



中国科学院大学
University of Chinese Academy of Sciences

硕士学位论文

基于多传感器融合的室内移动机器人定位与导航研究

作者姓名: 张书亮

指导教师: 母德强 教授 吴清文 研究员

中国科学院长春光学精密机械与物理研究所

学位类别: 工学硕士

学科专业: 机械制造及其自动化

培养单位: 中国科学院长春光学精密机械与物理研究所

2021年6月

Research on Localization and Navigation of Indoor Mobile
Robot Based on Multi-sensor Fusion

A thesis submitted to
University of Chinese Academy of Sciences
in partial fulfillment of the requirement
for the degree of
Master of Science in Engineering
in Engineering in Mechanical Manufacture and Automation

By
Zhang Shu-liang

Supervisor:
Mu De-qiang and Wu Qing-wen

Chinese Academy of Sciences
June 2021

摘要

近年来，随着机器人技术的快速的发展，室内移动机器人逐渐渗入到人类生产和生活的诸多方面。但受限于室内场景多变、紧凑的工作环境，移动机器人还有许多技术问题有待解决。本文针对应用于医院环境中物流配送的移动机器人，开展了移动机器人系统的定位与导航研究。

由于医院环境狭窄、障碍物多并且人流量大，传统的差速轮式移动机器人在医院场景下并不适用。本文为此设计了一款基于麦克纳姆轮的全向移动机器人。首先，基于麦克纳姆轮设计了移动机器人的行走机构，完成了驱动单元设计，并根据物流配送的需求设计了机器人的本体构型。然后，开展了移动机器人的运动学研究，得到了逆运动学模型和正运动学模型。接着，开发了移动机器人的软硬件控制系统，为开展多传感器融合研究奠定了基础。

针对室内移动机器人普遍存在定位精度低甚至定位失效问题，本文提出了一种新颖的多传感器融合定位方案。首先，对应用在移动机器人上的传感器及室内环境进行分析，制定了传感器方案。其次，对多传感器融合方法进行研究，提出了一种基于轮式里程计、惯性测量单元 IMU、超宽带定位 UWB 模块和 2D 激光雷达的多传感器融合定位框架。

为了实现所提出的多传感器融合定位框架，首先，研究了扩展卡尔曼滤波(EKF)算法和自适应蒙特卡罗(AMCL)定位方法。其次，将传感器的数学模型带入到多传感器融合框架下算法中，从而设计出了移动机器人的融合定位算法。针对自适应蒙特卡罗算法无法准确地进行粒子初始化问题，对算法的初始化参数进行了改进，利用 UWB 提供的位置数据实现了用于 AMCL 算法粒子初始化的自主初始化定位算法。为了提高移动机器人在实际应用中的自主导航功能，在移动机器人导航框架下改进了自主导航算法，实现了多点自主导航算法，该算法可以实现在环境中的多个目标点之间自主导航的功能。为了实现多传感器融合定位算法以及改进的导航算法在移动机器人上的应用，在 ROS 机器人操作系统的基础上开发了上位机软件。

最后，在室内场景下，使用移动机器人对上述所实现的定位与导航算法进行实验。首先，实验验证了该定位框架的可行性，根据该框架实现的多传感器融合

定位相比于单一的传感器定位精度有很大的提升，并且具有鲁棒性。其次，实验实现了移动机器人在启动时较为准确的自定位，验证了自主初始化定位(AIP)算法的可行性。另外，实现了移动机器人在室内环境下多点自主导航，验证了改进之后的导航算法的可行性。

关键词：多传感器融合；移动机器人；室内定位；导航

Abstract

In recent years, with the rapid development of robot technology, indoor mobile robots have gradually infiltrated into many aspects of production and life. However, there are still many technical problems to be solved due to the changeable and compact indoor scenes. In this paper, the positioning and navigation of mobile robot system is carried out for the mobile robot applied in hospital logistics distribution.

As a result of the narrow corridors, many obstacles and a large flow of people in the hospital, the traditional differential wheeled mobile robot is not applicable. Hence, in this paper, an omnidirectional mobile robot based on Mecanum wheel has been designed. Firstly, the walking mechanism of the mobile robot is designed based on Mecanum wheel, and then the driving unit is completed so that the body configuration of the robot is designed in the light of the requirements of logistics distribution. Secondly, the inverse kinematics model and forward kinematics model of the mobile robot are performed by an analysis of the kinematics. Thirdly, in order to perform the autonomous positioning and navigation, the software of the lower computer control system and the upper computer operating system is designed and developed for the mobile robot.

With regard to the problems of low positioning accuracy and even positioning failure of indoor mobile robots, a novel multi-sensor fusion positioning scheme is proposed in this paper. First of all, the sensor scheme is determined through a detailed analysis of the sensor and indoor scenes applied in mobile robots. Secondly, through the research of multi-sensor fusion method, a multi-sensor fusion positioning framework is put forward based on wheel odometer, IMU, UWB and 2D lidar.

In order to implement the proposed multi-sensor fusion positioning framework, firstly, extended Kalman filter (EKF) algorithm and Adaptive Monte Carlo (AMCL) positioning method are studied. Secondly, the mathematical model of sensor is brought into the algorithm under the framework of multi-sensor fusion, thereby designing the fusion positioning algorithm of the mobile robot. In line with the problem that the Adaptive Monte Carlo algorithm cannot initialize the particles accurately, the initialization parameters of the algorithm are improved, and the position data provided by UWB is used to implement the Autonomous Initialization Positioning (AIP) algorithm for particle initialization of the AMCL algorithm. In order to improve the

autonomous navigation function of mobile robots in practical applications, the autonomous navigation algorithm is improved under the navigation framework of the mobile robot, and the multi-point autonomous navigation algorithm is performed, which can use the autonomous navigation function of multiple target points in the environment. Hence, PC software is developed on the basis of ROS robot operating system so as to implement the application of multi-sensor fusion positioning algorithm and the improved navigation algorithm on mobile robots.

