comparing the two main methods of laser-based SLAM, a real-time SLAM algorithm is presented in the case of low computational resources. The limited computing resources as well as the production of low cost demand of service robots are the inevitable result. This paper studies how to implement real-time SLAM algorithm with limited computing resources, and give the framework of the implementation of the program and compare with other schemes.

Finally, this paper presents an algorithm for autonomous environment exploration of service robots implemented in the case of low computational resources. Autonomous environment exploration is the robot itself to obtain environmental map information, is a necessary function of autonomous service robot. This paper studies a low-cost resource requirements of the exploration method to meet the needs of service robot autonomous environment exploration.

华中科技大学硕士学位论文

In this paper, a combination of theoretical derivation and experimental proof is given, and a basic framework of service robot architecture based on LIDAR is proposed, which provides technical scheme support for service requirements of service robots under low cost requirements.

Keyword: Service Robot, LIDAR, Correction Algorithm, SLAM, Autonomous Exploration, Low-cost

目 录

摘 要	I
Abstract	II
1 绪论	1
1.1 研究背景及意义.....	1
1.2 国内外研究现状.....	3
1.3 研究目标和应用前景.....	7
1.4 本文研究的主要内容及章节安排.....	8
2 激光雷达数据矫正算法	10
2.1 测距原理及数据处理现状.....	10
2.2 数据矫正算法概述.....	12
2.3 实验及结果分析.....	18
2.4 本章小结.....	22
3 基于激光雷达的 SLAM 算法	23
3.1 基于激光雷达的 SLAM 算法概述	23
3.2 滤波方法与图优化方法比较.....	27
3.3 cartographer 算法框架	29
3.4 本章小结.....	31
4 自主探索算法	33
4.1 自主探索算法发展现状.....	33
4.2 自主探索算法框架.....	35
4.3 算法流程及实现.....	36
4.4 本章小结.....	41
5 实验验证与结果分析	42

华中科技大学硕士学位论文

5.1 典型环境测试实验.....	42
5.2 实际应用场景实验.....	45
5.3 实验结论.....	47
5.4 本章小结.....	48
6 总结与展望	49
6.1 论文总结.....	49
6.2 工作展望.....	50
致 谢	52
缩略词	53
参考文献	54
附录：攻读学位期间的主要研究成果	58

1 绪论

1.1 研究背景及意义

随着机器人技术和产业的飞速发展，以及全球人口老龄化加剧的现实需求，工业机器人和服务机器人迎来了一次跨越式发展，并开始逐步走向大众产品。机器人产业在各国政府的重视下也有了强大的政策支持，如：日本发布了《机器人新战略》，于 2014 年产值 4470 亿日元，出货量 12.7 万台；美国发布国家机器人安全新标准、《机器人技术路线图》等，于 2015 年机器人数量超过 26 万台，该年订购 31464 台机器人；欧洲发布《“地平线 2020”战略》和民用机器人研发计划 SPARC；韩国发布《机器人未来战略 2022》，于 2013 年规模达 2.2 万亿韩元；中国发布《中国制造 2025》、机器人十三五计划，于 2014 年销售 5.6 万台^[1]。服务机器人是一种除工业自动化应用以外的执行对人类或设备有用任务的机器人，具有一定的自主能力。与服务于工业应用相类似，劳动力的老龄化、社会工作的快节奏和人们追求从体力劳动中摆脱束缚的需求催生了服务机器人广袤的应用场景，与此同时机器人技术和产业的发展又带给了人们最美好的期待。

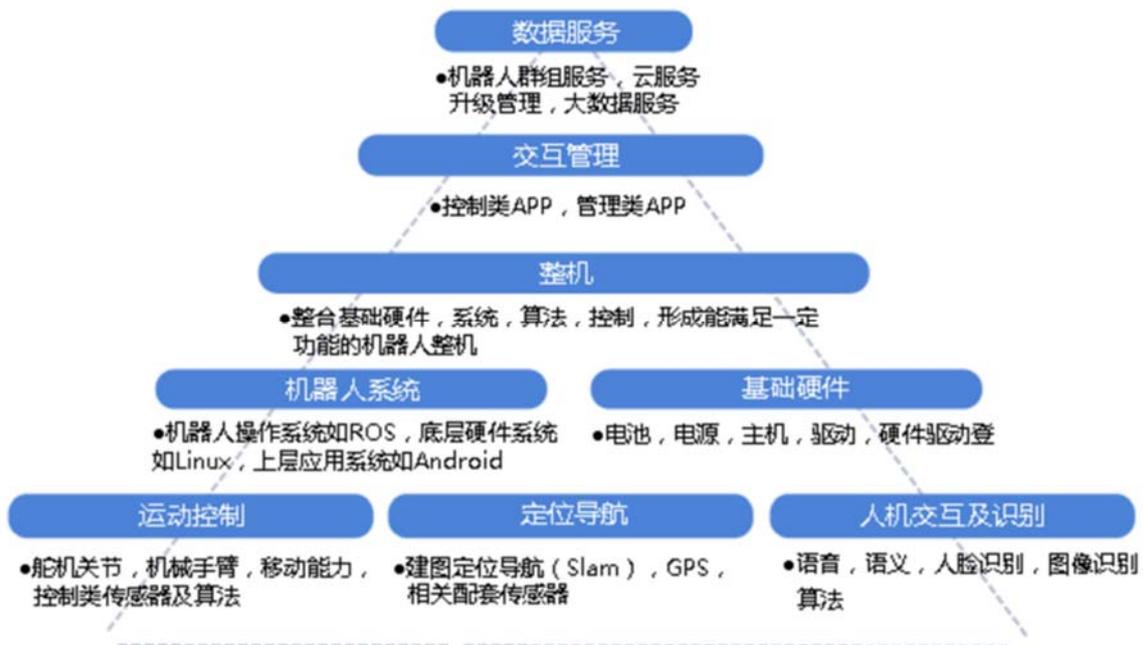


图 1.1 机器人技术体系框图

服务机器人具备自主能力是其迈向实际应用的第一步,如图 1.1 所示为机器人技术体系框图,从图中可以看到建图定位导航技术是属于整个机器人技术体系里最底层技术,是构建整个机器人的核心关键。根据 Leonard 和 Durrant-Whyte 的概括,导航的问题可以概括为回答以下三个问题:“我在哪儿?”、“我要去哪里?”和“我该如何到达那里?”。第一个问题是定位,在一个给定的环境中,根据目前看到的和之前知道的找出我在哪里。第二个和第三个问题本质上是指定一个目标和规划一个路径能够实现到达这一目标^[2]。第一个问题将是后两个问题的基础,而定位又依赖于环境地图信息,这里将定位、地图构建、路径规划/运动控制三者的关系概括如图 1.2 所示:

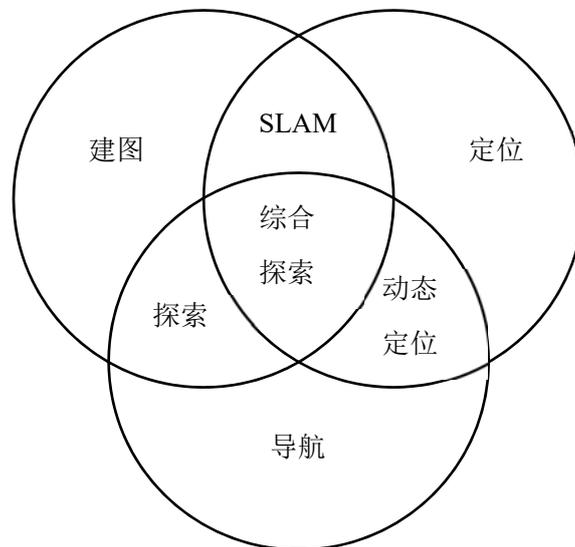


图 1.2 机器人建图、定位、导航技术关系图

在巨大的商业需求推动下,服务机器人快速地经历着低成本产品化的发展过程。低成本要求直接决定了服务机器人的软硬件技术路线,使用低成本的传感器件、低计算资源的处理器和无法使用计算代价高昂的各类算法等,这些现实问题与科研成果有较大的出入,因此研究低成本要求下的服务机器人基础技术将有着重要意义。由于服务机器人是国内和国外差距较小的领域,且更接近于消费端,因此拥有着广阔市场的国内商业环境,在发展的阻力上要远小于工业机器人。本文研究了基于激光雷达的服务机器人建图方法,为低成本要求的服务机器人产品化过程提供相应研究成果。

1.2 国内外研究现状

1.2.1 激光雷达研究现状

激光雷达是一种通过发射激光束照亮目标物来测量到目标物距离的测量设备，也被称作激光探测测距传感器^[3]。激光雷达广泛用于制作高分辨率地图的应用，比如机载激光雷达用于地貌地图构建、车载激光雷达用于环境地图构建等。在车载激光雷达的应用上，激光雷达被用于服务一些自动小车或者机器人的环境感知任务，为其控制和导航进行服务。在测距工作方式上，激光雷达与微波雷达没有本质上区别：均为向目标物发射探测信号，然后通过对从目标物反射回来的信号进行适当处理，获得目标物距离、方位等相关信息。由于采用的探测信号的不同，激光雷达与微波雷达各具优缺点，如表 1.1 所示：

表 1.1 激光雷达与微波雷达对比表

项目	激光雷达	微波雷达
探测距离	远	近
探测精度	高	较高
雾、烟、灰尘穿透能力	弱	强
抵抗极端气候影响能力	弱	强
价格成本	高	低

从表 1.1 中可以看到，尽管激光雷达价格高昂、极端气候条件下表现不佳，但由于其探测范围广、探测精度高，仍然成为现阶段高精度环境感知任务的首选传感器。

由于消费类机器人与自动驾驶技术对激光雷达的需求均发生爆发性增长，在此推动下，激光雷达也在单线与多线路线上得到同步发展，并拥有其各具特色的技术发展方向。激光雷达单线与多线的概念指的是在物理上有几对发射器与接收器同步工作，因此可以看到多线激光雷达在同等情况下获取到的数据量会更大，对环境的感知能力更强，其产生的点云更为稠密。目前国际上主流的多线激光雷达厂商有美国 Velodyne 公司、美国 Quanergy 公司以及德国 IBEO 公司，其中 Velodyne 的产品线最全，且在无人驾驶领域占据重要位置，并在混合固态激光雷达和低成本量产方向做巨大努力；国内多线激光雷达厂商相较于国外起步较晚，但由于资本和市场力量推动，发展较快，其中的代表有禾赛科技、速腾聚创；国际上主流的单线激光雷达厂商较多，主要有日本

Hokuyo 公司、德国 SICK 公司、德国 P+F 公司，这类产品更多应用在工业领域，价格较高；国内主流的单线激光雷达厂商则更多服务于消费类机器人、建筑测量等领域，其代表公司有思岚科技、乐行天下等。

相较于 Quanergy 公司在 CES 2017 上获得最佳创新奖提出的固态激光雷达方案，以上提到的激光雷达均为机械激光雷达。机械激光雷达通过内部的机械部件实现 360° 高速旋转，从而实现对环境的 360° 扫描，与机械硬盘对应于固态硬盘类似，固态激光雷达则不依靠内部机械部件的旋转实现对环境的 360° 扫描，而采用光学相控阵技术实现激光对环境扫描的方法，仅通过其内部的电子部件来实现。

1.2.2 SLAM 算法研究现状

对于机器人定位、导航等任务来说，其首要的素材即是环境的地图。获取环境地图信息在目前的研究阶段早已走出了手工制图这一繁琐、难于修改维护、代价高昂的方式，取而代之的称为“自动建图”，即 SLAM 技术^[4]。SLAM，即同时定位及建图，这个问题的解决会使机器人实现真正地自主。SLAM 技术包含了众多与之相关的学科和发展方向，如图 1.3 所示展示的是 SLAM 技术总体框架：

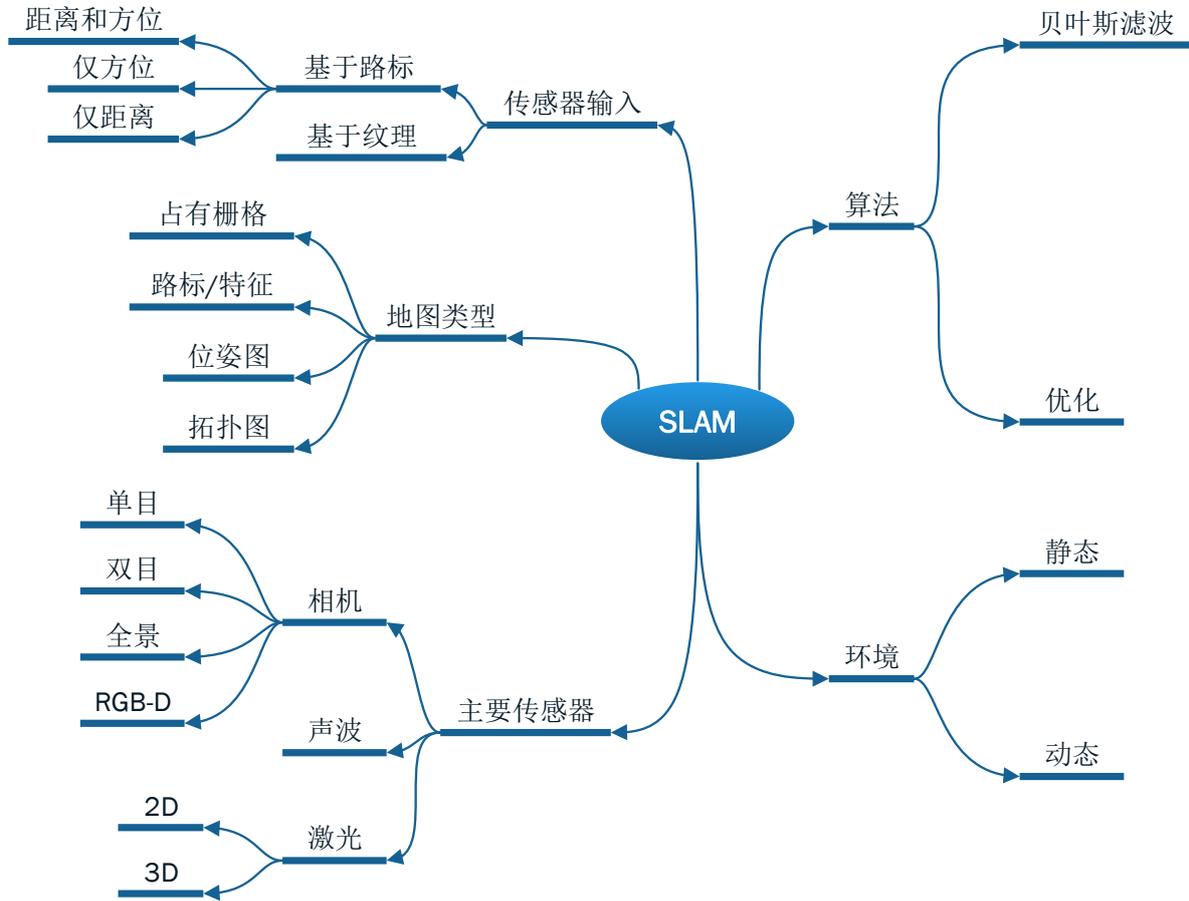


图 1.3 SLAM 算法技术总体框架

在 SLAM 算法技术总体框架中可以看到，SLAM 将会依据不同分类条件体现出不同的技术研究发展方向。根据传感器输入信号可以分为基于路标信息和基于纹理信息的传感器输入，比如声波、激光、红外测距传感器一类就属于基于路标信息的传感器，相机等就属于基于纹理信息的传感器；根据地图类型可以分为占有栅格地图、路标/特征地图、位姿图、拓扑图；而主要传感器有图像传感器相机、声波传感器、激光传感器，其中相机可以分为单目相机、双目相机、全景相机和 RGB-D 相机，激光传感器分为单线二维平面扫描点云输出和多线三维立体扫描点云输出；算法则主要归为基于贝叶斯滤波和基于优化的方法；建图环境根据环境是否随时间发生改变分为静态环境和动态环境。

这里依照传感器输入的分类原则分为基于视觉的 SLAM 算法和基于激光雷达的

SLAM 算法来展示 SLAM 算法发展脉络。基于视觉的 SLAM 算法主要通过摄像头来获取信息，较之于激光雷达，摄像头价格更为低廉，提供信息更为丰富，与此同时尺寸更小、重量更轻，因此是近年来研究工作者非常活跃的研究领域。但在研究之初，由于视觉方法获取深度信息较为困难，且计算量较大，受限于计算资源而没有获得较大发展。激光雷达则本身具有易于获取方向和深度信息的特点，因此基于激光雷达的 SLAM 算法在早期发展较快，现阶段已处于科研进入到产品化的阶段，且在这一阶段激光雷达逐渐发展出了一类适用于服务机器人的低成本方案^[5]，将激光雷达的价格、尺寸、重量均降到与摄像头同一量级，因此目前在服务机器人应用中基于激光雷达的 SLAM 方案占有着重要地位。

尽管 SLAM 算法在国内外研究学者的努力下已有了长足发展，但目前在动态环境建图、多机器人协同制图、大规模环境建图、鲁棒性要求和低计算资源要求等方向还有许多期望。

1.2.3 服务机器人研究现状

国际标准化组织定义服务机器人为一种除工业自动化应用以外的执行对人类或设备有用任务的机器人。根据 ISO 8373 标准，机器人需要“一定程度的自主”，也就是“基于当前状态和传感器感知执行预定任务，而无需人工干预的能力”。服务机器人这个能力范围包含了从局部自主、有一定人机交互、完全自主到没有积极的人机干预四个层级。因此根据 IFR（国际机器人协会）统计数据，服务机器人的范畴包含了基于某种程度的人机交互系统，从全遥控系统到全自动系统^[6]。如图 1.4 所示，服务机器人根据个人或专业使用分为两类，有许多形式和结构以及应用领域。



图 1.4 个人服务机器人和专业服务机器人

根据国际机器人协会于 2016 年 12 月 20 日在韩国首尔发布的数据，全球家庭家用机器人数量将在 2016 至 2019 年间上升到 3100 万，用于清洁地板、修剪草坪以及清洁游泳池的机器人销售价值将达到约 130 亿美元。如图 1.5 所示为国际机器人协会提供的服务机器人 2014-2019 年销售和预测数据：