Finally, in indoor scenes, the mobile robot is used to experiment with the positioning and navigation algorithm. Firstly, experiments have verified the feasibility of the positioning framework. Compared to a single sensor, the positioning accuracy of multi-sensor fusion positioning is greatly improved with robustness. Secondly, the experiments show that the self-positioning of the mobile robot is more accurate when it starts, which validates the feasibility of the Autonomous Initialization Positioning algorithm. In addition, the multi-point autonomous navigation of the indoor mobile robot is performed, verifying the feasibility of the improved navigation algorithm.

Key words: Multi-sensor fusion; mobile robot; indoor positioning; navigation

目 录

摘 要.....	I
Abstract	III
图 目 录.....	VIII
表 目 录.....	X
第 1 章 绪论.....	1
1.1 课题研究背景及意义.....	1
1.2 相关领域研究现状.....	3
1.2.1 室内移动机器人发展及现状.....	3
1.2.2 移动机器人关键技术现状.....	6
1.3 本领域亟待解决的关键难点.....	9
1.4 本文主要研究内容及章节安排.....	9
第 2 章 室内移动机器人系统搭建	11
2.1 硬件系统设计.....	11
2.1.1 机器人平台规格和设计概述.....	12
2.1.2 驱动机构设计.....	12
2.1.3 移动机器人硬件系统组成.....	15
2.2 移动机器人运动学分析.....	17
2.2.1 麦克纳姆轮的安装方式.....	18
2.2.2 运动学模型推导.....	19
2.3 下位机运动控制系统设计	21
2.4 上位机控制系统搭建.....	22
2.4.1 机器人操作系统 ROS	22
2.4.2 ROS 系统搭建.....	22
2.5 本章小结.....	24
第 3 章 定位传感器及定位方案设计	25
3.1 室内定位的传感器.....	25
3.1.1 机器人室内工作环境分析.....	25
3.1.2 传感器工作性能分析.....	26
3.2 传感器定位的数学模型.....	28

3.2.1 建立坐标系.....	28
3.2.2 轮式里程计数据分析.....	29
3.2.3 惯性测量单元 IMU.....	31
3.3.4 激光雷达数据处理.....	32
3.2.5 UWB 数据处理	35
3.3 室内多传感器融合定位方案.....	36
3.3.1 融合定位框架.....	36
3.3.2 定位系统设计	39
3.4 本章小节.....	40
第 4 章 多传感器融合定位和导航算法研究	41
4.1 移动机器人定位算法.....	41
4.1.1 扩展卡尔曼滤波算法.....	41
4.1.2 自适应能特卡罗定位算法.....	43
4.2 基于轮式里程计、IMU 和 UWB 的融合定位算法	46
4.2.1 状态预测.....	47
4.2.2 测量更新.....	47
4.3 基于轮式里程计、IMU、UWB 和激光雷达融合定位算法	48
4.3.1 基于自适应蒙特卡罗的融合定位算法.....	48
4.3.2 算法改进.....	50
4.4 移动机器人导航算法.....	51
4.4.1. 移动机器人路径规划算法.....	51
4.4.2. 导航算法改进.....	53
4.5 本章小结.....	53
第 5 章 实验及分析	55
5.1 创建环境地图.....	55
5.1.1 实验环境及配置介绍.....	55
5.1.2 创建环境地图.....	56
5.2 移动机器人室内融合定位实验.....	57
5.2.1 实验前的准备.....	57
5.2.2 基于里程计、IMU 和 UWB 的融合定位算法验证	58
5.2.3 基于里程计、IMU、UWB 和激光雷达的融合定位算法验证	61
5.3 移动机器人室内导航实验.....	65

5.4 本章小结.....	66
第 6 章 结论与展望	67
6.1 结论.....	67
6.2 研究展望.....	67
参考文献.....	69
致 谢.....	73
作者简历及攻读学位期间发表的学术论文与研究成果	74

图 目 录

图 1.1 Pioneer3-DX 机器	4
图 1.2 Pygmalion 机器人	4
图 1.3 Hemisisson 机器人	4
图 1.4 Turlebot2 机器人	4
图 1.5 HIT-I 机器人	4
图 1.6 FRONTIER-II 机器人	4
图 1.7 RoboMastes 大赛用的移动机器人	6
图 1.8 Mecanum 轮	7
图 2.1 机器人硬件系统总体结构框图	11
图 2.2 QMA-15 型号 Mecanum 轮	13
图 2.3 HFmotor-3590 直流伺服电机	15
图 2.4 机器人本体构型组成	16
图 2.5 控制器总成硬件框架组成	16
图 2.6 下位机底盘驱动板实物图	17
图 2.7 上位机树莓派 4B 实物图	17
图 2.8 左旋轮和右旋轮	18
图 2.9 麦克纳姆轮的四种安装形式	18
图 2.10 移动机器人运动模型简图	19
图 2.11 下位机运动控制系统硬件组成	21
图 2.12 移动机器人 PID 控制算法结构图	22
图 2.13 ROS 中的通讯架构图	23
图 2.14 ROS 中导航堆栈运行概图	24
图 3.1 导航坐标系	29
图 3.2 机载坐标系	29
图 3.3 光电编码器实物图	30
图 3.4 光电编码器组成示意图	30
图 3.5 思岚 A1 激光雷达侧视图	32

图 3.6 思岚 A1 激光雷达俯视图	32
图 3.7 UWB 定位模块	35
图 3.8 UWB 定位系统示意图	36
图 3.9 多传感器融合原理示意图	36
图 3.10 融合定位流程框图	38
图 3.11 定位系统结构图	39
图 3.12 移动机器人平台中的定位传感器组成图	40
图 4.1 二维导航坐标系	51
图 4.2 多点导航算法流程	53
图 5.1 室内实验	56
图 5.2 完整的环境地图	57
图 5.3 在 UWB 的软件助手中观察位姿数据的精度	57
图 5.4 第一次定位精度测试不同传感器的轨迹对比	58
图 5.5 第二次定位精度测试不同定位方法的轨迹对比	59
图 5.6 定位鲁棒性测试不同定位方法的轨迹对比	61
图 5.7 基于 AMCL 的融合定位算法定位精度测试的不同定位方法的轨迹对比	62
图 5.8 鲁棒性测试中移动机器人运动轨迹图	64
图 5.9 对 AMCL 算法粒子初始化定位改进后的实验对比	65
图 5.10 移动机器人多点导航实验	65

表 目 录

表 1.1 我国室内移动机器人商业应用情况	5
表 2.1 QMA-15 型号 Mecanum 轮主要参数	13
表 2.2 HFmotor-3590 型号直流伺服电机参数	15
表 3.1 不同定位技术对比	28
表 3.2 思岚 A1 激光雷达主要参数	33
表 3.3 多传感器融合方法对比	37
表 4.1 KLD 重采样算法	48
表 4.2 A*算法伪代码	52
表 5.1 各种定位方法中采样坐标点的精度	60
表 5.2 各种定位方法的精度	60
表 5.3 AMCL 算法中不同轨迹中各点位的坐标值	63
表 5.4 AMCL 算法中各定位方法的精度	63

第1章 绪论

1.1 课题研究背景及意义

机器人技术在科技发展史上是一颗璀璨的明珠，其应用水平是彰显一个国家高新技术能力的重要指标。目前，随着社会生产力的发展和经济水平的提升，社会对于机器人产品的需求日益高涨，各种机器人技术应运而生。在移动机器人技术领域，有越来越多的学者开始关注和研究移动机器人技术。国内外学者对移动机器人技术做了大量研究并取得一定的成果。这使得不断有移动机器人技术在各种场景落地，比如，扫地机器人、物流机器人、变电站巡检机器人、酒店迎宾机器人、送餐机器人、无人驾驶汽车等^[1]。移动机器人技术的应用涉及了机械结构设计、运动控制、环境感知、信息处理、智能决策等多个交叉学科，要实现移动机器人的完全自主移动还有许多亟待解决的关键问题。

移动机器人是机器人家族中最具灵活性、自主性和智能的一员。轮式移动机器人是最为常见的一种移动机器人实现形式。轮式移动机器人的灵活性主要受到移动机器人行走机构的影响，行走机构决定了移动机器人的运动方式。按照轮式移动机器人的运动方式，可以分为非完整移动的机器人和完整（全向）移动的机器人^[2]。全向移动机器人转向灵活性和机动性最高，可以在十分紧凑且复杂的环境中的工作。伴随全向移动机器人高度的灵活性而来的是机械结构和运动控制复杂程度的提高。在提高移动机器人的灵活性的前提下，必须保证移动机器人有足够的运动精度和稳定性，研究移动机器人的行走机构的机械结构和运动学模型对于提高移动机器人的运动精度和稳定性十分重要。

移动机器人实现自主性和智能移动的前提是感知环境，最基本的是感知自己的位置，即定位。定位是对机器人在空间中的位置、方向和环境信息精确检测。移动机器人按照应用场景可分为室内移动机器人和室外移动机器人。对于室外的移动机器人，以全球定位系统(GPS, Global Position System)为主导，辅以融合惯性导航系统(INS, Inertial Navigation System)和场景匹配导航系统(SMNS, Scene Matching Navigation System)等技术进行定位已经得到了广泛的应用^[3]。依靠 GPS 可以在室外迅速获得精确、可靠的位置信息，基本上解决了室外定位问题。GPS

信号是以一种电磁波的形式被传播的。在室内环境中，受限于建筑物对 GPS 信号的遮挡，GPS 信号被削弱甚至消失，因此 GPS 技术不能用于室内移动机器人的定位。目前，室内移动机器人的定位主要是融合惯性导航和激光雷达来实现的，但是在复杂的环境中，这种定位方法由于传感器自身感知能力局限，并不能解决的所有定位问题。惯性导航(INS)定位会在机器人运动一段时间以后出现定位漂移，导致定位失效；激光雷达定位是一种定位精度较高的定位方式，但是在环境变化后，尤其是激光信号受到遮挡，很大程度上会导致激光扫描信息与地图匹配的失效，从而也无法保证定位的稳定可靠。如同室外移动机器人一样，室内移动机器人也需要一种传感器来提供绝对定位信息。超宽带(UWB,Ultra Wideband)定位是一种定位精度高、受非视距影响小的定位技术^[4]。UWB 定位系统布置在室内可以提供绝对位置的服务，很适合室内定位应用，然而其定位噪声很大，噪声和环境密切相关，在移动机器人上是不能单独应用 UWB 来进行定位的。

移动机器人的自主导航是实现移动机器人自主性和智能主要指标。应用移动机器人过程中，无论是运送货物、引导顾客，还是送餐，都需要解决“要去哪儿”“如何到该处”的问题，即导航^[5]。导航是对所获得信息进行分析和建立环境模型并找到一条最有路径引导机器人朝着一个目标前进。室内移动机器人导航主要涉及构建地图技术和路径规划技术。目前室内移动机器人主流的建图技术是 SLAM(Simultaneous Localization and Mapping)，该技术可以在未知环境中，依靠传感器完成定位、绘图的成套技术。SLAM 技术主要包括 Visual SLAM、Lidar SLAM，室内的 Visual SLAM 仍处于理论研究阶段，实际应用不成熟且难度大。一方面是 Visual SLAM 的实现需要处理大量图像信息，对于计算平台要求高；另一方面 Visual SLAM 使用相机感知生成的点云地图目前难以用于路径规划^[6]。Lidar SLAM 是指以激光雷达作为传感器感知生成点云地图的一类 SLAM 技术，该技术经过多年研究和实践，技术成熟，广泛应用于机器人^[7]。但是 SLAM 在导航过程中具有很大的不确定性。具体来讲，使用激光雷达传感器的移动机器人测量到的点云可能匹配不上预先构建的地图，这就导致导航系统难以继续运行。因此 SLAM 技术可以很好的用来做室内建图，但是导航中的定位仍旧受到挑战。在环境完全已知情况下，移动机器人可依据环境地图进行全局路径规划，这类算法已经有了十几年的研究，并形成了一些成熟的有代表意义的算法，如 Dijkstra 算法、