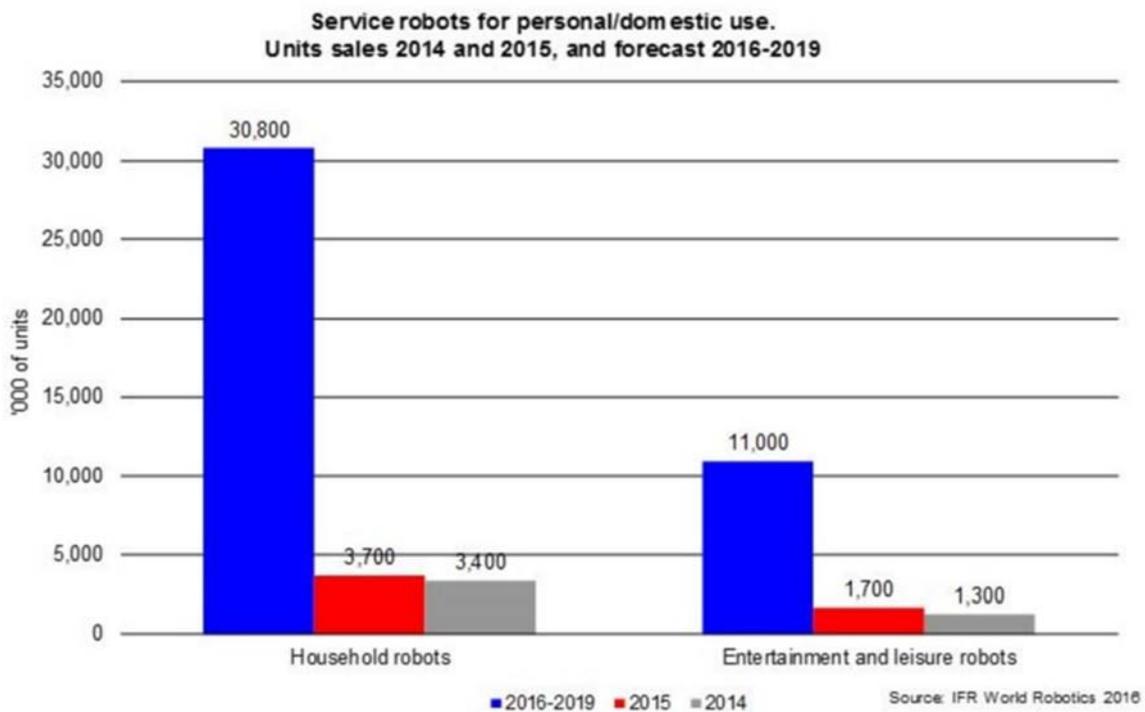


图 1.5 服务机器人 2014-2019 年销售和预测数据

虽然机器人技术在个人和家用应用上经历了强劲的全球增长，但却只有相对较少的大众市场产品，如地板清洁机器人、割草机、教育娱乐机器人等主宰着市场。在较短的未来，以家庭清扫机器人为主的家庭服务机器人、以玩具机器人和远程遥控多媒体机器人为主的娱乐机器人、以辅助残疾人和老年人的辅助服务机器人仍将是服务机器人研究开发的热点，也将有更多的商业机会，但在下一代机器人必将会有更大的能力和将打开新的应用领域。

1.3 研究目标和应用前景

1.3.1 研究目标

本文的研究目标是实现基于激光雷达的服务机器人建图方法方案框架。围绕服务机器人低成本的基本特征和要求，本文着重研究了以下三块内容：

(1) 如何在低成本激光雷达作为传感器情况下获得理想输入。服务机器人环境感知的重要传感器为激光雷达，受限于服务机器人的商业化低成本需求，通常采用低成本激光雷达，由于低成本激光雷达存在频率低、采样点少等局限将影响服务机器人建图能力，本文将研究解决此问题，实现较为理想的传感器输入。

(2) 如何在低计算资源的情况下实施实时的 SLAM 算法。服务机器人的计算资源有限也是其商业化低成本需求发展后的必然结果，本文将研究如何在计算资源有限的情况下实施实时的 SLAM 算法，并给出该方案实施框架和与其他方案的对比。

(3) 如何在低计算资源的情况下实施自主环境探索。自主环境探索即机器人自主获取环境地图信息，是自主服务机器人必备功能。本文将研究一种低计算资源要求的自主探索方案，满足服务机器人自主环境探索需求。

本文以上三块研究内容紧密结合，构建了基于激光雷达的服务机器人建图基本框架，为低成本要求下的服务机器人建图需求提供技术方案。

1.3.2 应用前景

服务机器人是当今社会的讨论热点，亦是不远未来的必然需求。作为服务机器人基础关键技术的地图构建是服务机器人环境感知的重要能力体现，也是服务机器人定位、导航、避障等重要功能所依赖的基础。基于激光雷达的服务机器人建图方案是目前的研究重点，也是现阶段商业化所采取的共识方案，有着广泛的应用前景和重要的商业价值。

1.4 本文研究的主要内容及章节安排

本文紧紧围绕研究目标，依照服务机器人低成本的基本特征和要求进行展开，详细论述和分析了基于激光雷达的服务机器人建图方案三个重要环节的关键技术：激光雷达数据矫正算法、SLAM 算法、自主探索算法，给出了基于激光雷达的服务机器人建图方法的完整框架。

本文正文内容共六章，其章节具体安排如下：

第一章：绪论。在本章中通过对本文研究背景及意义进行阐述、对国内外研究现状进行分析，从本文要解决的问题以及为什么要解决该问题出发，引出本文研究目标并说明其应用前景，在最后对本文内容及章节安排进行总结。

第二章：激光雷达数据矫正算法。在本章中详细讲解了移动状态下激光雷达数据的矫正算法，通过数学描述、推导在理论层面清晰讲述算法数学模型，并通过仿真、真实世界实验来验证算法的必要性和有效性。

第三章：基于激光雷达的 SLAM 算法。在本章中针对 SLAM 算法的两种主流方案进行分析与比较，并对图优化方案中的杰出代表 `cartographer` 的算法框架进行分析，展示了其与滤波典型方案 `gmapping` 在同一数据集中的表现，说明其建图能力。

第四章：自主探索算法。在本章中详细介绍了一种服务机器人在低计算资源情况下可用的自主探索算法，对算法中的关键技术点进行剖析，并展示了算法实现细节。

第五章：实验验证与结果分析。本章则重点针对实验所涉部分进行论述，将实验环境、实验方法、实验结果及分析分别进行细致讲解，在实验结果中可以看到本文所提算法的有效性。

第六章：总结与展望。在本章中对本文研究内容与成果进行总结，对于在研究中的不足工作和未来发展期望进行了展望。

2 激光雷达数据矫正算法

在过去，激光雷达大多应用于研究型机器人，具有扫描频率高、采样点密集的特点^[7,8]。与此同时，使用激光雷达的机器人移动速度较慢，因此研究人员往往对激光雷达在一个扫描周期内因移动造成的数据准确度丢失选择了忽略。目前，随着消费类机器人需求的增长，激光雷达正朝着低成本方向发展^[5]。低成本激光雷达的扫描频率低、采样点稀疏，然而移动机器人的移动速度要求却在逐渐变高，由此激光雷达在移动状态下的测量点云准确度开始变得重要。但激光雷达在移动状态下的数据矫正因其处在激光雷达厂商与应用方的中间地带，激光雷达厂商因其缺乏移动机器人轨迹数据而心有余力不足，应用方又往往不了解激光雷达的特性而无法打开解决的大门。为了实现激光雷达更为准确的测量，本章提出了激光雷达移动状态下的数据矫正算法。

本章推导解析了激光雷达移动状态下的数据矫正算法，在实验部分通过仿真与真实环境实验来验证算法的必要性和有效性，讨论此算法对依赖于激光雷达数据的建图、定位及避障等算法的帮助。本章的具体安排如下：第一节对激光雷达测距原理及其数据处理现状进行概述和总结；第二节将重点对本算法的数学描述和推导进行解析，并详细讲解算法实现中的关键点；第三节通过仿真与真实世界实验来验证算法的必要性和有效性；最后对本章进行总结。

2.1 测距原理及数据处理现状

2.1.1 激光雷达测距原理

低成本激光雷达的测距方案主要分为两大类：三角测距法和 TOF（Time of flight）法。三角测距法激光雷达是通过摄像头的光斑成像位置来求解几何关系，获得测量距离；TOF 法激光雷达则是根据测量光的飞行时间来计算距离，其中 TOF 法又分为激光脉冲测距（脉冲调制）和激光相位测距（连续波强度调制）。

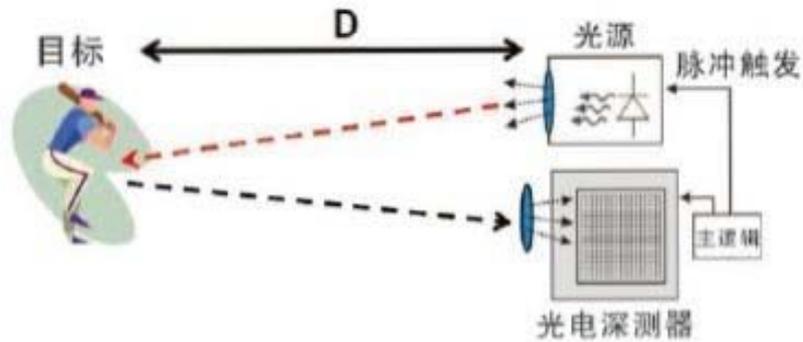


图 2.1 TOF 法脉冲测距原理

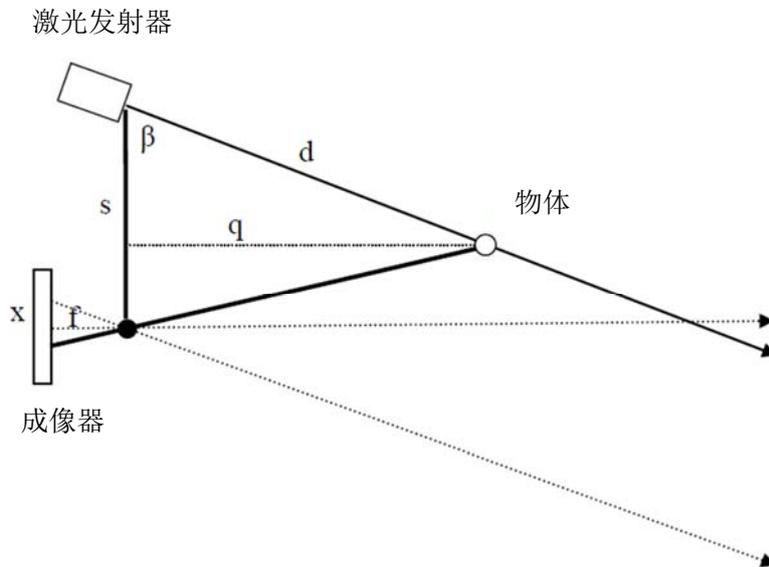


图 2.2 三角测距法测距原理

从图 2.1 和图 2.2 所示的原理分析可知，由于三角测距法激光雷达是通过成像方式获得距离信息，因此其测量量程及精度均受成像效果所影响，通常量程有限，且极易受到干扰，如果使用同频率的光源则会让相机感光传感器上呈现多个光斑、过曝或多激光雷达互扰，那么就无法获取到真实数据。因此基于三角测距原理的激光雷达通常都不能在阳光直射下工作，大多被室内机器人选用。基于 TOF 原理的激光雷达通常是对光加了编码的，可以在很大的噪声背景下获取真实信号，因此可以在阳光直射下工作，也可以抵抗相互干扰。

表 2.1 所示为三种测距方法性能比较：

表 2.1 三种激光测距方法性能表

测距类型	测距精度	测量速度	测量范围	抗环境光干扰能力	成本
脉冲测距	中	高	远	强	高
相位测距	高	中	中	中	中
三角测距	近距离高 远距离差	低	近	差	低

2.1.2 激光雷达数据处理现状

在激光雷达应用早期，高扫描频率的激光扫描设备在机载情况下被用于对地形地貌的探测。虽然机载激光雷达的扫描频率较高，但由于在机载情况下飞行速度较快，因此仍然需要对激光雷达扫描周期内的每一测量瞬态所处空间姿态进行解算，从而获得具有实际意义的测量数据^[9,10]。与基于超声和红外的测距传感器不同，激光雷达具备很好的角度和距离分辨率，同时拥有很好的实时行为（每秒能测量上千个点）及更低的错误率。与机载激光扫描设备的应用类似，激光雷达已经广泛使用在现有高效率的 SLAM 算法中^[11-13]，并为各类移动机器人提供服务。随着消费类机器人需求的出现，激光雷达逐渐发展出低成本的方案，更小的尺寸和功耗，与此同时更低的扫描频率、测距范围和采样点数^[5]。虽然随着激光雷达扫描频率变低、移动机器人移动速度变快，但激光雷达数据在建图、定位以及避障等算法中，仍然被以帧为单位进行计算^[14]，忽视了帧内点云数据因在测量过程中移动产生的位姿变化，也未给出帧内数据的矫正方法和实现手段。

2.2 数据矫正算法概述

2.2.1 问题描述

如图 2.3 展示的是一个激光雷达的常见应用，机器人通过装载固定在机器人上的激光雷达从而实现对环境的感知。激光雷达通常分成固定部分和旋转部分，固定部分是用于固定在机器人或其他移动平台上；旋转部分则是利用旋转测量单元从而实现光路对环境的 360° 扫描，以获得整个平面环境的点云数据。在这个应用下，激光雷达是感知环境的重要传感器，由其获得的点云数据将通过 SLAM 算法构建起平面的栅格地图——机器人路径导航规划及避障等功能实现的基础，或者利用点云数据与已有地图信

息进行匹配从而实现定位等功能，那么点云数据的准确度将直接影响到其被依赖功能的实现效果。

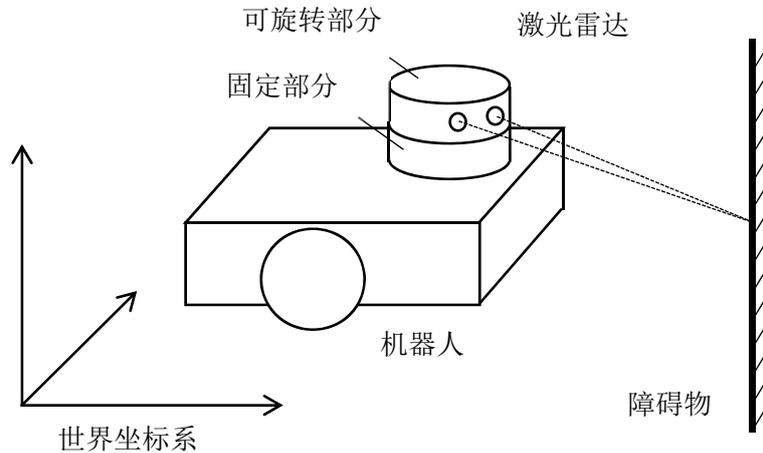


图 2.3 激光雷达应用示意图

激光雷达的工作方式是通过旋转可旋转部分将光路扫描到整个平面环境，在一定时间间隔下测量到被测物体的距离，从而获得整圈的测量点云数据，待整圈数据准备完毕后加时间戳提供给机器人进行运算。在这里我们举例两个对激光雷达准确度影响较大的极端情况，其一是当激光雷达可旋转部分的旋转角速度与机器人旋转角速度大小一致且方向相反时，我们可以预见激光雷达本身并没有意识到其所测量平面的点云数据其实只是恒为同一点的多次测量，如图 2.4 中情况一所示；其二是当机器人向着与其前进方向相垂直的一面墙边走边扫描，在扫描墙体的过程中机器人迅速从距墙体较远处移动到墙体附近，观察在一个扫描周期内的点云数据，我们可以预见前进方向相垂直的那面墙所形成的点云将不再与前进方向所垂直，如图 2.4 中情况二所示，与此同时其他墙面也不尽如实际的那样，只是其变形比与前进方向相垂直墙面更小。以上两种情况均随机器人角速度与速度大小变大而愈发明显。

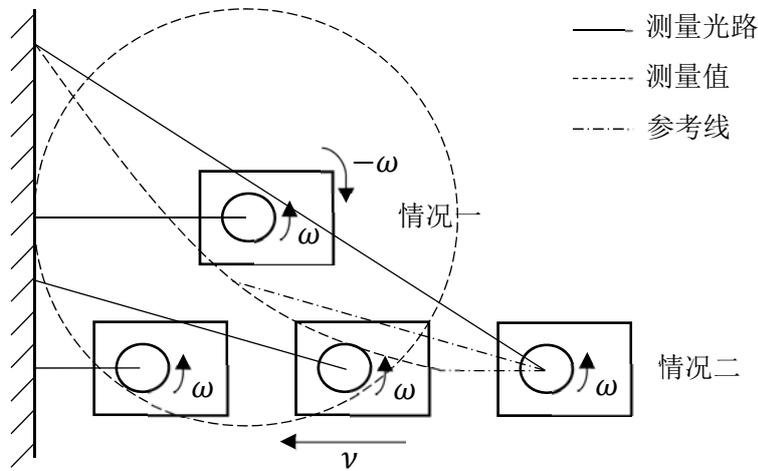


图 2.4 极端情况测量示意图

从以上两个例子可以得到，当激光雷达固定部分相对于被测物体处于静止的情况下，仅有激光雷达旋转部分的旋转运动而无其他相对运动时，其给出的平面扫描点云数据接近于真实情况，误差仅为激光雷达本身测量误差。而当激光雷达处于移动状态下时，其扫描周期内的扫描运动将不仅仅包含激光雷达旋转部分的旋转运动，还有其相对被测物体因其固定的机器人所产生的平移及旋转运动。我们要做的正是将激光雷达移动状态下这些运动考虑其中，矫正激光雷达在一个扫描周期内的点云数据，使其扫描平面的点云数据更为准确地反映真实情况，从而提高激光雷达点云数据的准确度。