A*算法、D*算法等，其中一些算法在应用对象的导航性能上已经达到最优。但是机器人所处的环境可能在静态下是已知的，但是环境会随着时间变化，也就是局部环境是未知的。在未知环境中全局路径规划算法并不适用。在局部未知环境中，移动机器人只能依据其自身携带的各种传感器的实时数据，根据机器人当前位置的环境信息，引入实时路径导航策略，引导机器人行驶至目标位置。移动机器人在未知环境中的路径导航方法通常被称为局部路径规划或者在线规划算法。较常见的几种方式有人工势场法、动态窗口法(Dynamic window approach, DWA)。这两种路径规划算法是路径规划方法中较成熟且高效的规划方法，已经被广泛使用，但是人工势场法和动态窗口法存在易于陷入局部极小点的问题。

综上分析，研究能在室内安全可靠、高效移动的自主移动机器人有助于提高完成任务的效率，加快智能化社会的建设步伐，具有十分重要的意义。但是，室内移动机器人不仅面对复杂多变的环境，而且受到机械结构、控制、智能算法和传感器技术水平的限制。在特定场景下应用室内移动机器人，必须根据环境特点设计合理的机器人系统。依靠单一的传感器难以解决室内移动机器人存在的定位问题，多传感器融合定位是解决移动机器人定位问题的关键技术。实际应用时，移动机器人的导航算法需要进行改进，才能满足自主导航的需求。

1.2 相关领域研究现状

1.2.1 室内移动机器人发展及现状

应用在室内场景的移动机器人被称为室内移动机器人。其所在环境一般比较复杂，对于定位精度要求更高，且容易受到障碍物的遮挡，因此其实现应用的技术难度也比较高。

室内移动机器人的发展最初是在国外，20世纪60年代，斯坦福大学Nilsson等人设计了一款名为Shakey的移动机器人，Shakey是世界上第一款可以实现自主移动的移动机器人，该机器人可以实现简单的逻辑推理以及和人交流。缺点是适应环境的能力较差，但该机器人创了移动机器人领域研究的一个先河。在这之后，室内移动机器人研制较为成功的产品是ActiveMedia机器人公司生产的PIONEER3-DX机器人，如图1.1所示，瑞士苏黎世大学的Pygmalion机器人，如图1.2所示，k-team公司推出的嵌入式机器人Hemission，如图1.3所示，以及Willow Garage公司设计的Tuttlebot系列移动机器人平台，如图1.4所示。这几款机器人都是，搭载多种传感器，可以通过测距传感器获取周围环境信息，从而构

建出环境模型，同时根据地图来估计自身位姿，能够完成基本的位姿和导航功能。



图 1.1 Pioneer3-DX
机器人



图 1.2 Pygmalion 机
器人



图 1.3 Hemsisson
机器人



图 1.4 Turlebot2 机器
人

Figure 1.1

Pioneer3-DX robot

Figure 1.2

Pygmalion robot

Figure 1.3

Hemsisson robot

Figure 1.3

Turlebot2 robot

近年来，我国在室内移动机器人领域也取得了巨大的成就和进步。哈尔滨工业大学开发了国际机器人足球联盟(FIRA)世界杯机器人大赛中使用的 HIT-I，如图 1.5 所示，该机器人采用双目视觉技术，能够检测目标点、实现局部定位和导航。上海交通大学机器人研发团队开发了一种自主移动机器人 FRONTIER-II，如图 1.6 所示。该机器人的上位机主控制器是一台笔记本电脑，并且采用了视觉传感器系统，能获取移动机器人全方位视觉信息，FRONTIER-II 还装备有激光测距仪和声纳传感器，机器人的位姿主要通过全景摄像机获取，定位精度很高，但成本太高，适用于专门的机器人比赛。



图 1.5 HIT-I 机器人

Figure 1.5 HIT-I robot



图 1.6 FRONTIER-II 机器人

Figure 1.6 FRONTIER-II robot

另外，清华大学开发了智能移动机器人 THMR-III，IV型机器人，采用了光码盘-磁罗盘组合定位、差分 GPS 定位 DGPS 技术、路径跟踪技术、车体控制技术成熟技术，以及激光雷达、声像采集、摄像机云台、近/远距视觉处理等子系统。沈阳自动化所研制了“潜龙一号”6000 米自主水下机器人和“潜龙二号”4500 米自

主水下机器人以及“灵蜥”系列反恐防爆机器人等。香港城市大学研制了自动导航车及服务机器人。中科院自动化所研制了全方位移动式机器人视觉导航系统。由南京理工大学，北京理工大学，浙江大学等多所院校联合研究的军用室外移动机器人^[8]。以上都是我国机器人领域研究院校的先进代表。

在我国，室内移动机器人的商业应用层出不穷。室内移动机器人常常应用于各种不同的场景中，按照应用场景分类包括：仓储物流机器人、变电站巡检机器人、酒店机器人、教育机器人、医院配送机器人、扫地机器人、餐厅机器人、陪伴机器人、导购机器人、迎宾机器人等。按照室内移动机器人的分类，表 1.1 列出了我国室内移动机器人在商业上的应用的企业代表和应用领域。

表 1.1 我国室内移动机器人商业应用情况

Table 1.1 Ommercial application of indoor mobile robots in our country

移动机器人	企业代表	应用领域
AGV 自主导航车	沈阳新松机器人自动化股份有限公司	国内外汽车、电力、医药等多个行业
智能物流机器人	上海快仓智能科技有限公司、北京 Geek+ 等公司	物流
变电站巡检机器人	鲁能、国自、朗驰、亿嘉和等公司	电力
酒店迎宾机器人	YoGo、优地、云迹等公司	服务业
教育机器人	深圳优必选科技有限公司	教育
医院配送机器人	上海钛米机器人科技有限公司、诺亚机器人等公司	医疗
清洁机器人	科沃斯、高仙机器人和小米等机器人公司	家庭服务

另外，国内还有很多关于智能移动机器人的比赛，每年吸引各大院校青年学生参加，比如由大疆公司承办的 RoboMasters 大赛，其采用的比赛平台是一款基于 Mecanum 轮式的移动机器人，如图 1.7 所示，选手可以根据自己的想法对机器人进行编程^[9]。总之，随着我国装备制造业和公共服务业逐渐走向智能化，移动机器人在我国的发展变得十分迅速。



图 1.7 RoboMasters 大赛用的移动机器人
Figure 1.7 Mobile robot for RoboMasters competition

1.2.2 移动机器人关键技术现状

(1) 行走机构

行走机构是移动机器人的重要组成部位之一，是决定了移动机器人运动能力十分重要因素。根据行走机构的特点，移动机构可以分为轨道式、履带式、腿足式、轮式等四种类型。

1) 轨道式移动机器人配合轨道式移动平台，可以实现沿着轨道的运动，运动稳定可靠性高，实现起来简单，但是运动空间有限，灵活性低。

2) 履带式移动机器人是将圆环状的轨道履带卷绕在多个车轮上，使车轮不直接同地面接触，利用履带可以缓和地面的凹凸不平。具有稳定性好、越野能力和地面适应能力强、牵引力强，并且能够原地转向和有一定的爬坡能力，其缺点是结构复杂，重量大，能量消耗大，减震性能差，零件易损坏。

3) 腿足式移动机器人是利用腿进行移动的一类机器人，属于仿生运动。具有可自主选择落足点，机体位姿可自主调整等优点。但是，其结构复杂、自由度多，控制方法极其复杂。在工作在崎岖地形时控制难度较大，难以在特定情况下保持平衡。另外，腿足式移动机器人动力效率低，即使耗费较大能量也只能获得较低的运动速度。

4) 轮式移动机器人采用轮子实现运动。运动速度快，反应灵敏，应用广泛。形式多样，具有单轮、双轮、多轮、正交轮、Mecanum 轮等多种形式。缺点是越障能力较差。

目前，对于运送货物室内移动机器人常见的是四轮机器人。按照轮式移动机器人的运动方式，可以分为非完整移动的机器人和完整(全向)移动的机器人^[2]。对于全向移动的机器人，机器人主体在二维平面中有三个自由度，即 x 向平移、y 向平移和绕轴旋转。而对于非完整移动机器人不能独立地控制它们的自由度。例如，使用阿克曼转向结构的移动机器人就是一种非完整移动机器人，它们不能

在垂直于其驱动方向(侧向)发生平移。对于全向移动的机器人，它们能够同时且独立地控制其运动的三个自由度。这就使得全向移动的机器人可以在平面内在任意方向平移且绕几何中心旋转。对于复杂紧凑的室内环境，具有出色的机动性的全向轮是一种较为理想的行走机构。

常见的具有全向移动能力的行走机构有三种：Mecanum 轮、全轮偏转式轮和 caster 轮^[10]。其中应用 Mecanum 轮的全向位移动机器人具有整车机械结构简洁、通过性好、运动控制灵活等优点，近年来得到广泛应用。

Mecanum 轮是由瑞士人 Bengt Lion 于 1973 年发明，该轮的特点是在传统车轮基础上，在轮缘上安装了一圈与车轮轴线成 α 角且可以自由旋转的辊子，如图 1.8 所示。我国对全向轮式移动机器人研究相对晚一些，但也有不少高校对此开展了积极的研究并取得了很多成果。哈尔滨工业大学对 Mecanum 的移动机器人研究较早，周大威等^[11]在 2000 年研制了一种全方位清扫机器人；李瑞峰等^[12]早在 2003 年就提出了全方位轮式移动机器人的研制思路，并提出采用多传感器融合的机器人路径规划；曹云龙^[13]对全方位移动 AGV 的结构及运动控制开展了研究；张宇飞^[14]实现了对全方位移动平台的运动控制，并对 Mecanum 轮的几何结构进行了建模。东南大学的学者对全向移动机器人开展了深入的研究，王兴松等^[15]对 Mecanum 轮全方位移动机器人原理与应用开展了研究。除了以上两个高校以外，苏州大学^[16]、燕山大学^[17]等不少高校也对全向移动机器人开展了研究。

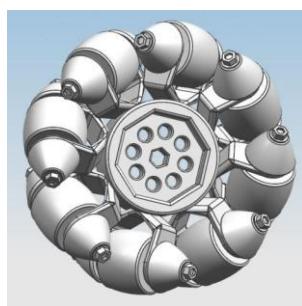


图 1.8 Mecanum 轮
Figure 1.8 Mecanum wheel

(2) 移动机器人的定位与导航研究现状

移动机器人具有智能离不开自主导航。移动机器人自主导航是指在无人引导或者控制情况下，机器人在环境中某个位置自主规划路径并安全地运动到另外一个位置。主要涉及：运动控制、定位、路径规划和避障等四方面问题。