2.2.2 数学推导

使用笛卡尔坐标系来表示一个物体在环境中的位置和方向在机器人研究领域是一个基础方法，文献[15]中给出了机器人运动过程的坐标系转换关系。这里假设机器人与激光雷达各部分均为刚体，此处只考虑平面情况。无论是单线激光雷达或多线激光雷达均采集与地面平行平面数据，不考虑 Z 轴数据，因此可将三维坐标系简化为二维坐标系，所有数据沿 Z 轴投影到 OXY 平面进行计算。

这里将世界坐标系定义为 $\{W\}$ 坐标系，机器人坐标系定义为 $\{R\}$ 坐标系，激光雷达固定在机器人上，其坐标系定义为 $\{L\}$ 坐标系，经过 Δt ($\Delta t < T$) 时间后的机器人坐标系定义为 $\{R'\}$ 坐标系，经过 Δt ($\Delta t < T$) 时间后激光雷达坐标系定义为 $\{L'\}$ 坐标系； P_1 、 P_2 均为世界坐标系下的观测点，其中 P_1 为计时起点时观察的目标点， P_2 为经过 Δt ($\Delta t <$

T) 时间后所观察的目标点。那么各坐标系间的相对位置关系如图 2.5 所示:

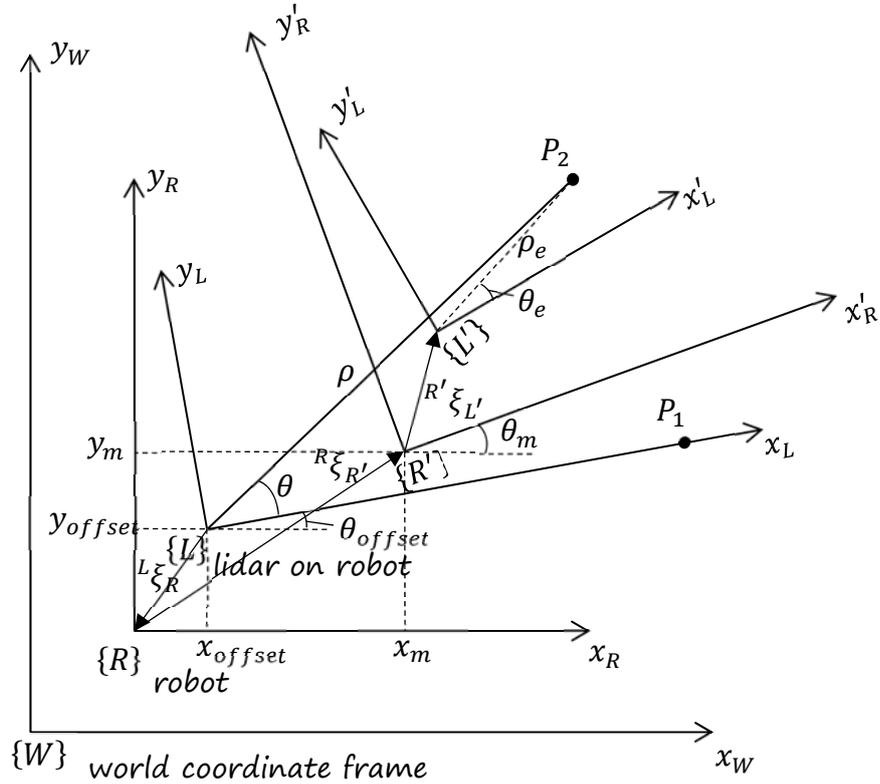


图 2.5 坐标系相对位置关系图

如图 2.5 所示, 由于激光雷达安装在机器人上, 因此 $\{L\}$ 坐标系固定在 $\{R\}$ 坐标系上, 其相对位置关系为 ${}^L\xi_R = \Theta^R\xi_L = \Theta\xi(x_{offset}, y_{offset}, \theta_{offset})$; $\{R'\}$ 坐标系是由 $\{R\}$ 坐标系经 Δt ($\Delta t < T$) 时间运动所得, 其相对位置关系为 ${}^R\xi_{R'} = \xi(x_m, y_m, \theta_m)$; $\{L'\}$ 坐标系是由 $\{L\}$ 坐标系经 Δt ($\Delta t < T$) 时间运动所得, 但由于激光雷达固定安装在机器人上, 因此 $\{L'\}$ 坐标系相对于 $\{R'\}$ 坐标系相对位置关系为 ${}^{R'}\xi_{L'} = \xi(x_{offset}, y_{offset}, \theta_{offset})$ 。

由坐标系转换关系有:

$${}^L P_2 = ({}^L\xi_R \oplus {}^R\xi_{R'} \oplus {}^{R'}\xi_{L'}) \cdot {}^{L'} P_2 \quad (2-1)$$

其中, 各符号代表

${}^A P$ ——点 P 在坐标系 $\{A\}$ 下的坐标向量

ξ ——三维位姿在笛卡尔坐标系下的抽象表示

${}^A\xi_B$ ——坐标系{B}相对于坐标系{A}的相对位姿在三维笛卡尔坐标系下的抽象表示

\oplus ——位姿合成运算符

\ominus ——位姿的逆运算符（一元运算符）

\cdot ——转换一个点的相对姿态，比如 $\xi \cdot p$

由上述关系可得

$${}^L\xi_R = \ominus {}^R\xi_L \sim \begin{pmatrix} \cos\theta_{offset} & -\sin\theta_{offset} & x_{offset} \\ \sin\theta_{offset} & \cos\theta_{offset} & y_{offset} \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}^{-1} = {}^R\mathbf{T}_L^{-1} = {}^L\mathbf{T}_R \quad (2-2)$$

$${}^R\xi_{R'} \sim \begin{pmatrix} \cos\theta_m & -\sin\theta_m & x_m \\ \sin\theta_m & \cos\theta_m & y_m \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} = {}^R\mathbf{T}_{R'} \quad (2-3)$$

$${}^{R'}\xi_{L'} \sim \begin{pmatrix} \cos\theta_{offset} & -\sin\theta_{offset} & x_{offset} \\ \sin\theta_{offset} & \cos\theta_{offset} & y_{offset} \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} = {}^{R'}\mathbf{T}_{L'} \quad (2-4)$$

在公式中，我们使用符号 ${}^A\mathbf{T}_B$ 表示为坐标系{B}相对于坐标系{A}的齐次转换表达式。注意 ${}^A\mathbf{T}_B = ({}^B\mathbf{T}_A)^{-1}$ 。符号 \sim 表示两个表达式等价。

将 ${}^L\mathbf{P}_2$ 、 ${}^{L'}\mathbf{P}_2$ 表示为齐次形式为 ${}^L\tilde{\mathbf{P}}_2 = ({}^Lx, {}^Ly, 1)^T$ ， ${}^{L'}\tilde{\mathbf{P}}_2 = ({}^{L'}x, {}^{L'}y, 1)^T$ 。即有

$${}^L\tilde{\mathbf{P}}_2 = {}^L\mathbf{T}_R \cdot {}^R\mathbf{T}_{R'} \cdot {}^{R'}\mathbf{T}_{L'} \cdot {}^{L'}\tilde{\mathbf{P}}_2 \quad (2-5)$$

(ρ_e, θ_e) 为激光雷达获取到的 ${}^{L'}\mathbf{P}_2$ 观测数据，故

$$\begin{cases} {}^{L'}x = \rho_e \cdot \cos\theta_e \\ {}^{L'}y = \rho_e \cdot \sin\theta_e \end{cases} \quad (2-6)$$

因此以时间戳为基准的 Δt 时间后，点 ${}^L\mathbf{P}_2$ 的测量校正值为 (ρ, θ) ：

$$\begin{cases} \rho = \sqrt{{}^Lx^2 + {}^Ly^2} \\ \theta = \begin{cases} \arctan \frac{{}^Ly}{{}^Lx} & ({}^Lx > 0, {}^Ly \in \mathbb{R}) \\ \arctan \frac{{}^Ly}{{}^Lx} + \pi & ({}^Lx < 0, {}^Ly \geq 0) \\ \arctan \frac{{}^Ly}{{}^Lx} - \pi & ({}^Lx < 0, {}^Ly < 0) \\ \frac{\pi}{2} & ({}^Lx = 0, {}^Ly > 0) \\ -\frac{\pi}{2} & ({}^Lx = 0, {}^Ly < 0) \end{cases} \end{cases} \quad (2-7)$$

另外这里有一个特殊情况需要说明，当 $Lx = 0, Ly = 0$ 的时候，此时 θ 的解有无穷个，而 $\rho = 0$ 。此种情况在物理上具有实际含义，即 Δt 时间后测量值正好为时间戳所表示时刻激光雷达所在位置，不过因其测量值 $\rho = 0$ 通常小于激光雷达最小测距范围而在后续使用中滤掉。

将激光雷达一帧中所有测量数据按照此换算到时间戳所表示时刻的坐标系下，即完成了该帧数据的矫正。

2.2.3 算法实现

在上述算法数学推导过程中可以看到，要计算矫正后的帧数据除了获取帧内每一时刻的观测数据 (ρ_e, θ_e) 以外，还需要每一测量时刻相对于时间戳时刻的相对位姿关系。而每一测量时刻相对于时间戳时刻的相对位姿关系由机器人的运动位姿关系 $\xi(x_m, y_m, \theta_m)$ 与激光雷达安装位姿关系 $\xi(x_{offset}, y_{offset}, \theta_{offset})$ 求得。如图 2.6 所示，展示了算法实现的数据流过程，其激光雷达安装位姿关系 $\xi(x_{offset}, y_{offset}, \theta_{offset})$ 可通过测量获得，由于是激光雷达固定安装在机器人上，因此此关系将不发生改变；那么，在算法运算过程中需要获得的仅为测量时刻相对于时间戳时刻的机器人运动位姿关系 $\xi(x_m, y_m, \theta_m)$ ，这一关系将通过编码器和 IMU 获取数据，依照机器人运动模型求得。

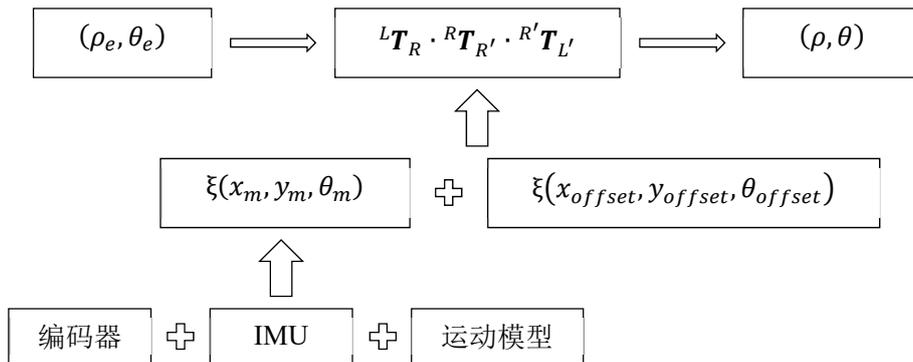


图 2.6 数据矫正算法数据流

IMU (Inertial Measurement Unit)，即惯性测量单元，由三个单轴的加速度计和三轴陀螺仪组成，可以测量三轴的加速度和三轴的角速度。此处利用角速度积分获取角度增量的原理，通过 IMU 获取机器人运动的角度增量，由于工作在相对较短的时间尺度内获取增量角度，所以此处可以获得短时间内精确的角度增量。在机器人中编码器通常安装在轮子上，也称码盘，通过轮子与地面的相对运动来计算机器人的运动轨迹，

关于机器人在各运动模型下的运动轨迹计算方法已在文献中有非常多的研究，如文献[16-18]，由于在短时间内轮胎打滑等因素对测量的影响非常小，因此通过编码器获取到的机器人短时间内相对运动位置关系是准确可靠的。

2.3 实验及结果分析

2.3.1 仿真实验

仿真所用激光雷达模拟参数依据文献[7][8]中所述 Hokuyo UTM-30LX 及 Inmotion ILD26TRI 性能参数进行模拟：

表 2.2 激光雷达模拟参数列表

型号	采样量 (point/scan)	测量范围 (°)	频率 (Hz)	测量标准差 (mm)
Hokuyo UTM-30LX	1440	360	40	30
Inmotion ILD26TRI	360	360	8	60

在仿真中，设定移动机器人在正常速度环境下，线速度为 $v = 1.5\text{m/s}$ ，角速度为 $\omega = 2\text{rad/s}$ ；高速环境下为 $v = 6\text{m/s}$ ， $\omega = 5\text{rad/s}$ 。仿真时，已将机器人因激光雷达安装中心与机器人旋转中心之间的偏置在高速旋转中产生的平移速度考虑其中。

仿真分三组，分别为：安装 UTM-30LX 激光雷达的机器人在正常速度环境下移动并测量、安装 ILD26TRI 激光雷达的机器人在正常速度环境下移动并测量、安装 ILD26TRI 激光雷达的机器人在高速环境下移动并测量；每组速度环境分三个情况，分别为仅平移、仅旋转、平移与旋转。仿真结果如图 2.7 所示，图中所示坐标系为开始扫描时刻激光雷达的坐标系，坐标系中的黑色轨迹模拟激光雷达在一帧扫描过程中的移动机器人运动轨迹，黑色区域模拟环境中障碍区域，白色区域模拟环境中无障碍区域，红色点云模拟激光雷达采集的一帧点云数据，绿色点云为使用本文提出算法进行矫正后的一帧点云数据，模拟扫描过程为从 X 轴正方向开始，沿逆时针方向扫描完整一圈。

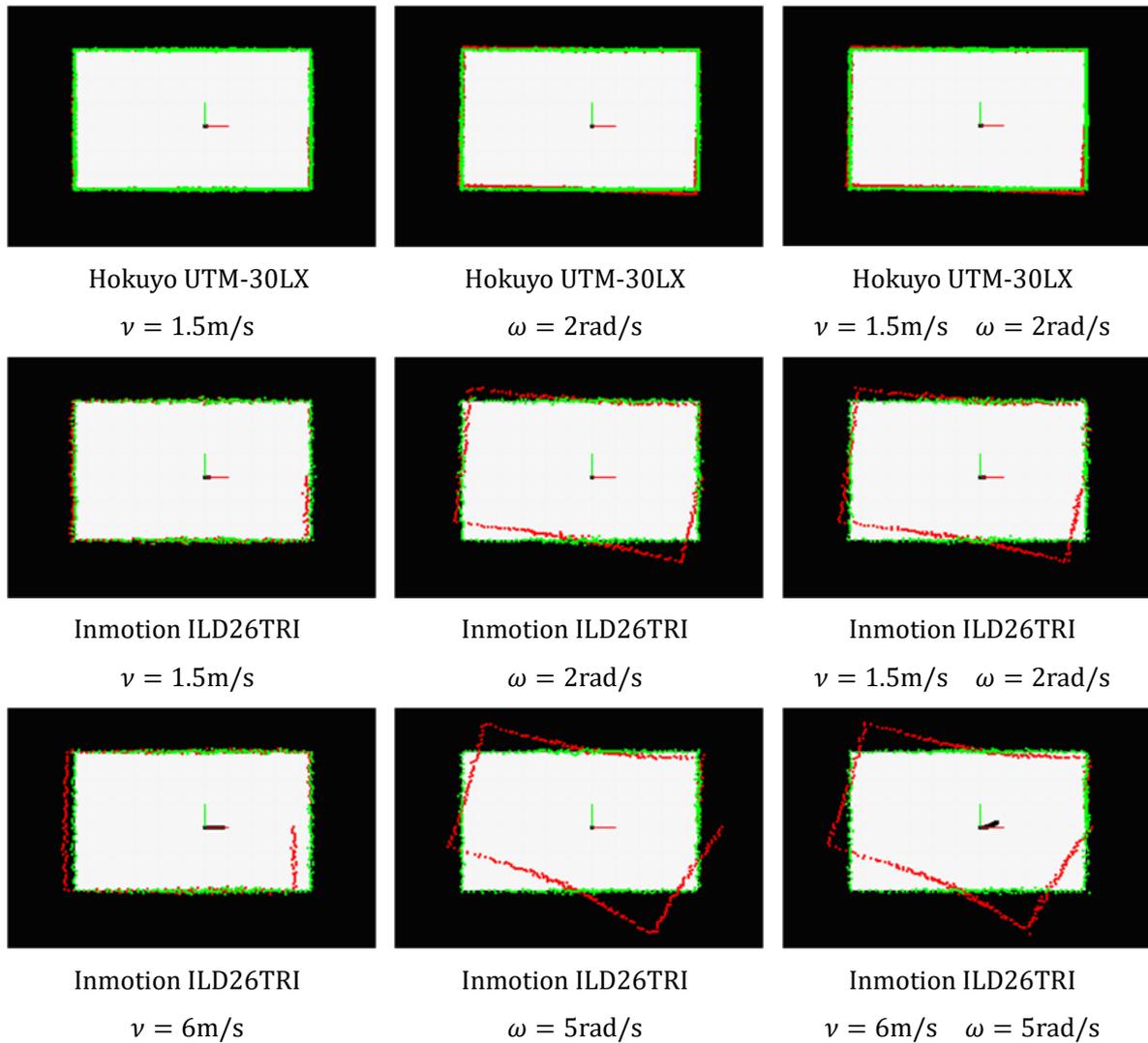


图 2.7 激光雷达数据矫正仿真结果

2.3.2 真实环境实验

图 2.8 所示实验装置由机械臂搭载激光雷达组成。机械臂可以实现高精度的运动，并可获得准确运动轨迹，能较好地还原移动机器人的移动过程真实场景。

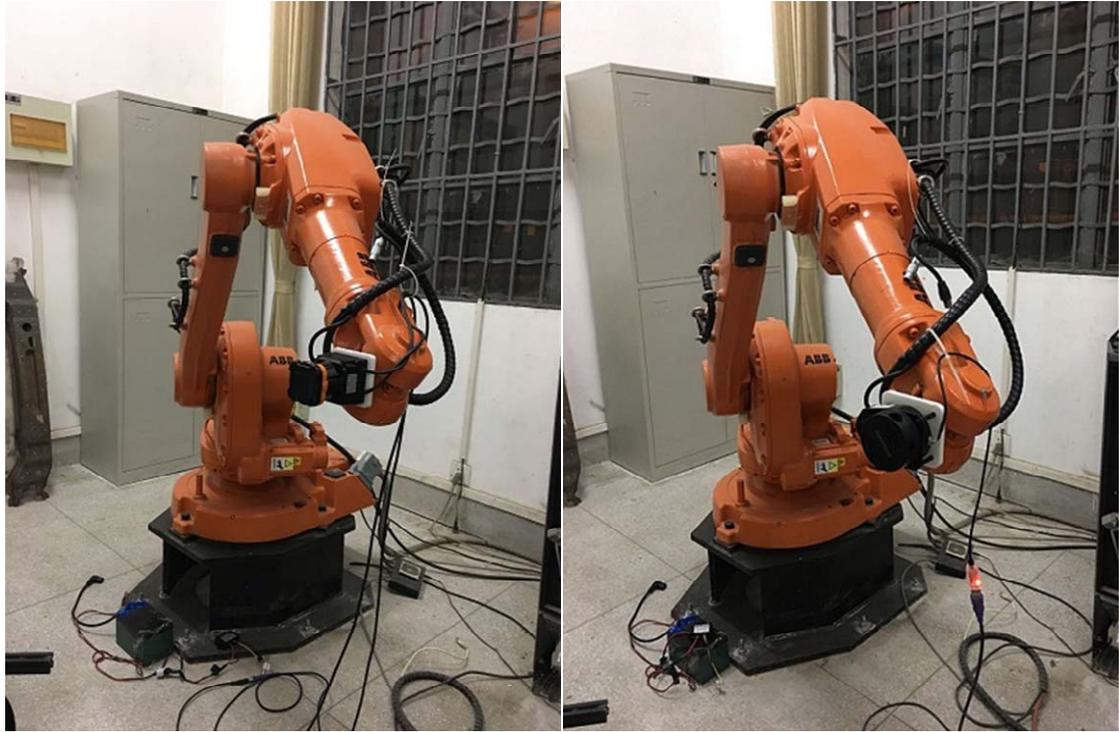


图 2.8 激光雷达数据矫正实验装置

实验分两组，分别让机器人搭载 Hokuyo UTM-30LX 和 Inmotion ILD26TRI 运动；每组分为静态下扫描截面点云、正常速度平移下扫描截面点云、正常速度平移与旋转下扫描截面点云三种情况。激光雷达参数如表 2.3 所示。