目前室内移动机器人在室内定位上面临困境，移动机器人上的传感器通常会由于各自感知能力限制导致定位困难甚至失效，移动机器人的室内定位是亟待解决的问题。多传感器融合定位是解决室内定位问题的主流方案，目前研究较多的有激光雷达/惯性单元、视觉/惯性单元、激光雷达/视觉、激光雷达/惯性单元/磁力计等融合定位方案，不少学者对此领域开展了研究工作。

Shepelev D and Ustyuzhanin A 等^[18]认为传感器的选择决定了定位精度的可靠性，从而决了控制系统的可靠性，并对一些传感器做出了对比分析，提出融合激光雷达的定位信息和惯性测量单元(IMU)进行定位，但是只是在仿真平台做了实验，没有在移动机器人上实施。Sinha H, Patrikar J, Dhekane E G 等人^[19]提出一种基于神经网络的架构，用于移动机器人的低成本传感器与使用扩展卡尔曼滤波的单目摄像机图像信息结合起来，以执行精确的机器人重新定位，但是 CNN 用于相机估计姿态，需要相当多的计算能力来精确预测，并且实验结果表明，当环境变得重复时，网络无法正确预测姿态。Rezende 等人^[20]认为定位是机器人自主操作的关键，选择合适的姿态估计方法仍然是一个具有挑战性的任务。激光雷达 SLAM(同时定位和测绘)方法是一种很有希望的实际实地作业选择。该论文认为 UWB 定位仅能提供精确的位置信息，不能提供角度信息，是一个有潜力的估计真实轨迹的传感器。Yang Song*, Mingyang Guan*等人^[21]提出一种融合无锚 UWB 和激光雷达测量信息的定位方案，该方案适用于临时应用，用来构建“粗略”的地图。

视觉里程计和惯性组合定位导航的技术也在不断进步，但是目前机器人搭载的计算资源有限，在复杂条件下实现视觉里程计的可靠性还有待加强^[22]。李荣冰、王智奇等人^[23]开展了激光雷达和 MEMS 微惯性组合方案的研究，并验证了在室内导航的有效性。马思源^[24]提出了基于 IMU/UWB/码盘的移动机器人导航定位方法，通过半物理仿真验证了可以通过多传感器融合的方法达到更高的定位精度。王飞^[25]研究了基于 UWB 的室内移动机器人导航定位，通过对单独使用 UWB 进行定位和使用 UWB/IMU 融合定位，得出使用融合定位方式的定位精度极大提高。还有使用激光雷达、WiFi 定位系统、IMU 来实现移动机器人定位的，实验表明多传感器融合定位可以利用每个传感器的优势，并最大程度地减少其缺点。邹林杰使用 WiFi、蓝牙来实现室内融合定位，并进行仿真实验，证明了

该方法实现移动终端室内连续定位的可行性。

综上所述，针对每种行走机构各自的优缺点进行了分析，室内移动机器人的行走机构是根据移动机器人具体使用环境来确定的；对于室内移动机器人面临的室内定位问题，每种用于移动机器人室内定位的传感器都存在局限性，主流方法是采用多传感器融合的方法，发挥各种传感器的长处，实现精确和稳定的定位。

1.3 本领域亟待解决的关键难点

在目前移动机器人室内进行定位导航过程中，存在以下问题亟待解决：

(1) 移动机器人行走机构设计合理性

移动机器人的存在不仅仅是从室内某个地方运动到另外一个地方这样简单的工作，通常每种场景下的移动机器人都有各自的任务。为了适应不同的场景，需要对移动机器人上的各种机械机构以及传感器进行合理设计和布置。

(2) 移动机器人室内定位的精度和鲁棒性

室内移动机器人所面临的运行环境是较为紧凑的，并且环境存在变化。室内移动机器人多使用轮式里程计、IMU、激光雷达等传感器进行室内定位，无法解决动态环境定位问题，并且全局定位困难。

(3) 移动机器人导航过程中路径规划算法的有效性

在移动机器人导航过程中，由于环境复杂，移动机器人可能会存在“被困住”的问题，合理的全局路径规划和局部规划算法是移动机器人完成导航任务的关键所在。

1.4 本文主要研究内容及章节安排

本课题是针对医院环境下执行任务的医用物流机器人进行室内移动机器人的应用研究。主要研究内容包括：首先，根据移动机器人的应用场景及任务需求，研究室内移动机器人驱动机构、机械结构和硬件组成，从而进行合理设计和选择。并对移动机器人进行运动学分析，在此基础上完成下位机运动控制系统和上位机控制系统设计和搭建。其次，研究用于移动机器人定位的传感器的性能优缺点，合理选择传感器并设计出多传感器融合定位方案。再次，针对提出的定位方案展开多传感器融合定位算法研究，实现多个传感器定位数据的融合。另外，通过对

路径规划算法的研究实现了移动机器人多点导航。最后，在真实环境下的机器人上进行实验，验证移动机器人室内定位和导航方案的有效性。

本文具体章节安排如下：

第一章：绪论。主要介绍移动机器人研究的背景、所研究相关领域的现状、以及亟待解决的技术难点。

第二章：室内移动机器人系统搭建。针对特定的应用场景，搭建室内移动机器人系统；对本次设计的移动机器人进行运动学分析，完成下位机控制系统和上位机软件系统设计与搭建。

第三章：定位传感器及定位方案设计。首先，对多种用于机器人定位的传感器的优缺点，根据实际应用环境选择适用于室内移动机器人定位的传感器。然后，针对选定的传感器进行了分析和数学建模。通过对传感器数据和多传感器融合方法的分析，提出多传感器融合定位方案。

第四章：多传感器融合定位算法及导航算法研究。首先，为了实现所提出的定位方案，对定位算法进行研究，主要研究了扩展卡尔曼滤波算法和自适应蒙特卡罗定位算法。然后，同时应用以上两种算法，对里程计、IMU、UWB 和激光雷达的定位数据进行融合。接着，研究移动机器人常用的全局路径规划算法和局部路径规划算法，并将导航算法应用于机器人上，通过改进算法，实现了移动机器人在真实环境下的多点导航任务。

第五章：实验及分析。首先，采用激光雷达 SLAM 构建出地图，然后，开展多传感器融合定位实验，验证移动机器人的定位的精度和鲁棒性。接着，进行室内自主导航实验，验证改进后的导航算法的有效性。

第六章：结论与展望。对本文工作进行总结，并指出不足指出和未来的研究方向。

第2章 室内移动机器人系统搭建

实现室内移动机器人系统搭建是开展移动机器人多传感器融合定位和导航的基础。移动机器人系统主要是由硬件系统和软件系统两大部分组成。硬件系统包括机器人的驱动机构、机器人本体结构、控制器、传感器等组成。软件系统主要由下位机底层控制程序和上位机机器人操作系统及算法组成。

2.1 硬件系统设计

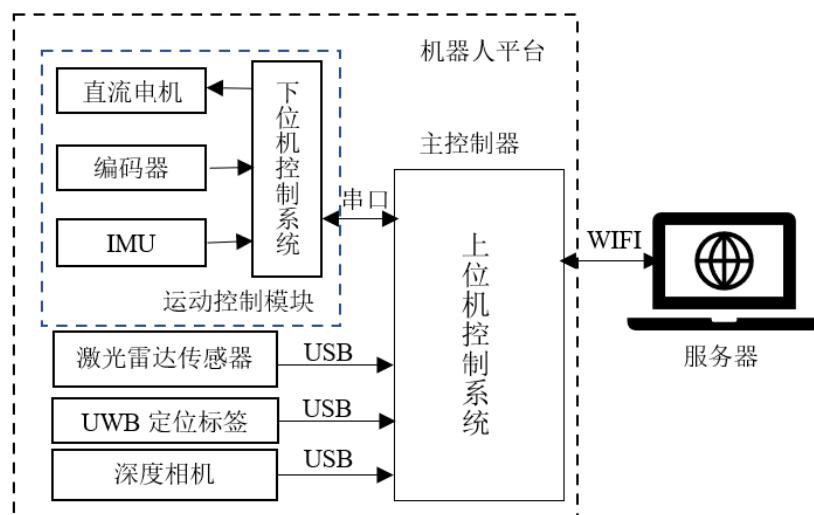


图 2.1 机器人硬件系统总体结构框图

Figure 2.1 Block diagram of the overall structure of the robot hardware system

在医院大型手术室的复杂环境下，实现移动机器人的自主移动是一个非常关键的问题。实际应用中，一个智能的移动机器人的自主移动应该满足：1) 能够实时获取动态环境信息，如高精度位置信息，姿态信息等；2) 在无人干预情况下，能够长时间稳定高效工作；3) 能够及时躲避障碍物，不危及人类及财产安全。本文研究的移动机器人需要在医院大型手术室等复杂多变的环境下工作，因此采用运动灵活的全向轮。移动机器人硬件系统主要由机器人平台和服务器两部分构成，其总体结构框图如图 2.1 所示。服务器采用一台戴尔 inspirion 笔记本电脑，安装 Linux 系统的发行版 Ubuntu18.04 和 Melodic 版本的机器人操作系统 ROS。通过 WIFI 与机器人平台通信，主要用来远程监控机器人和机器人软件开发。移动机器人平台的设计较为复杂，下面将展开来论述机器人平台的设计过程。

2.1.1 机器人平台规格和设计概述

结合医用物流机器人的性能要求，本章将要设计的机器人主要规格如下：

- 最大有效载荷为 45kg
- 自重 35-45kg
- 最高速度 1m/s
- 加速度 $0.5m/s^2$
- 离地间隙大于 70mm
- 最小转弯半径 0m
- 续航 3-4 小时
- 四轮驱动全方位移动配置
- 长方形底座 600mm×800mm
- 定位精度小于 10 厘米，室内自主定位和导航

本论文所设计的室内移动机器人系统，硬件上针对医用物流的需求进行了机器人本体构型设计和传感器布局。依据所设计机器人的自重和有效载荷计算出电机扭矩，设计和选择了机器人的电机和轮子。合理地选择了下位机控制器并依据移动机器人的运动学分析进行下位机控制系统设计。为了实现自主定位和导航，在上位机控制系统上搭建机器人操作系统 ROS，从而方便进行定位和导航算法开发。

2.1.2 驱动机构设计

移动机器人的驱动机构决定了移动机器人的运动方式。本课题的整个移动机器人驱动机构主要包括移动机器人行走机构和电机。前面已经描述过，麦克纳姆轮(Mecanum Wheel)具备全方位移动能力、运动灵活等优点，这些性能十分适合本次移动机器人的设计需求。因此，机器人的行走机构选用麦克纳姆轮。考虑到本次设计的移动机器人有运载任务的需求，为了保证移动机器人有较高的运载能力和运载过程中的安全稳定性，采用四组麦克纳姆轮和电机组成驱动机构。

根据机器人规格和设计概述，综合考虑负载、速度、离地间隙和转弯半径的要求，选定 QMA-15 型号的 Mecanum 全向轮，该轮轮毂轴线和辊子轴线夹角（即偏置角度）为 45° ，实物如图 2.2 所示，主要参数如表 2.1 所示。