表 2.3 激光雷达参数列表

型号	采样量 (point/scan)	测量范围 (°)	频率 (Hz)	测量标准差 (mm)
Hokuyo UTM-30LX	1080	270	40	30
Inmotion ILD26TRI	360	360	8	60

设定正常平移速度 $v = 1.5\text{m/s}$ ，正常旋转速度 $\omega = 2\text{rad/s}$ 。实验结果如图 2.9 所示，图中所示坐标系为开始扫描时刻激光雷达坐标系，红点表示为激光雷达采集的一帧点云数据，绿点表示为矫正后的一帧点云数据，扫描过程为从 X 轴正方向开始，沿逆时针方向扫描完整一圈。

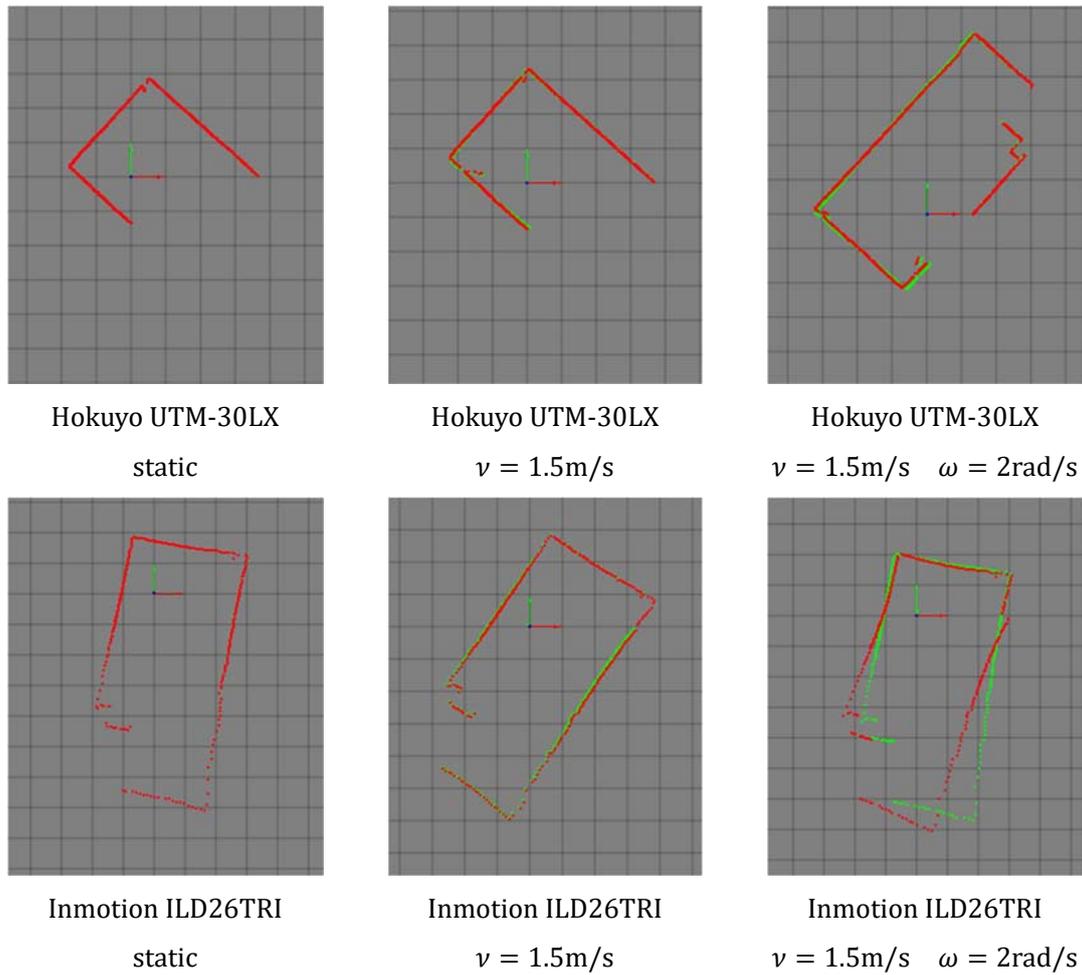


图 2.9 激光雷达数据矫正实验结果

2.3.3 讨论

从仿真及实验结果可以看到，扫描频率和机器人移动速度是影响测量点云准确度的重要因素。扫描频率较低的激光雷达在其一帧扫描过程中于同等移动状态下的位姿变化更大，其点云准确度更差；移动速度越快对点云准确度的影响越大，与此同时，旋转运动较平移运动对点云准确度影响更大。从矫正结果看来，矫正算法虽然在一定程度上改变了点云的疏密分布，但更为准确反映真实环境。由此可以验证激光雷达移动状态下的数据矫正算法的必要性和有效性。

本文此处建议：使用扫描频率较低的低成本激光雷达的家庭服务类机器人更为必要使用本论文提出的矫正算法。与此同时，此类机器人在控制上注意降低旋转速度，同时在安装上尽可能将激光雷达固定在机器人的旋转中心附近，使偏置尽可能减少，从而降低因旋转产生的高速平移现象。

2.4 本章小结

在本章中展示了激光雷达移动状态下测量点云数据矫正的必要性，并且经实验验证该矫正算法的有效性。该算法考虑了激光雷达在扫描周期内所在移动平台的位置变化，将移动平台的平移及旋转运动叠加到旋转扫描运动中，使其数据更为准确地反映真实被测环境情况。该算法适用于二维及三维激光雷达平面扫描点云数据的处理，尤其在面对家庭服务类机器人的低成本激光雷达、追求更为迅捷运动和确保与环境无碰撞的要求下更为需要。本论文中给出的矫正算法可推广到所有基于激光雷达的环境感知任务，并可为算法的传感器数据预处理端和激光雷达厂家的数据封装端均提供算法参考，对提升机器人依赖于激光雷达数据的建图、定位及避障等算法具有重要帮助。

3 基于激光雷达的 SLAM 算法

服务机器人在未知环境中，如何通过已获得的传感器数据构建起对周边环境的感知是一个重要的研究领域，其技术核心被概括为 SLAM (Simultaneous Localization And Mapping)，即同时定位与地图创建。SLAM 算法在文献[20]中被定义为移动机器人在构建环境地图的同时可以使用这个地图计算它自己位置的方法。在近数十年间，SLAM 算法一直是机器人研究领域的重点，国内外研究学者提出了众多方案，按传感器输入进行分类则主要分为：基于视觉传感的 SLAM 算法和基于激光雷达的 SLAM 算法。现阶段，由于服务机器人的功能需求及视觉 SLAM 方案还未成熟，因此基于激光雷达的 SLAM 方案在服务机器人产品化过程中占据主导地位，如何实现高精度、低计算资源、实时性、鲁棒性的基于激光雷达的 SLAM 算法仍然是不懈追求的目标。

本章着重于基于激光雷达的 SLAM 算法，通过给出基于激光雷达的 SLAM 算法概述及两种主要方法：滤波方法和图优化方法的详细介绍，分析比较其各自优缺点，并给出本文所用图优化方法的 `cartographer` 算法框架，同时提供图优化方法典型方案的 `cartographer` 算法和滤波方法典型方案的 `gmapping` 算法的实验比较。本章的具体安排如下：第一节对基于激光雷达的 SLAM 算法进行总体概述，并对 SLAM 算法的两种主要方法：滤波方法和图优化方法进行分别总结和概述；第二节提供了图优化方法典型方案的 `cartographer` 算法和滤波方法典型方案的 `gmapping` 算法的实验比较，并介绍实验所使用的数据集；第三节重点对本文所用算法进行框架梳理，并给出 `cartographer` 算法流程关键点的详细讲解；最后对本章进行总结。

3.1 基于激光雷达的 SLAM 算法概述

同时定位与地图创建 (SLAM) 的核心问题是探讨移动机器人是否可能被放置在未知环境中的未知位置，并且机器人可以增量地构建该环境的一致地图，同时确定其在该地图中的位置。SLAM 问题的解决方案被视为移动机器人社区的“圣杯”，因为它将实现机器人真正的自主^[20]。

SLAM 问题最早是以概率的问题在 1986 年旧金山举行的 IEEE 机器人与自动化大会 (ICRA) 上提出，也正是在那次大会上，概率方法被同时引入到机器人和人工智能

(AI, Artificial Intelligence) 领域。SLAM 问题本质上是一个用状态估计理论来建图和定位的问题，构建一致的概率地图是机器人技术中的一个根本问题和需要解决的主要概念和计算问题。图 3.1 所示为现阶段所提出的 SLAM 算法依据其使用的具体方法来进行分类的基本情况。

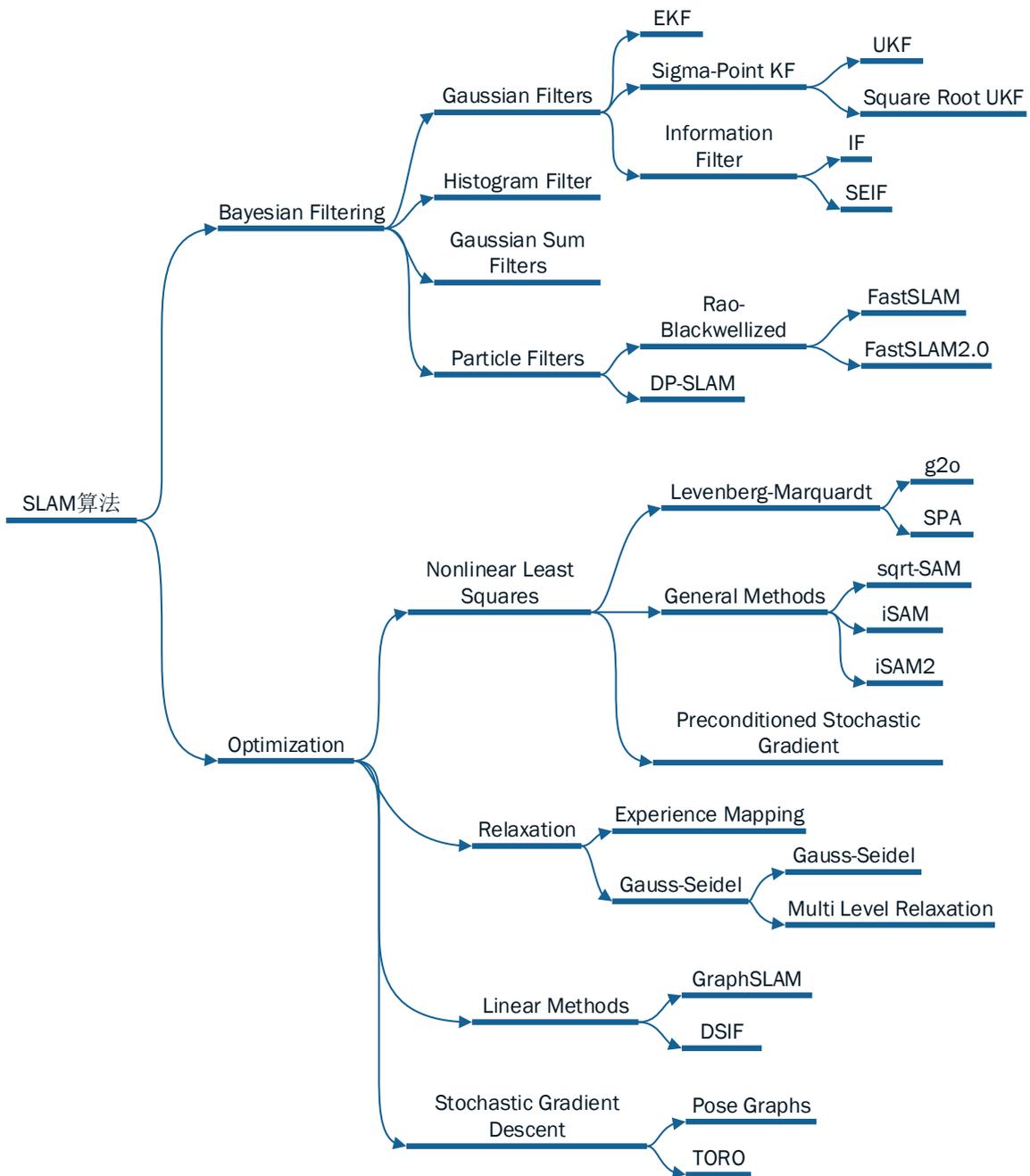


图 3.1 SLAM 算法分类

SLAM 问题的“解决方案”是机器人界在过去数十年中取得的显著成就之一。SLAM 作为一个理论问题已经以许多不同的形式被阐述和解决。SLAM 也已经在从室内到室外的机器人，水下到机载的各类系统等许多不同领域得到实施。在理论和概念层面上，SLAM 现在可以被认为是一个已经解决的问题。然而，实际上仍然存在实质性问题未被解决，实际上更多地是实现 SLAM 解决方案，特别是在构建和使用感知丰富的地图作为 SLAM 算法的一部分^[20]。

3.1.1 滤波方法

基于滤波方法的 SLAM 算法核心是递归贝叶斯估计，该方法通过假定已知从 0 到 t 时刻的观测信息和控制信息，对 t 时刻系统状态的后验概率进行估计，系统状态则包括机器人 t 时刻所处位姿以及 t 时刻的地图特征^[21]。根据后验概率表示方式的不同，存在多种基于滤波器的方法，其中具有代表性意义的基于滤波方法的 SLAM 算法如：Leonard and Durrant-Whyte 于 1991 年和 Smith 等人于 1990 年提出的扩展卡尔曼滤波（extended Kalman filters, EKF）方法，Eustice 等人于 2005 年和 Thrun 等人于 2004 年提出的稀疏扩展信息滤波（sparse extended information filters, SEIFs）方法，Montemerlo 等人于 2003 年和 Grisetti 等人于 2007 年提出的粒子滤波（particle filters, PFs）方法，Hahnel 等人于 2003 年提出的 FastSLAM 方法^[22]及 Montemerlo 等人于 2003 年提出的 FastSLAM2.0 方法^[23]，Eliazar 和 Parr 于 2005 年提出的 DP-SLAM 方法^[24]。

尽管基于滤波方法的 SLAM 算法获得了大量研究和发展，研究学者们提出了众多解决方法，但值得注意的是，基于滤波方法的 SLAM 算法总体来说存在更新效率随地图规模线性化降低、无闭环检测、鲁棒性等问题，这使得它难以应用于大规模、多回环、长窄走廊等环境的地图创建^[25]，与此同时基于滤波方法的 SLAM 算法还对机器人运动模型和传感器噪声做出了强有力的假设，如果假设被违反，滤波器将面临巨大挑战，因此基于滤波方法的 SLAM 算法面对一些现实困境。

3.1.2 图优化方法

与基于滤波方法的 SLAM 算法不同，滤波方法只估计 t 时刻的机器人位姿和地图信息，图优化方法则利用所有的观测信息估计完整的机器人运动轨迹及地图。由于地图信息可以转化为一系列的与机器人运动轨迹上各位姿间的约束，从而估计完整的机

机器人运动轨迹及地图可以简化为对机器人运动轨迹位姿序列的估计^[26]。该方法将位姿序列与位姿间的约束关系直观地用图的方式作描述，所得的图被称为位姿图（pose graph）。在位姿图中存在节点和边的概念，节点对应待求解的机器人在不同时刻的位姿，节点间的边则描述了位姿间的空间约束关系，这种建立起来的空间约束可以通过里程计等传感器件获取的观测信息配准得到。在完成位姿图的构造后，通过调整图中节点在位姿空间中所处的位置，使其相互妥协并全局最优地满足边所表示的约束关系，优化的结果即对应机器人的运动轨迹^[27,28]。

基于图优化方法的 SLAM 算法框架主要包括两部分：前端和后端。前端包括特征提取和数据关联，其中数据关联根据作用频率又分为短时间内的特征跟踪和长时间内的闭环检测，特征跟踪主要考虑连续数据帧间的匹配及相对位姿估计问题，而闭环检测则主要考虑机器人目前位姿与已访问区域位姿之间的匹配及相对位姿估计问题。特征提取和数据关联都是针对观测数据进行处理，根据观测信息建立图节点和节点间的约束，即完成图的构建，因此两者一起被称为前端。后端则为图优化部分，通过对前端构造的图进行优化，从而解决因观测噪声以及配准误差存在而产生的位姿图不一致的问题^[29]。在位姿图的表示方式中，机器人在各时刻的位姿被看作是随机变量，位姿序列间建立的空间约束则是其相关的观测信息，图优化的解算结果则对应于位姿序列的最大似然估计。与前端中的顺序配准及闭环检测不同，图优化部分一般不直接处理观测数据，而只对前端构造的图进行优化，因而称为后端，与前端相区别^[21]。如图 3.2 所示为基于图优化方法的 SLAM 算法框架。

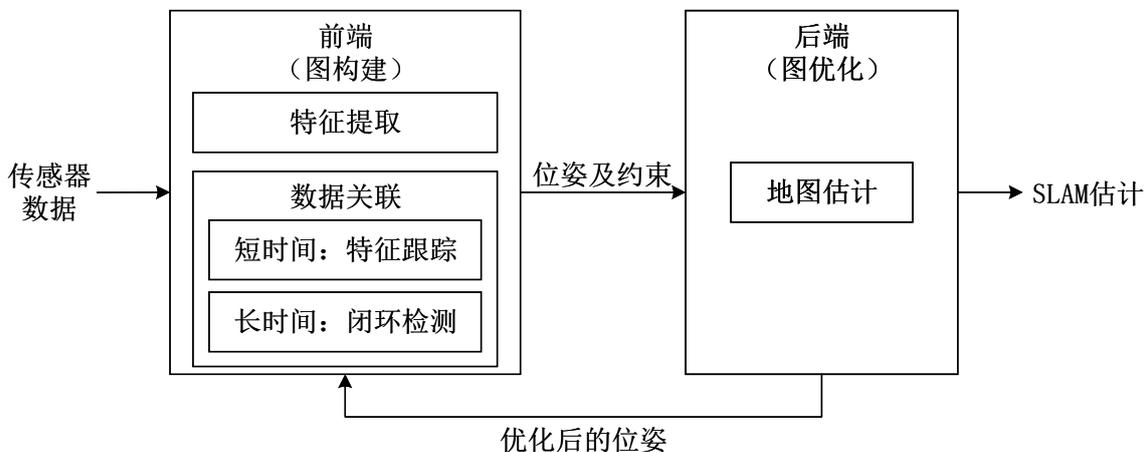


图 3.2 基于图优化方法的 SLAM 算法框架

在 SLAM 算法研究早期，由于基于图优化方法的 SLAM 算法需要大量计算资源而无法满足实时性要求，但随着高效求解方法的出现，实时性要求得到保证，与此同时随着 g2o^[30]、ceres solver 等优化求解库的出现，使得围绕在工程化前的求解数学困难得以解决，因此基于图优化方法的 SLAM 算法因其优秀的综合优势成为现阶段服务机器人普遍采纳的技术方案。

3.2 滤波方法与图优化方法比较

本实验部分使用 Willow Garage 公司机器人产品 PR2 录制的数据集 Willow Garage data set 来对图优化方法的典型方案 cartographer 和滤波方法的典型方案 gmapping 建图效果进行比较分析。

3.2.1 数据集介绍

Willow Garage 数据集是一个出于研究长时间变化检测和语义地图而录制的数据集^[31]，采用 Willow Garage PR2 机器人进行录制。PR2 (Personal Robot 2, 个人机器人 2) 是 Willow Garage 公司产品，拥有两条机械臂，每条机械臂的手臂部分有四个自由度、手腕部分有三个自由度以及钳子一个自由度，底盘为四轮驱动，最快行驶速度为 1m/s，在其头部装有微软 Kinect RGBD 摄像头，底座装有 Hokuyo UTM-30LX 激光雷达，其他部位还装有惯性测量单元、加速度计、相机等丰富的传感设备，在其底座中安装有两台 Xeon 系列处理器的电脑作为控制和通讯中枢，并装有 Ubuntu 和 ROS 系统。

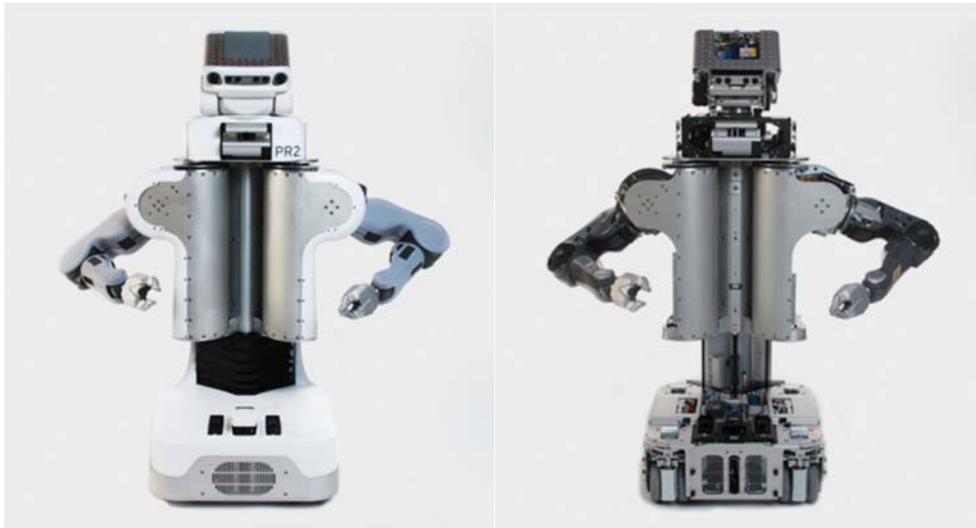
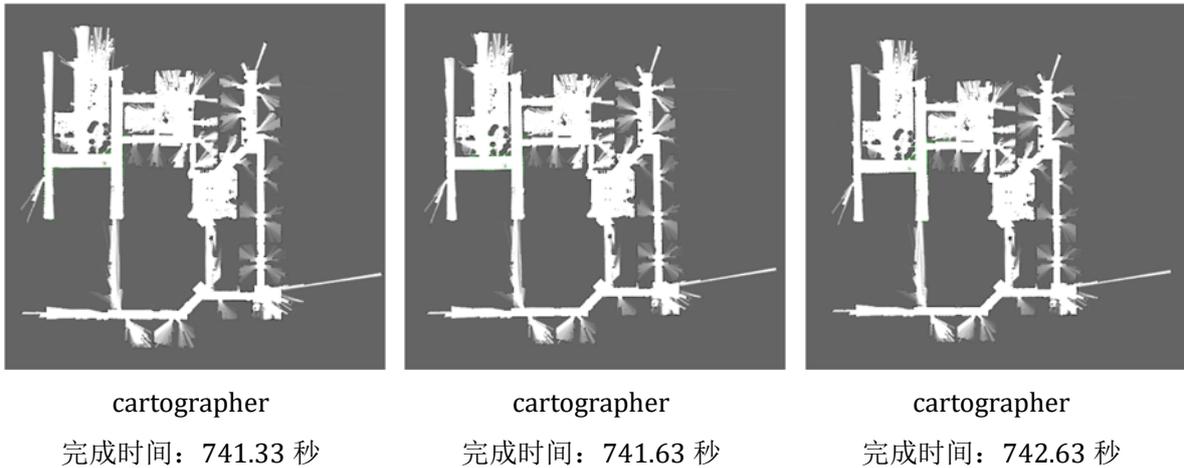


图 3.3 PR2 外观及内部构造图

Willow Garage 数据集是公开提供的，包括 67 个自动运行的机器人在六个星期的时间内，在大约 1600 平方米的办公环境中所采集的数据集合。该数据集具有较大规模且非常具有代表性，采集数据量全面而真实，包括人、其他机器人、导航和定位错误以及出现在各种设置和照明条件下的各种各样的对象。在本章实验中，由于该数据集具备较大规模场景、存在长窄通道、一般性办公室场景等代表性特点，因此可以由其代表服务机器人服务环境，对基于激光雷达的服务机器人建图算法进行工作环境下的概括性要求测试。

3.2.2 比较结果

如图 3.4 所示为图优化方法的典型方案 `cartographer` 和滤波方法的典型方案 `gmapping` 分别在该数据集的 `2011-09-15-08-32-46.bag` 下进行三次重复测试。`bag` 文件是 ROS 中用于存储 ROS 消息数据的文件格式，又称为消息记录包文件，可以用来存储所有 ROS 节点通过主题发布的消息，包含消息的所有字段参数和时间戳，使得允许离线回放实验过程，从而完整模拟真实的状态，包括消息的时间延迟，同时亦能非常有效地处理高速数据流，因而可以客观还原真实场景。



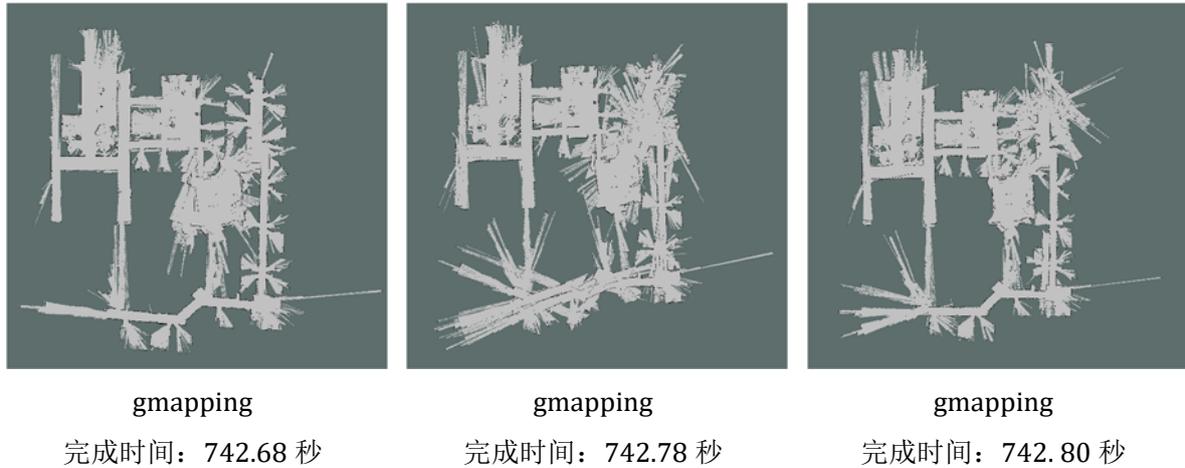


图 3.4 cartographer 与 gmapping 建图效果比较

从图 3.4 中可以看到构建地图的环境长约 60 米、宽约 55 米，地图画幅面积约 3300 平方米，内部建筑面积约 1600 平方米，为室内较大规模的办公区域，具有长窄过道、办公间、门窗等典型建筑物空间结构。由于使用同一数据集，因此其传感器性能一致：激光雷达频率为 20Hz、量程为 25 米、角分辨率为 0.25° ，均使用轮子提供的里程计数据，均未使用惯性测量单元。从建图效果来看，cartographer 明显优于 gmapping，其构建地图无错乱、结构清晰，与真实环境一致；从建图鲁棒性来看，cartographer 也明显优于 gmapping，在同一消息记录包文件三次重复实验下，肉眼无法辨识 cartographer 三次构建地图的区别，而 gmapping 三次构建的地图均有较大出入，且均与真实环境有较大差异；从边界厚度、特征清晰度来看，边界厚度两者差不多，但特征清晰度 cartographer 优于 gmapping 效果，在直线和九十度转角等特征下，gmapping 所构建的地图均与真实情况有一定的出入；实验在 SONY VPCEE37EC 型笔记本下进行，其 CPU 型号为 AMD 速龙 II 双核处理器，主频 2.2GHz，内存 4G，均能达到实时完成。

3.3 cartographer 算法框架

Cartographer 是 Google 公司于 2016 年开源的一款跨平台、多传感器兼容的 2D 和 3D 通用实时同时定位与地图创建系统，并提供 ROS 的接口。Google 的 cartographer 提供了一个实时的基于激光雷达的 SLAM 解决方案，用于以传感器装备的背包的形式进行室内测绘，生成分辨率为 5 厘米的 2D 栅格地图。

如图 3.5 所示为 cartographer 算法的数据流图。

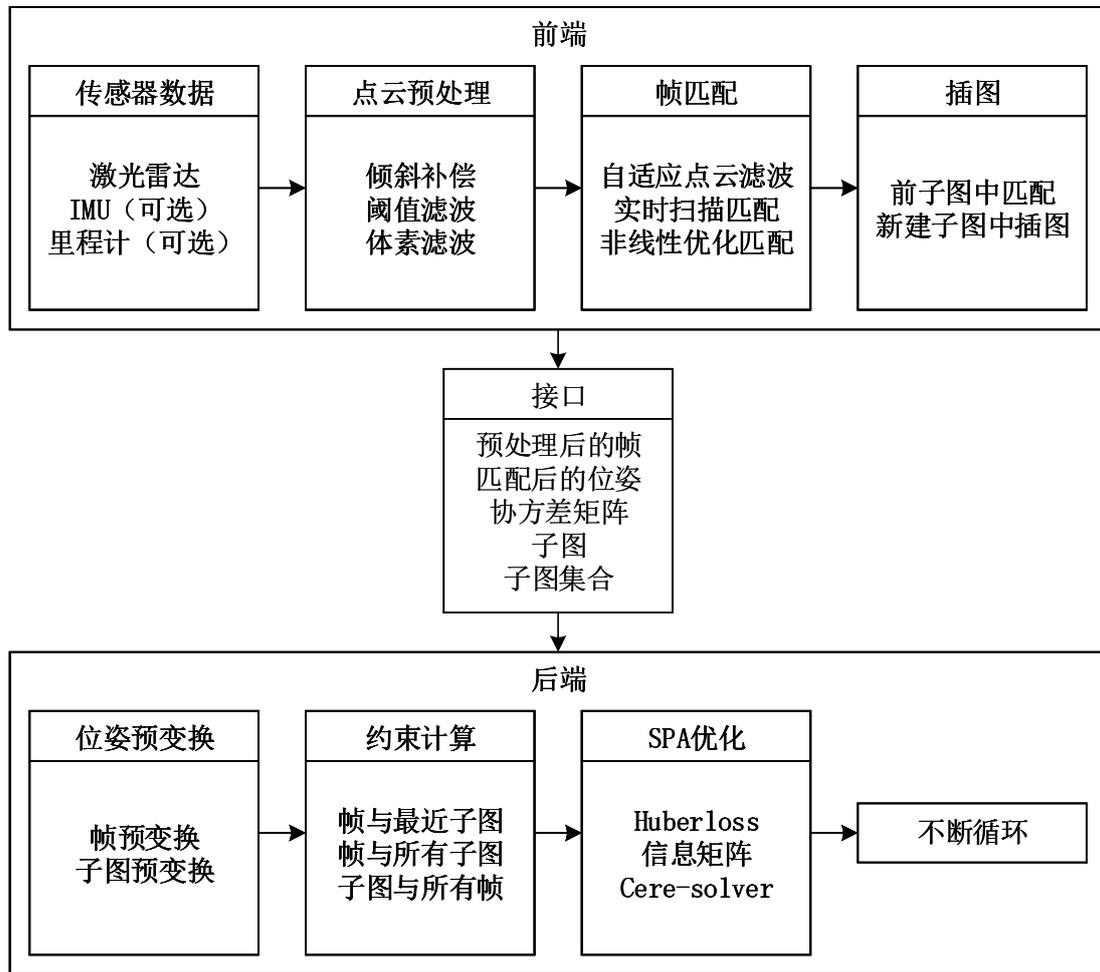


图 3.5 cartographer 算法数据流图

该方法通过假定在短时间段内激光雷达数据帧匹配足够准确，因此扫描帧可以以最佳估计位置插入子图中。由于扫描帧匹配发生在最近的子图上，所以它只取决于最近的扫描帧数据，局部精度是非常高的，但从全局角度来看姿态估计的误差仍然是累积的。在消除全局累计误差时，为了在适度的硬件要求下实现良好的性能，该方案的 SLAM 方法不使用粒子滤波器，而通过进行姿态图优化来解决。当一个子图完成后，就不会再插入新的扫描帧，与此同时参与到闭环检测的帧匹配中。所有完成的子图和扫描帧将自动地被闭环检测考虑，如果它们基于当前姿态估计值足够近，扫描匹配器会尝试在子图中查找扫描帧；如果在当前估计姿态周围的搜索窗口中找到足够好的匹配，则将其作为闭环约束添加到优化问题。如果是每隔几秒完成一次优化，那么将导致软实时约束，所以闭环检测扫描帧匹配必须比新扫描帧匹配更快地发生，否则会明显落后，这里该方案通过使用分支定界法和每个完成的子图的几个预计算网格来实现此

目的。

其分支定界法完成闭环检测的扫描帧匹配过程可以描述为：

深度优先搜索的分支定界帧匹配算法

$best_score \leftarrow score_threshold$

计算每一个元素得分并存储到集合 C_0 中

按得分大小将集合 C_0 排序并初始化空栈 C ，最大的得分放置在栈顶

while 栈 C 不为空时 **do**

 弹出栈顶元素 c

 更新栈顶元素 c 的信息量

if $score(c) > best_score$ **then**

if c 是叶节点 **then**

 赋值 $match \leftarrow \xi_c$

 赋值 $best_score \leftarrow score(c)$

else

 分支：分离 c 到节点 C_c

 计算每一个元素的得分并存储在 C_c

 按得分大小将 C_c 压入栈 C ，最大的得分放置在栈顶

end if

end if

end while

return $best_score$ 和 $match$ （根据设置）

3.4 本章小结

在本章中展示了基于滤波方法的 SLAM 方案和基于图优化方法的 SLAM 方案的研究概况，通过分析比较滤波方法和图优化方法的优缺点，指出本文应用环境下更适合图优化方法的 SLAM 方案，并设计实验进行验证。在实验中，采用了 Willow Garage 数据集——一个具有代表性的场景：较大地图规模、存在长窄通道、典型办公室环境，对两种方法的典型方案的建图效果、鲁棒性、特征清晰度、实时性等性能指标进行了比

较，从而确定本文选择基于图优化方法的典型方案 `cartographer`，并给出了其算法框架及算法部分细节。可以看到，该算法可以较好的满足现有大部分基于激光雷达的服务机器人建图任务，为服务机器人产品化过程提供重要参考。

4 自主探索算法

服务机器人要实现其被期望的相应服务功能，则必须依靠环境的足够信息，其中最重要的当属服务环境的地图信息。然而服务机器人在开展服务前通常处于陌生未知的环境中，那么与环境进行相应的交互并获得未知环境足够的地图信息则成为重要课题。现阶段，服务机器人以室内移动机器人为主，如何让服务机器人自主移动探索室内环境，快速、高效地获取整个服务环境的全局地图信息，即称为服务机器人的自主探索。在未知环境，特别是在大规模环境中，自主环境遍历探索是机器人非常重要的功能之一，依赖人为引导的环境探索和遍历工作，不仅繁琐和工作量巨大，尤其是在探测危险工作环境时更难以实现^[32]。

如前面章节所述，现在服务机器人有了传感器数据，如激光雷达采集到的实时数据，有了可以利用在遍历过程中产生的传感器数据形成地图的 SLAM 算法，那么对于服务机器人构建平面地图来说，目前还需要知道的是如何去遍历地图。本章平衡了服务机器人计算资源有限与计算实时性要求较高的特点，结合服务机器人室内移动自主探索环境封闭、面积有限的情况，通过研究目前提出的主流自主探索方法，提出了一种服务机器人自主探索算法。该算法使用激光雷达数据作为传感器数据输入，实现服务机器人自主探索和环境遍历，快速高效地生成全局栅格地图，用于服务机器人定位导航、路径规划等各项服务功能。本章的具体安排如下：第一节对目前提出的主流自主探索方法进行总结和概述；第二节对本文提出算法的实现进行框架性分析；第三节重点对本算法流程进行梳理，详细讲解算法流程中的关键点；最后对本章进行总结。

4.1 自主探索算法发展现状

自主探索算法的主要任务是通过不断利用已有地图信息规划下一运动行为，使机器人探索未知区域，从而扩展已有地图信息并开始下一规划，循环往复，直至获取全局地图信息。在这一主要任务下，研究人员进行了长时间的研究并提出了诸多解决方案，这里将其总结并列述如下：

(1) 直接法阶段

在这一阶段提出的是最自然也是最直接的一类探索方案。通过不断驱动机器人移

向未知区域，以获取未知区域地图信息，从而达到扩展已有地图信息、减少未知区域、最终获得全局地图信息的目的。这一阶段的典型方法如 Brian Yamauchi 于 1997 年提出的基于边界的自主探索算法^[33]。该方法所指的边界定义为已探索区域和未探索区域的交界，通过不断移向边界，移动机器人可以扩展它的地图信息，直到整个环境地图信息被探索完。文献[34]中将所有已探索区域的栅格值不断通过值迭代算法更新为最近邻的栅格值与这两个栅格之间的距离（如 A* 或者 Dijkstra 算法所求最近路径距离）之和，探索的路径则是沿着栅格地图值梯度下降方向。文献[35]则着重于拓扑地图的创建，该方法将检测到的无障碍物区域不断压入栈中，按照栈序列对这些区域进行逐个访问，当栈为空时则整个环境被机器人完全遍历。

（2）NBV 法阶段

直接法阶段提出的基于边界概念的探索类方法已实现移动机器人对未知环境的探索，但是该类方案还存在一定的局限性——在规划下一运动行为的时候仅以可以获得未知信息以及最快获得未知信息为目的，而没有综合考虑获得未知信息量多少、运动位置间的连续性、路径优化等问题，因此探索方案还有较大的改进空间。NBV（Next Best View）概念源于计算机视觉与图形领域，表示下一最佳视野。为提高移动机器人未知环境探索能力，Gonzalez-Banos 等首先将 NBV 概念引入探索研究^[36]。该方法使用安全区域的概念，将下一运动行为规划在安全区域内，并期望获得最大的信息增益与最小的与已知区域重叠。Benjamin Tovar 等提出了综合考虑环境特征及机器人运动特征的搜索方案^[37]，在确定下一运动行为时，减少机器人因旋转和加减速等带来的影响，并于其他主流搜索方案进行了对比，但其算法复杂度较高。Alexei A. M. 等提出一种集成式探索策略^[38]，该方法给出可选运动行为的一个从目标点信息增益、定位性能、导航开销的均衡评价，从而确定下一运动行为。

除上述两个主要阶段的方案外，在后续的研究和发展中还有结合路径规划算法、多机器人协调算法、仿生学算法的方案，用以对主流探索方案的补充及解决一些特定场景下的探索。基于路径规划的探索算法则利用已有的路径规划算法，将探索问题转化为使路径覆盖的面积最大为目标的规划问题，如基于栅格地图的 harmonic function 算法和基于 RRT 路径规划的算法等。基于多机器人协调算法实现多机协同探

索，用以提高建图效率和鲁棒性。仿生学算法则将探索问题类比某一生物特性，例如基于生物免疫原理的探索方法^[39]。

综上所述，移动机器人自主探索方案经过长时间大量的研究已经远远走出了人工引导和随机探索的阶段，在探索路径规划、避障控制、多机协作等各方面均有很大突破，在各应用场景及计算资源下均有殷实的基础。

4.2 自主探索算法框架

考虑到服务机器人的计算资源有限及计算实时性要求较高的特点，本算法结合了主流移动机器人探索方案的思路，提出了一种基于边界理论，同时考虑到候选探索目标点获得未知信息量大小的探索方案。该方法将候选探索目标点选取在边界上，对各候选探索目标点按照获得未知信息量大小进行排序并压栈，按照栈序列进行访问，在探索路径的规划上采用 A* 算法进行全局规划，并采用虚拟力场法 (VFF, Virtual Force Field) 进行局部路径的避障及运动控制。

算法具体流程如图 4.1 所示。当服务机器人开始自主探索建图任务，首先机器人自转一周扫描环境，得到无障碍物区域和障碍物区域；提取各无障碍物区域连通域作为无障碍物区域与未知区域的边界，将边界的中点作为候选探索目标点；针对各候选探索目标点进行模拟探索以求信息量大小：假设机器人将其作为探索目标点，通过模拟机器人在此点可刷白区域面积的大小作为此候选探索目标点可以获得的未知信息量多少，依此对所有候选探索目标点进行排序并按照从小到大的顺序依次压栈；检查栈是否为空，当栈不为空时则根据此时地图信息更新栈顶信息量，若更新后的栈顶信息量小于预设临界值，则剔除栈顶回到栈的检查，若更新后的栈顶信息量大于等于预设临界值，则访问栈顶并开始下一轮探索，如此反复，直到栈为空时探索结束，因此探索过程也是一次深度优先搜索。

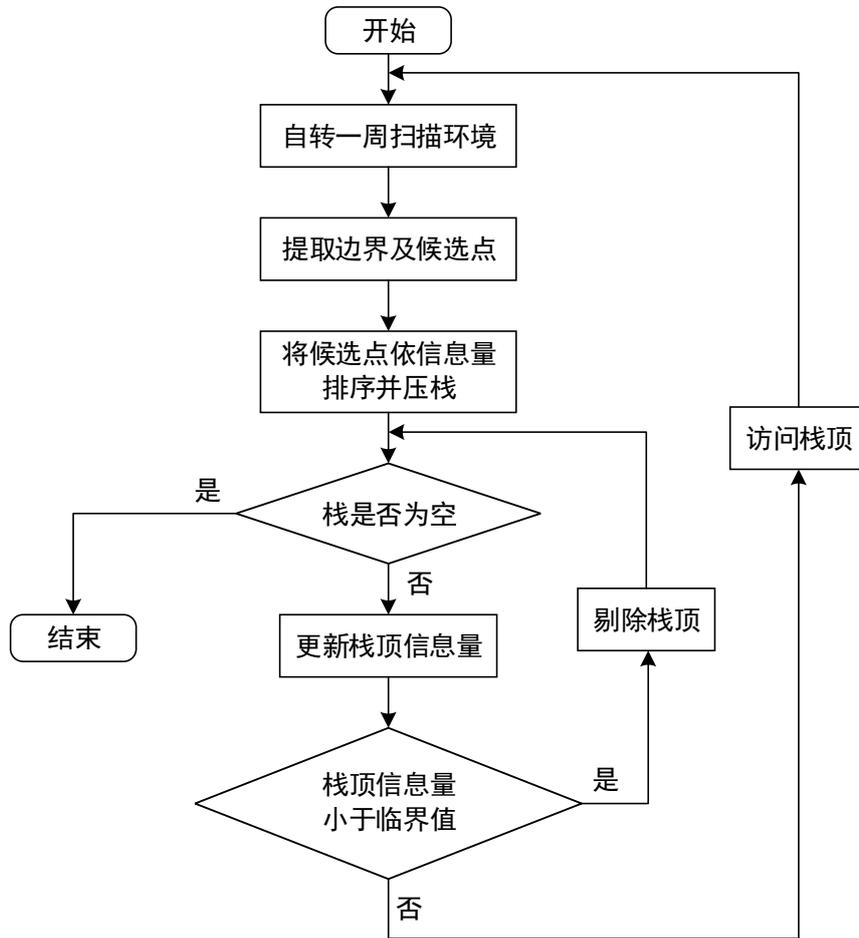


图 4.1 自主探索算法流程图

4.3 算法流程及实现

4.3.1 最大刷白半径计算

栅格地图是目前基于激光雷达的服务机器人常用环境地图表示方式，由 Moravec H P 和 Elfes A 提出并奠定其理论研究框架^[40-43]。在文献[44][45]中，栅格地图被定义为一个多维随机空间，在这个空间中包含对空间晶格占有状态的概率估计。本文中所指栅格地图为二维平面概率栅格地图，是通过激光雷达等传感器数据更新每个栅格单元的概率，从而来表示栅格所示的环境状态（障碍物、无障碍物、未知）的模型。由于概率栅格地图模型表示清晰、直观，易于创建和维护，因此迅速引起研究人员的重视^[32]。

为了确保刷白区域一定可以形成连通域，为下一步的探索点查找提供可用、有意义的连通域，因此在激光雷达测量距离大于确保形成连通域的最大刷白半径或者反射

点无穷远（即该点测量值可信度非常小）的情况下，需要计算一个可用的最大刷白半径。若激光雷达的最大量程大于最大刷白半径，要保证形成连通域，如果仅仅通过在每一个探索目标点自转一周以刷白该区域仍然会存在无法较好形成连通域的问题，因此确定最大刷白半径，大于最大刷白半径的测量值将被舍弃，仅保留最大刷白半径内的测量值并更新到栅格地图中。

最大刷白半径 d_{max} 与激光雷达角分辨率 δ_θ 和栅格地图单元分辨率 r 有关，其具体关系如图 4.2 所示。

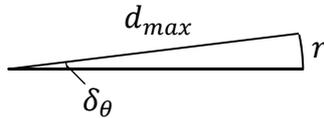


图 4.2 最大刷白半径计算示意图

举例说明其计算，若激光雷达角分辨率 $\delta_\theta = 1^\circ$ 和栅格地图单元分辨率 $r = 5cm$ ，那么由公式：

$$d_{max} = \frac{r}{\delta_\theta} \quad (4-1)$$

计算得，最大刷白半径 $d_{max} \approx 2.8m$ ，即用该长度来填充未测量到的点或者测量值大于该长度的点，从而确保形成可用、有意义的连通域。

4.3.2 探索目标点及其深度优先探索

候选探索点被定义为边界的中点。边界即已探索区域与未探索区域的交界，由于二维平面概率栅格地图在表现形式上可以当作图像进行处理，因此边界查找即求得刷白区域的连通域，边界中点用连通域数据点序列中间位置点来表示，因此查找到多少个连通域，就有多少个边界和多少个候选探索目标点。

如图 4.3 所示为激光雷达在单帧扫描中的数据情况，经旋转一周后将确保形成连通域。图 4.3 中左图所示蓝色区域为已知区域，白色区域为未知区域，蓝色区域的最大半径即最大刷白半径，边界即蓝色区域与白色区域的交界，候选探索目标点即为边界中点。

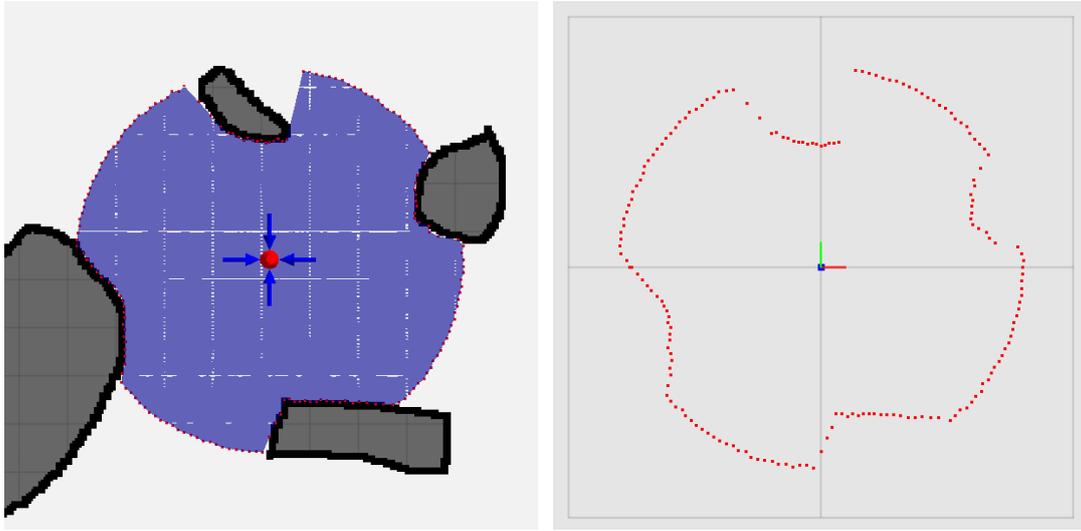


图 4.3 边界及候选探索目标点

得到候选探索目标点后，通过假设机器人所处位置为该候选探索目标点，并模拟此时可获得的未知信息量大小，从而确定探索顺序及下一探索目标点。可获得的未知信息量大小这里用模拟探测到的未知区域像素点数量来表示，通过计算未知区域像素点是否在以候选探索目标点为原点、以最大刷白半径为半径所形成的圆内的方式，来遍历统计模拟探测到的未知像素点数量，以此作为可获得未知信息量的大小，并依照从小到大的顺序对可获得的未知信息量大小进行排序，将其对应的候选探索目标点依次压入栈容器中。

当栈不为空时，访问探索目标点的过程即弹出栈顶元素作为探索目标点，进行探索，直至栈为空时探索结束。在此步骤中需要注意，弹出的栈顶元素需要依据此时的地图信息重新更新其可获得的信息量大小，若其小于某一设定阈值，则可认为探索该点获得的信息量较小而没有特别意义需要进行探索，从而将该探索目标点剔除，实现对探索树的剪枝操作，减少探索过程的时间代价。

深度优先探索算法

初始化空栈 C

自转一周扫描环境，获取边界及候选点 C_0

按候选点信息量大小将候选点 C_0 进行压栈 C ，信息量最大的在栈顶 c

while 栈 C 不为空时 **do**

弹出栈顶元素 c

更新栈顶元素 c 的信息量

if 栈顶元素 c < 阈值 **then**

剔除栈顶元素 c

else

访问栈顶元素 c

自转一周扫描环境，获取边界及候选点 C_c

按候选点信息量大小将候选点 C_c 进行压栈 C ，信息量最大的在栈顶 c

end if

end while

从整个探索过程可以看到，本算法是一个深度优先的搜索方式，较为符合人类探索环境的行为方式，在服务机器人上使用本算法除了获取较小的时间代价以外，亦能兼顾人与服务机器人交互过程中人对服务机器人行为的可理解性，并且结合实际情况进行适当剪枝，加速探索过程，进一步降低探索的时间代价。

4.3.3 路径规划算法

探索过程中的目标点到目标点之间的移动问题可以抽象为：在已知部分地图信息、移动中间过程可能存在动态改变的情况下，实现从一个点到另一个点的移动问题。在这一应用场合下，本文提出使用 A*算法与虚拟力场法（VFF, Virtual Force Field）结合的避障导航算法满足其要求^[46]。

A*（A-Star）算法是一种静态路网中求解最短路径最有效的直接搜索方法，是一种改进的 Dijkstra 算法，使用启发式搜索方式改进了 Dijkstra 算法的广度平均搜索，相比之下，A*算法不仅利用了已知地图信息，同时考虑到目标节点信息，因此可以有效减少搜索路径，使算法效率大大提高^[47]。但 A*算法重要依赖于静态地图信息，且算法忽略车身实际宽度等问题，无法单独地实现本文探索过程中提出的路径规划要求。

虚拟力场法是一种基于栅格地图的方法，通过假想障碍物栅格对服务机器人产生斥力，而目标点栅格对服务机器人产生吸力，由栅格地图上产生的虚拟力场作用服务机器人，从而来控制服务机器人运动的速度和方向，实现路径规划和导航^[47]。但虚拟

力场法在应用过程中存在陷入局部极小值点、在障碍物前和狭长通道中易出现震荡和摆动、在相近障碍物间无法求解路径等问题^[48,49]。

结合以上介绍可知，两种方案独立进行路径规划均存在一定的问题，这里将其特点结合提出：使用 A* 算法进行全局规划，虚拟力场法进行局部调整和车身控制的方法。该方法利用 A* 算法规划全局路径，避免虚拟力场法在全局范围内的陷入极小值点等情况，通过虚拟力场法解决车身宽度、车身控制、局部动态障碍物等问题，在虚拟力场法无法给出局部路径时将触发 A* 的全局重新规划，这样避免了虚拟力场法无法求解路径及震荡、摆动等问题。

4.3.4 多传感器数据融合

服务机器人的环境感知任务是一个复杂的任务，其复杂性在于在环境中将面对各种各样的障碍物，具体表现为障碍物的尺寸大小、形状特性、表面材质等各不相同。考虑到服务机器人的建图任务，采用单一的激光雷达作为传感器进行建图是存在问题的，例如激光雷达的测距原理是基于光学方法的，而镜子、玻璃等可能出现的障碍物对光学器件将是巨大挑战，因此引入超声波、深度摄像头、RGBD 摄像头等传感器共同参与服务机器人环境感知任务将极大改善这一状态。

与激光雷达利用光学方法测距不同，超声波传感器则依赖声学原理进行测距，通过测量声波发射与接收的信号关系解算到障碍物之间的距离，因此对光学测距原理的不足将是一个非常好的补充，尤其在面对镜子、玻璃等光学原理难以测量的障碍物时，超声波传感器将提供一个可靠的支持，但受限于声波的多回波、反射不确定性、波束不集中等问题，超声波亦无法单独使用，而需要与激光雷达等配合使用。深度摄像头与 RGBD 摄像头类似，RGBD 摄像头通常为深度摄像头加普通摄像头，并对两个摄像头采集的图像进行配准。深度测量的方式有很多种，如结构光法、双目视差法、TOF 法等，由于摄像头成像像素与帧率均大大高于激光雷达，因此深度摄像头和 RGBD 摄像头较激光雷达可获取更为稠密信息，更是补充了服务机器人通常使用的二维激光雷达只可获取某一平面点云而无法获取空间其他平面点云数据的局限，避免了服务机器人行进过程中尾过而头不能过的尴尬。

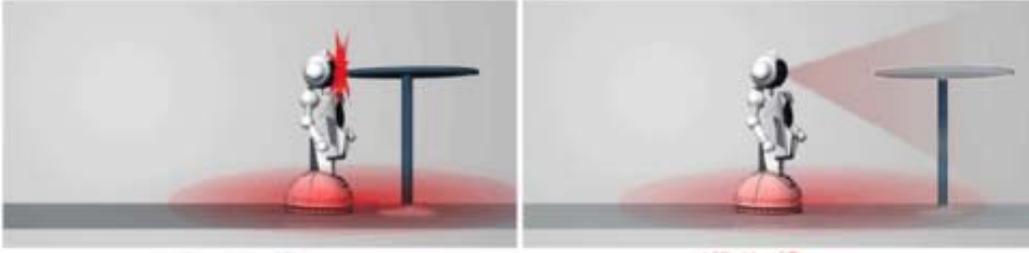


图 4.4 服务机器人多传感器避障示意图

4.4 本章小结

在本章中展示了一种满足服务机器人低计算资源要求的自主探索算法，并给出该算法框架和关键技术点的实现方法。本章首先总结和分析了自主探索算法的相关研究工作及成果，然后给出本算法的算法框架及流程图，并对其中的关键技术：最大刷白半径计算、探索目标点及其深度优先探索、路径规划算法和多传感器数据融合给出了具体介绍。本算法结合了边界理论与下一最佳视野理论的核心观点，在实现部分充分考虑现有技术特点和服务机器人基本要求，较之于现阶段作为家用服务机器人典范的扫地机所使用的沿墙探索方案具有明显优势，沿墙探索存在路径开销大、遍历距离远、无剪枝等算法，更由于激光雷达的测距量程有限，在较大面积的空间中容易形成未知区域孤岛等问题，因此本算法的提出将给服务机器人自主探索任务提供有力参考。

5 实验验证与结果分析

本章针对服务机器人的应用环境及要求，重点对本文展示的建图方案进行系统性检测，以验证该方案的有效性。服务机器人的工作环境主要以室内环境为主，但室内环境亦非常多变，按照环境大小尺度、环境特征因素、环境物品陈列、环境表面材质等因素划分，可将室内环境细分为多种形态。本章将提取服务机器人工作环境的特点，有针对性地服务机器人在其实际工作环境中可能遇到的情况进行测试实验，以展示本文提出方案的性能参数及有效性。

本章实验部分分为两组，分别对本文提出方案在典型环境和实际应用环境中的有效性进行检测。在第一组实验中对本文提及的 SLAM 算法进行多角度的测试，主要针对服务机器人工作典型环境下的算法有效性进行测试，并给出其实验结果及分析；在第二组实验中通过在实际应用场景中开展服务机器人建图任务，针对基于低成本激光雷达的服务机器人建图效果进行实际综合测试。本章的具体安排如下：第一节针对第一组实验——典型环境测试实验的实施进行讲解，对其实验实施的细节给予客观真实的记录，对实验结果进行展示；第二节针对第二组实验——实际应用场景实验的实施进行讲解，对实验场景及其对应建图结果给出客观评价；第三节对前述两组实验进行总结和分析，给出本方案解决针对服务机器人建图任务有效性的结论；最后对本章进行总结。

5.1 典型环境测试实验

5.1.1 实验方法及环境

实验目标：通过基于图优化方法的典型方案 `cartographer` 分别在大场景环境、长窄通道环境、普通家庭或办公区域环境的实验建图效果，评价 `cartographer` 在室内环境下建图表现。

实验方法：选取公开的、符合实验目标环境地图的消息记录包文件，在 ROS 中分别使用消息记录包文件回放以上三个目标场景的环境传感信息，通过 `cartographer` 订阅其消息记录包文件中的消息实现地图构建。

实验环境：在 SONY VPCEE37EC 型笔记本下进行，其 CPU 型号为 AMD 速龙 II

双核处理器，主频 2.2GHz，内存 4G，安装有 Ubuntu14.04 系统和 ROS Indigo。

5.1.2 实验结果及分析

通过在 ROS 中回放目标场景的消息记录包文件，可以看到由 cartographer 完成的最终建图效果如图 5.1 所示。



激光雷达频率 36Hz	激光雷达频率 20Hz	激光雷达频率 5Hz
激光雷达量程 20m	激光雷达量程 25m	激光雷达量程 6m
地图大小 250m*120m	地图大小 60m*55m	地图大小 30m*30m
有 IMU 250Hz	无 IMU	无 IMU
无里程计	有里程计	无里程计
358 个子图	37 个子图	38 个子图
完成时间：5512.84 秒	完成时间：742.63 秒	完成时间：989.16 秒

图 5.1 cartographer 建图效果

如图 5.1 所示，左图代表大场景环境建图效果、中图代表长窄通道环境建图效果、右图代表普通家庭或办公区域环境建图效果，各图片展示效果相对应的构建地图配置参数和建图过程参数也一同列出。左图所示地图大小有 250m*120m，整个建图面积约两万平方米，其平面构造为德意志博物馆楼层平面，德意志博物馆为世界上最大的科技博物馆，因此在此做实验测试 cartographer 可以充分代表其在大场景环境下的建图能力，由于该消息记录包是在背包下记录，所以 IMU 数据被考虑进来用以计算扫描平面沿垂直方向的投影，矫正因背包晃动带来的数据失准；中图所示环境拥有多条长窄通道，其最长通道约四十余米，而其使用的激光雷达量程仅为二十五米，因此可以充分体现 cartographer 在长窄通道下的建图能力，由于在长窄通道下仅通过激光雷达数据建图会存在通道长度缩短的情况，所以此测试中使用里程计作为地面参考数据被考虑进来；

右图所示为一般家庭或办公区域典型环境：拥有多个房间与通道、房间较为规整、房间内部摆放有家具等物件，此实验中使用的激光雷达属于本文所提及的低成本激光雷达，其扫描频率仅 5Hz，量程 6m，且其建图空间大小近千平方米，也属于服务机器人服务的典型环境，可以看到在此情况下 `cartographer` 拥有非常优秀的表现。

在图 5.1 所示参数列表中的完成时间与本文前述完成时间内涵稍有不同，中图及右图的完成时间仍然为消息记录包时长，即机器人遍历环境所耗费时间，`cartographer` 为实时完成前端和后端线程；左图所示完成时间中消息记录包时长仅约 2000 秒，存在 3500 秒的时间为后端线程，即在本测试机器处理速度情况下，前端完成后未能实时完成后端线程，但由于 `cartographer` 存在缓存队列的处理，后端线程仍然在进行图优化解算并将每一次解算后的结果显示。如图 5.2 所示为图 5.1 左图建图的整个情况，包括前端与后端线程并行执行和前端线程完成后的后端解算调整过程。

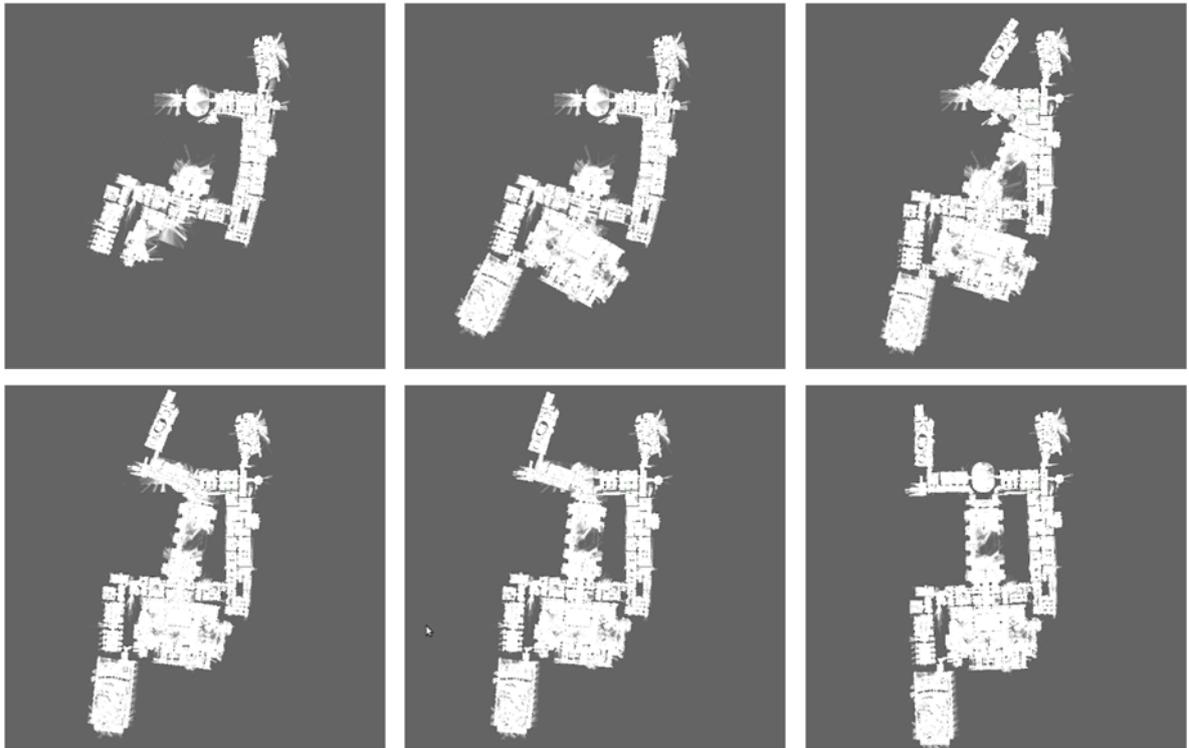


图 5.2 `cartographer` 建图完整过程

如图 5.2 所示为 `cartographer` 建图完整过程，可以看到在其建图过程中首先是由前端线程进行帧匹配与插图实现增量式建图，与所有增量式建图缺点一致：随着构建地图的规模增大，误差被不断累计，从而导致构建地图偏离实际环境越来越大，需要进行

全局的优化处理。正由于计算处理能力的有限，未能实时完成图优化，因此这里可以从图 5.2 中看到前端线程完成后的后端处理过程：通过帧和子图作为节点、帧和子图间的约束作为边所构造的图在不断地被解算，寻求图的最优解，从而将调整后的节点点云重新构建起新的栅格地图，在图优化完成后，可以看到其构建地图与实际环境相一致，全局的优化处理消除了局部的累计误差。

5.2 实际应用场景实验

5.2.1 实验方法及环境

实验目标：通过基于图优化方法的典型方案 `cartographer` 分别在具有典型回字型结构实际环境和典型方块型结构实际环境下，仅依靠低成本激光雷达作为单一传感器件的实际应用场景建图效果，评价 `cartographer` 在服务机器人实际工作环境下的建图综合表现。

实验场地：选取位于深圳市南山区南山智园 B1 栋的深圳乐行天下科技有限公司办公区域作为典型回字型结构实验场地；选取位于武汉市洪山区华中科技大学先进制造大楼东楼一楼的数字制造装备与技术国家重点实验室实验区作为典型方块型结构实验场地。

实验设备：使用由深圳乐行天下科技有限公司提供的 Inmotion ILD26TRI 型低成本激光雷达作为单一传感器件，其性能参数如表 5.1 所示；使用 SONY VPCEE37EC 型笔记本作为计算平台，其 CPU 型号为 AMD 速龙 II 双核处理器，主频 2.2GHz，内存 4G，安装有 Ubuntu14.04 系统和 ROS Indigo；使用无线远程遥控运动小车作为搭载平台，搭载计算平台与激光雷达进行建图，小车最快行进线速度为 1m/s，最快转动角速度为 2rad/s，激光雷达放置在小车旋转中心。

表 5.1 Inmotion ILD26TRI 型低成本激光雷达参数表

参数名称	单位	参数范围	备注
激光器波长	纳米 (nm)	775-795	红外波段
测距范围	米 (m)	0.15-10	基于白色高反光物测得
测距分辨率	毫米 (mm)	≤所测距离 2%	近距离测距精度更高
测量角度	度 (°)	0-360	整圈

角度分辨率	度 (°)	1	
扫描频率	赫兹 (Hz)	8	最快可达 10Hz

5.2.2 实验结果及分析

在仅使用 Inmotion ILD26TRI 型低成本激光雷达作为单一传感器件，通过遥控小车遍历目标环境可以得到如图 5.3 所示建图效果。



图 5.3 实际应用场景实验效果图

从图 5.3 中可以看到无论是在以深圳乐行天下科技有限公司办公区域作为典型回字型结构的实验场地，还是在以数字制造装备与技术国家重点实验室实验区作为典型方块型结构的实验场地中均可以实现完整地图的构建，构建地图清晰、无错乱，在遍历完成后实现完整闭环，地图环境特征清晰、连贯。图 5.3 中左右两图所示环境大小尺度相一致，均为长约 60 米、宽约 30 米区域，环境面积近一千五百平方米，建图过程均为实时完成；由于方块型结构缺少有力闭环约束的建立，因此在图优化全局调整过程中受益将小于环形结构，表现出来的则是在形位公差方面左图表现要好于右图：左图墙体肉眼可视范围均为直线，右图墙体线能看到在其下部有些许弯曲现象；由于低成本激光雷达的局限：测量量程不足、远距离精度较差，从而可以看到在特征较为空旷、大空间环境中存在匹配精度降低和地图信息孤岛效应，降低了建图效率和构建地图的准确性，表现出来的则是在特征较多的左图中细节表现更为准确、构建地图的准确性更好；在建图过程中均未对环境作静态要求，可以看到左右图中均对动态的人和其他移动障碍物有很好的滤除效果，使得构建地图较为清晰。

5.3 实验结论

从上述两组实验：典型环境测试实验和实际应用场景实验，可以看到本文提出的建图方案具有较好的适应性，能够基本满足服务机器人建图任务需求。针对实验结果有如下分析和结论：

(1) 从实时性角度分析：`cartographer` 具有低计算资源消耗、实时性较好的特点，适用于服务机器人这类计算资源不够充沛、实时性要求较高的需求，但也可以看到在大规模环境建图时，随着环境规模变大，所构造的图也将会变大，节点和边的数量随之急剧增加，图优化计算量增大、难度增加，无法实时完成。如第一组实验中的德意志博物馆平面地图构建，在其 1913 秒、2253 米的环境遍历中产生了 11456 个节点和 35300 个边，这将直接导致在本实验所用计算资源下耗时 5512 秒才完成完整地图的构建。因此在这里建议：为实施实时的建图任务，需要针对服务机器人建图环境区域大小选用合适计算资源。

(2) 从准确性角度分析：首先是地图栅格分辨率可设置为任意值，但从激光雷达测距精度角度出发，栅格地图的精度小于厘米级则失去了实际意义；其次获取有效的地面信息对建图的准确性有至关重要的作用，单一使用激光雷达作为传感器件在诸如长窄通道、空旷空间、无特征的空间中极易丢失地图信息，同时对玻璃、镜子等环境表面材质无法进行有效地建图，而里程计、IMU、RGBD 摄像头、超声波等传感器件的使用对地图的构建有重要帮助。因此在这里建议：根据地图精度需求选择传感器件，与此同时根据目标环境特征选择增加对地面信息观测的传感器件。

(3) 从鲁棒性角度分析：首先是从实验过程可以看到，针对同一消息记录包文件 `cartographer` 执行多次的结果均一致，而 `gmapping` 的执行结果则相差较大，`cartographer` 受其算法内部的随机抽样等概率操作影响较小；其次由于使用了损失函数，如 Huber loss，可以当帧匹配对优化问题增加不正确的约束时，减少可能出现在稀疏位姿调整 (SPA, Sparse Pose Adjustment) 中的异常值的影响，这可能发生在局部对称的环境中，比如办公室；另外从实验结果中可以看到短时间内处于动态的物体，如移动的人和其他移动平台，在构建地图过程中可以滤掉，但长时间的停留无法滤除，如未打开的门、桌椅等。

(4) 从建图探索过程角度分析：好的建图效果离不开全局调整，尤其是在较大规模的环境中，增量式建图将会在局部累计误差，需要全局优化来消除局部的误差，因此在建图探索过程中建立起更多、更可靠的约束将会提高地图构建的质量，为适应这一“走三步回一步”、多回环的特点，在本文提出的自主探索算法中特地采用了深度优先的方式进行环境探索，提高建立约束的质量，从而提高全局优化的效果。

(5) 从可移植性角度分析：`cartographer` 的建图核心部分依赖库仅 `ceres-solver`、`Eigen` 和 `protobuf`，因此可移植性和可裁剪性将比较好，有利于各类服务机器人根据自己的建图需求开展产品化工作。因此在这里建议：`cartographer` 给出的是一个产品化完成度较高的方案框架，在具体服务机器人产品化过程中可以借鉴其方案框架及代码，根据实际需求作相应裁剪和移植，以使其更具商业价值。

从以上列述的实验结果分析可以总结：本文提出的建图方案基本适用于现有服务机器人建图需求，但在某些方面仍然有一些不足，与此同时更有一部分功能需要根据实际建图需求作相应调整。

5.4 本章小结

在本章中通过两组实验：典型环境测试实验和实际应用场景实验，对本文提出的服务机器人建图方法方案框架在服务机器人建图任务的典型环境及实际环境进行了综合测试，检验了本文提出的方案框架的有效性。在本章前两节分别对典型环境测试实验和实际应用场景实验的实施过程进行了详细解析，展示了实验的结果；在第三节对实验结果进行了分析和总结，并逐条列出本文对提出的服务机器人建图方法方案框架的优劣势比较及建议。通过本章实验部分的解析和阐述，可以验证本文提出的建图方案对现有服务机器人建图需求的有效性。

6 总结与展望

6.1 论文总结

随着全球人口老龄化加剧、社会工作节奏加快和人们追求从体力劳动中摆脱束缚的需求愈加旺盛，服务机器人这类具有一定自主能力、可以执行对人类或设备有用任务的机器人得到迅速发展。服务机器人具备自主能力是其迈向实际应用的第一步，基于激光雷达的服务机器人建图方法更是现阶段服务机器人产品化过程中实现其自主能力的重要方案。本文以实现基于激光雷达的服务机器人建图方法为目标展开工作，围绕服务机器人产品化过程中的低成本要求，在分析、总结国内外已有研究与产品化工作的基础上，针对建图过程中的传感器数据处理、实时 SLAM 算法、自主探索算法进行研究，构建了一套完整可实施的基于激光雷达的服务机器人建图方案。总结全文，其中主要的研究工作与创新成果如下：

(1) 从需求层面出发，在研究工作中首次系统地针对激光雷达在移动过程中的测量数据失准现象进行分析，并提出其矫正算法。本文将这一实际问题抽象到数学描述，使用数学推导的方式解析地给出矫正算法，并通过仿真与真实世界实验验证了算法的必要性和有效性，在最后给出了激光雷达和此矫正算法应用场合的相关建议。

(2) 有针对性地面对低计算资源情况下如何实施实时的 SLAM 算法提出了算法框架。本文通过分析和总结国内外 SLAM 算法的发展过程和技术特点，分析和比较两类典型开源 SLAM 算法，给出了一种满足服务机器人要求的开源 SLAM 算法框架建议，并在本文中对其算法框架进行了分析和展示。

(3) 设计并实现了一种低计算资源情况下的自主探索算法策略。本文通过分析和总结自主探索算法国内外研究工作，提出了一种结合边界与下一最佳视野概念、简单实用、易于实现的探索策略，满足服务机器人自主环境探索需求。在算法的实现部分从多传感器数据融合的角度展示了建图过程中的其他传感器数据用途，并在最后给出了本算法与目前服务机器人主流使用的沿墙探索算法的对比分析。

本文展示的以上三块主要研究工作内容紧密结合，构建了基于激光雷达的服务机器人建图方法基本框架，为低成本要求下的服务机器人建图需求提供技术方案。

6.2 工作展望

基于激光雷达的服务机器人建图方法研究是一个系统而长期的过程，虽已经经历了长时间的研究与一定程度的产品化实践，但仍然存在许多可以继续深入研究的问题，以及在产品化过程中还有许多需要根据市场需求和客户体验来改善的技术。在本文所做的工作基础上，以下列举部分研究工作展望：

(1) 本文提出的激光雷达数据矫正算法在目前实施状态下需要激光雷达所安装的移动平台提供相应运动数据，才可以获取到激光雷达与世界坐标系的位姿变化，随着传感器和传感器数据融合算法的发展，未来可以去掉这一中间换算平台，直接获取到激光雷达相对于世界坐标系的位姿变化，从而在计算量上实现减少，并获得最为关键的提升：实现激光雷达数据矫正算法在激光雷达内的集成，从而对其他部件和开发者透明这一处理。

(2) 本文提出的激光雷达数据矫正算法从理论公式到实际应用过程中，可以进行一定的简化处理，尤其是针对三维激光雷达数据。三维激光雷达数据量大，因此计算处理量大、实时性要求高，将耗费较大的计算资源，因此在简化计算、并行计算、硬件计算等方向均有应用探索必要。

(3) 针对 `cartographer` 的算法移植及适应嵌入式硬件计算资源的算法裁剪。目前 `cartographer` 算法只提供了 ROS 的接口，并需要在 PC 级处理器才可以完成实时的建图和闭环检测，但服务机器人种类繁多，依赖的操作系统各种各样，还有一部分服务机器人的计算资源仅仅为嵌入式硬件级计算资源，因此需要针对 `cartographer` 进行再度开发，将其制作成一个不依赖任何平台、更低计算资源要求的可移植库。

(4) 与 `cartographer` 开源社区的所有开发者一同将该算法框架的多机器人协同探索建图、构建三维环境地图等功能完善，将基于距离传感测量数据建图的问题统一到一个框架下，使其成为基于距离传感测量数据建图方案的集大成者，为包括服务机器人、地面移动机器人、无人驾驶、无人机、水下无人设备等对建图有需求的应用领域提供方案支持。

(5) 基于激光雷达的服务机器人建图方法作为 SLAM 领域的应用分支，与 SLAM 算法研究一同探讨解决动态环境建图、大尺度环境建图、语义地图构建等问题。针对动

态环境建图、大尺度环境建图、语义地图构建等问题的学术研究已较为成熟，但其产品化进程还较为初级，这一块将是未来服务机器人的一个产品化热点，研究成果的落地将促成产品体验的大幅提升和市场需求的进一步扩大。

在这个研究火热、产品化火热的服务机器人领域，相较于人们对服务机器人的迫切需求和美好期待，仍然存在着大量的研究问题和产品化问题，以上列述仅为围绕本文研究工作的部分展望。相信在新的时代、新的技术面前，服务机器人的智能化水平会有更大地提高，也将会一步一步地走进每一个家庭和每一个人的生活。

致 谢

四年的本科学习，三年的硕士研究生学习，在华科的七年光影见证了我追随“明德厚学、求实创新”的成长之路。在这即将踏出校门的时刻，回望这些年求学科研的经历，及伴随着我成长岁月的亲人、师长、朋友、同学和师兄弟们，心中充满着感动与感谢。

首先要感谢我的导师黄禹教授，黄老师平易近人的为人风范给了我很多人生指引，严谨的治学态度和丰富的工程经验深深地影响着我。与此同时还要感谢课题组的龚时华老师、王平江老师和王书亭老师，是老师们为我提供了极具潜力的发展平台，不仅从中学习和扎实了专业知识，更积累了丰富的工程应用经验。感谢母校的老师，你们是我科研道路和人生前进路上的引路人。

感谢邵文军师兄、虞洋师兄、明五一师兄带着我快速融入科研工作，给我指导和帮助，打下科研能力的基础，邵师兄更是我至今科研遇到问题第一个想起的人。感谢马建华师兄、熊杰师兄、章小龙师兄、刘超师弟、王辉师弟，还有同级的李根博士和程豪硕士，我们一起探讨科研和工程中的问题，一起去思考、痛苦、喜悦，在不断地尝试中我们紧密配合，使得我的学习科研道路充满着精彩。同时还要感谢实验室的吴紫俊博士、王子悦博士、鹿怀庆博士、王兵硕士、魏许华硕士、张哲硕士、赵炜硕士、袁苗硕士等师兄弟们，是你们让实验室充满着温暖和欢笑，让我在实验室感受着大家庭般的依靠。还要特别感谢我的室友张涛，从本科的同班到研究生的同课题组，这些日子里我们为比赛和科研一起讨论问题到深夜，为生活烦心事互诉衷肠到开怀，在生活和学习中给了我长期的支持和帮助。

同时，还要感谢我的本科班级机制 1006 班和硕士班级机硕 1004 班，集体生活或许未来会越来越少了，但与你们在一起的日子永远都是弥足珍贵。

最后，我要特别感谢我的亲人，感谢父母的养育和无私奉献！感谢我的妻子，大学生活的这些年我们从相识到相爱，你对我的认可和赏识是我最大的前进动力，你对我的支持和陪伴是我最坚强的后盾。

说不尽的感谢和感动，再次感谢所有关心和支持我的人们！谢谢你们！

缩略词

缩略词	英文全称	中文全称
AGV	Automated Guided Vehicle	自动导引车
AI	Artificial Intelligence	人工智能
BFS	Breadth First Search	广度优先搜索
CML	Concurrent Mapping and Localization	同时建图与定位
DFS	Depth First Search	深度优先搜索
DOF	Degree of Freedom	自由度
EKF	Extended Kalman Filter	扩展卡尔曼滤波
ICRA	IEEE Robotics and Automation Conference	机器人与自动化会议
IFR	International Federation of Robotics	国际机器人协会
IMU	Inertial Measurement Unit	惯性测量单元
ISO	The International Organization for Standardization	国际标准化组织
LDS	Laser Distance Sensor	激光距离传感器
LIDAR	Light Detection And Ranging	激光雷达
NBV	Next Best View	下一最佳视野
PR2	Personal Robot 2	个人机器人 2
PF	Particle Filtering	粒子滤波
RBPF	Rao-Blackwellised Particle Filtering	RB 粒子滤波
ROS	Robot Operating System	机器人操作系统
SEIF	Sparse Extended Information Filters	稀疏扩展信息滤波
SLAM	Simultaneous Localization And Mapping	同时定位与地图构建
SPA	Sparse Pose Adjustment	稀疏位姿调整
TOF	Time of Flight	飞行时间测距法
UKF	Unscented Kalman Filter	无迹卡尔曼滤波
VFF	Virtual Force Field	虚拟力场法

参考文献

- [1] 中投顾问. 机器人产业投资报告. <http://www.ocn.com.cn/zt/jiqiren.shtml>
- [2] Leonard J J, Durrant-Whyte H F. Mobile robot localization by tracking geometric beacons[J]. IEEE Transactions on Robotics & Automation, 2002, 7(3):376-382.
- [3] US Department of Commerce, National Oceanic and Atmospheric Administration. What is LIDAR[J]. 2013
- [4] Siegwart R, Nourbakhsh I R. Introduction to Autonomous Mobile Robots[M]. MIT Press, 2004.
- [5] Konolige K, Augenbraun J, Donaldson N, et al. A low-cost laser distance sensor[C]// IEEE International Conference on Robotics and Automation. IEEE, 2008:3002-3008.
- [6] IFR. Service Robots. <https://ifr.org/service-robots>
- [7] Hokuyo Automation. Scanning range finder, distance data output type for robotics. <http://www.hokuyo-aut.jp>
- [8] SICK. Detection and ranging solutions. <https://www.sick.com>
- [9] Wehr A, Lohr U. Airborne laser scanning—an introduction and overview[J]. Isprs Journal of Photogrammetry & Remote Sensing, 1999, 54(2-3):68-82.
- [10] Baltsavias E P. Airborne laser scanning: existing systems and firms and other resources[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing, 1999, 54(2-3):164–198.
- [11] Montemerlo M, Thrun S. Large-Scale Robotic 3-D Mapping of Urban Structures[M]// Experimental Robotics IX. Springer Berlin Heidelberg, 2006:141-150.
- [12] Kohlbrecher S, Von Stryk O, Meyer J, et al. A flexible and scalable SLAM system with full 3D motion estimation[C]// IEEE International Symposium on Safety, Security, and Rescue Robotics. IEEE, 2011:155-160.
- [13] Hess W, Kohler D, Rapp H, et al. Real-time loop closure in 2D LIDAR SLAM[C]// IEEE International Conference on Robotics and Automation. IEEE, 2016:1271-1278.
- [14] The contributors of the Robot Operating System (ROS). LaserScan Message. http://docs.ros.org/api/sensor_msgs/html/msg/LaserScan.html
- [15] Whitty M. Robotics, Vision and Control - Fundamental Algorithms in MATLAB[M]. DBLP, 2011:32–40.

- [16] 朱磊磊, 陈军. 轮式移动机器人研究综述[J]. 机床与液压, 2009, 37(8):242-247.
- [17] Huang Y Z, Chen W D. Design and implementation of motion controller of two-wheeled mobile robot[J]. Robot, 2004, 26(1):40-44.
- [18] Ackermann J, Bünthe T, Odenthal D. Advantages Of Active Steering For Vehicle Dynamics Control[J]. Mocom, 1999.
- [19] INMOTION ROBOT. 2D LiDAR product. <https://robot.imscv.com>
- [20] Durrant-Whyte H, Bailey T. Simultaneous Localisation and Mapping (SLAM):Part I The Essential Algorithms[J]. IEEE Robotics and Automation Magazine, 2006, 13(2):99-108
- [21] 梁明杰, 闵华清, 罗荣华. 基于图优化的同时定位与地图创建综述[J]. 机器人, 2013, 35(4):500-512.
- [22] Hahnel D, Burgard W, Fox D, et al. An efficient fastSLAM algorithm for generating maps of large-scale cyclic environments from raw laser range measurements[C]// IEEE / RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. IEEE, 2003:206-211 vol.1.
- [23] Montemerlo M, Thrun S, Roller D, et al. FastSLAM 2.0: an improved particle filtering algorithm for simultaneous localization and mapping that provably converges[C]// International Joint Conference on Artificial Intelligence. Morgan Kaufmann Publishers Inc. 2003:1151-1156.
- [24] A Eliazar and R Parr. Hierarchical linear/constant time SLAM using particle filters for dense maps[J]. Advances in Neural Information Processing System, 2005, p.339.
- [25] Thrun S, Burgard W, Fox D. Probabilistic robotics[M]. Cambridge, USA: MIT Press, 2005.
- [26] Thrun S, Montemerlo M. The Graph SLAM Algorithm with Applications to Large-Scale Mapping of Urban Structures[J]. International Journal of Robotics Research, 2006, 25(5):403-429.
- [27] Lu F, Milios E. Globally Consistent Range Scan Alignment for Environment Mapping[J]. Autonomous Robots, 1997, 4(4):333-349.
- [28] Gutmann J S, Konolige K. Incremental mapping of large cyclic environments[C]// IEEE International Symposium on Computational Intelligence in Robotics and Automation, 1999. Cira '99. Proceedings. IEEE, 1999:318 - 325.

- [29] Cadena C, Carlone L, Carrillo H, et al. Past, Present, and Future of Simultaneous Localization And Mapping: Towards the Robust-Perception Age[J]. 2016.
- [30] Kümmerle R, Grisetti G, Strasdat H, et al. G2o: A general framework for graph optimization[C]// IEEE International Conference on Robotics and Automation. IEEE, 2011:3607-3613.
- [31] Mason J, Marthi B. An object-based semantic world model for long-term change detection and semantic querying[C]// IEEE / RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. IEEE, 2012:3851-3858.
- [32] 余洪山. 移动机器人地图创建和自主探索方法研究[D]. 湖南大学, 2007.
- [33] Yamauchi B. A frontier-based approach for autonomous exploration[C]// IEEE International Symposium on Computational Intelligence in Robotics and Automation, 1997. Cira'97. Proceedings. IEEE Xplore, 1997:146-151.
- [34] Thrun S. Learning metric-topological maps for indoor mobile robot navigation[J]. Artificial Intelligence, 1998, 99(1):21-71.
- [35] Edlinger T, Weiß G. Exploration, Navigation and Self-Localization in an Autonomous Mobile Robot[M]. DBLP, 1995.
- [36] González-Baños H H, Latombe J C. Navigation Strategies for Exploring Indoor Environments[J]. International Journal of Robotics Research, 2002, 21(10):829-848.
- [37] Tovar B, Muñoz-Gómez L, Murrieta-Cid R, et al. Planning exploration strategies for simultaneous localization and mapping[J]. Robotics & Autonomous Systems, 2006, 54(4):314-331.
- [38] Makarenko A A, Williams S B, Bourgault F, et al. An experiment in integrated exploration[C]// Ieee/rsj International Conference on Intelligent Robots and Systems. IEEE, 2002:534-539 vol.1.
- [39] 赵雪. 基于生物免疫机理的移动机器人环境探索与地图创建[D]. 北京工业大学, 2015.
- [40] Moravec H P, Elfes A. High resolution maps from angle sonar[C]// ICRA. 1985:116-121.
- [41] Elfes A. Sonar-based real-world mapping and navigation[J]. IEEE Journal on Robotics & Automation, 1987, 3(3):249-265.
- [42] Moravec H P. Sensor Fusion in Certainty Grids for Mobile Robots[J]. Ai Magazine,

1988, 9(2):61-74.

- [43] Elfes A. Dynamic control of robot perception using multi-property inference grids[C]// IEEE International Conference on Robotics and Automation, 1992. Proceedings. IEEE, 1992:2561-2567 vol.3.
- [44] Elfes A. Occupancy Grids: A Stochastic Spatial Representation for Active Robot Perception[J]. Computer Science, 2013, 1.
- [45] Elfes A. Using Occupancy Grids for Mobile Robot Perception and Navigation[J]. Computer, 1989, 22(6):46-57.
- [46] 陈超波, 张煜, 高嵩. 一种基于A*算法的虚拟力场避障导航算法[J]. 计算机系统应用, 2014, 23(9):107-111.
- [47] Khatib O. Real-Time Obstacle Avoidance for Manipulators and Mobile Robots[C]// IEEE International Conference on Robotics and Automation. Proceedings. IEEE Xplore, 1985:500-505.
- [48] Ulrich I, Borenstein J. VFH+: reliable obstacle avoidance for fast mobile robots[C]// IEEE International Conference on Robotics and Automation, 1998. Proceedings. IEEE, 1998:1572-1577 vol.2.
- [49] Ulrich I, Borenstein J. VFH*: Local Obstacle Avoidance with Look-Ahead Verification[J]. 2000, 3:2505-2511 vol.3.

附录：攻读学位期间的主要研究成果

1. 攻读学位期间撰写的学术论文

- [1] Correction Algorithm of LIDAR Data for Mobile Robots, ICIRA2017, EI检索, 第一作者, 在审。

2. 攻读学位期间申请的发明专利

- [1] 工业缝纫机系统及利用该系统进行裁片缝合加工的方法, 中国发明专利CN201510151301.9, 第三发明人, 实质审查中;
- [2] 一种获得裁片缝合路径的方法, 中国发明专利CN201510152963.8, 第四发明人, 实质审查中;
- [3] 一种基于视觉控制的电脑花样机, 中国发明专利CN201510152938.X, 第六发明人, 实质审查中;
- [4] 一种可升降式氩弧深孔焊机, 中国发明专利CN201610388190.8, 第五发明人, 实质审查中。

3. 攻读学位期间参与的科研项目

- [1] 华中科技大学研究生创新创业基金第十三批创新项目“面向数控缝纫设备的先进视觉控制系统”(项目编号: 2015650011), 项目负责人;
- [2] 第十四届全国大学生机器人大赛RoboMasters赛事中南赛区一等奖、全国二等奖, 项目负责人。