图 2.2 QMA-15 型号 Mecanum 轮

Figure 2.2 QMA-15 model Mecanum wheel

表 2.1 QMA-15 型号 Mecanum 轮主要参数

Table 2.1 Main parameters of QMA-15 Mecanum wheel

外径	宽度	自重	负载	中心孔径
152.4mm	53mm	0.77kg	35kg	20mm

下面根据室内移动机器人的设计规格和轮子的机械特性，计算出电机扭矩、功率、转速等参数，依据参数对电机进行选型。

(1) 计算电机扭矩

所设计的移动机器人在室内平整路面进行移动，不需要爬坡，但需要考虑加速过程中产生的惯性力。计算电机扭矩过程如下：

$$T_{max} = \frac{(\mu Mg + Ma)r}{N} \quad (2.1)$$

式中 T_{max} ——最大载荷下电机扭矩($N \cdot m$)

μ ——车轮的滚动摩擦系数

M ——移动机器人满载质量(kg)

g ——重力加速度(m/s^2)

a ——移动机器人加速度(m/s^2)

r ——驱动轮半径(m)

N ——驱动轮个数

设计中，麦克纳姆轮的滚动摩擦系数^[17]为 0.03，移动机器人满载质量为 90kg，重力加速度取 $9.8 m/s^2$ ，移动机器人加速度为 $0.5 m/s^2$ ，车轮半径为 0.0762m，驱动轮个数为 4，则由式(2.1)计算移动机器人单根轴需要提供的最大力矩 T_{max} 为：

$$T_{max} = \frac{(0.03 \times 90 \times 9.8 + 90 \times 0.5) \times 0.0762}{4} = 1.3613 N \cdot m$$

(2) 计算电机功率

需要考虑移动机器人在满载以最高速度运动时产生的电机最大输出功率, 电机功率计算过程如下:

$$P_{max} = \frac{1}{\eta} \cdot \frac{(\mu M g + Ma) V_{max}}{3600} \quad (2.2)$$

式中 P_{max} ——电机最大输出功率(kW)

μ ——车轮的滚动摩擦系数

M ——移动机器人满载质量(kg)

g ——重力加速度(m/s^2)

a ——移动机器人加速度(m/s^2)

η ——电机到地面的传动效率

V_{max} ——移动机器人最大运行速度(km/h)

设计中, 电机的传递效率取 $\eta_1 = 0.95$, 减速器的传递效率取 $\eta_2 = 0.9$, 麦克纳姆轮的传递效率取 $\eta_3 = 0.6$, 所以电机到地面的传动效率为 $\eta = \eta_1 \times \eta_2 \times \eta_3 = 0.513$, 取 $\eta = 0.5$, 移动机器人的最大移动速度 V_{max} 为 $1m/s$, 即 $3.6km/h$, 由式(2.2)计算电机最大功率为

$$P_{max} = \frac{1}{0.5} \times \frac{(0.03 \times 90 \times 9.8 + 90 \times 0.5) \times 3.6}{3600} = 142.92W$$

为了使移动机器人能以最大速度平稳行驶, 电机的总功率设计为大于 $150W$ 。则单个电机的功率不小于 $150/4=37.5W$ 。

(3) 计算电机转速

依据下式计算电机每分钟转速(Rotations Per Minute, RPM):

$$RPM = \frac{60 \times V_{max}}{\pi D} \quad (2.3)$$

式中 RPM——电机最大转速

V_{max} ——移动机器人最大运行速度(m/s)

D ——驱动轮直径

根据规格要求, 机器人的最大运行速度为 $V_{max} = 1m/s$, 车轮直径 $D=0.1524m$, 由式(2.3)计算电机最大转速为:

$$RPM = \frac{60 \times 1}{3.14 \times 0.1524} \approx 125 rpm$$

减速器根据需求力矩和电机输出力矩进行选型，常用减速比在 6—64 之间，待选系列电机可以提供额定扭矩 $104mN \cdot m$ ，根据计算的电机扭矩，减速比要大于 $1.3613N \cdot m / 104 mN \cdot m = 13.1$ 。为了机器人有足够的动力，在这里选用 16: 1 的减速比。此时电机输出轴要求输出的力矩为 $85 mN \cdot m$ ，电机转速要求不低于 $16 \times 125 = 2000 rpm$ ，电机功率要大于 $37.5W$ 。因此选用直流伺服电机型号为 HFmotor-3590，实物如图 2.3 所示，具体电机参数如表 2.2 所示。另外，该电机配备了符合减速比的精密行星减速箱及高分辨率的编码器。根据电机功率及设计续航时间可得电池容量：

$$Q = \frac{P}{U} \cdot t = \frac{90W \times 4}{24V} \times 4h = 60Ah$$



图 2.3 HFmotor-3590 直流伺服电机

Figure 2.3 HFmotor-3590 DC Servo Motor

表 2.2 HFmotor-3590 型号直流伺服电机参数

Table 2.2 parameters of HFmotor-3590 DC Servo Motor

额定扭矩	额定功率	额定转速	额定电压	额定电流
104mN•m	90W	4680rpm	24V	4.1A

2.1.3 移动机器人硬件系统组成

移动机器人的硬件系统主要由机器人本体构型、控制器总成等构成。机器人本体构型包括底盘、电机、麦克纳姆轮、医疗存储子系统、激光雷达、UWB 标签、视觉传感器。控制器总成则包括上位机控制器和下位机控制器。

(1) 机器人本体构型

机器人本体构型组成，如图 2.3 所示。由于移动机器人在室内平坦地面行驶，为了优化结构、降低车身重量，采用车轮减震，没有设计减震器，驱动单元直接固定在底盘上。轮上的辊子采用橡胶材质，具有吸震作用，可以提高平顺性；底盘上方承载着用来存放不同种类医疗器械的医疗存储子系统，医疗存储子系统主

要包括：辅料舱、耗材舱和器械舱。为了感知环境信息，移动机器人配备了激光雷达，安装在底盘正前上方。另外，配备了UWB定位标签，可以通过配套的UWB定位系统为移动机器人提供绝对位置信息。视觉传感器主可以在移动机器人导航时提供实机器人前方时图像信息，便于操控者远程控制移动机器人运动时在服务器端观察前方障碍物信息。

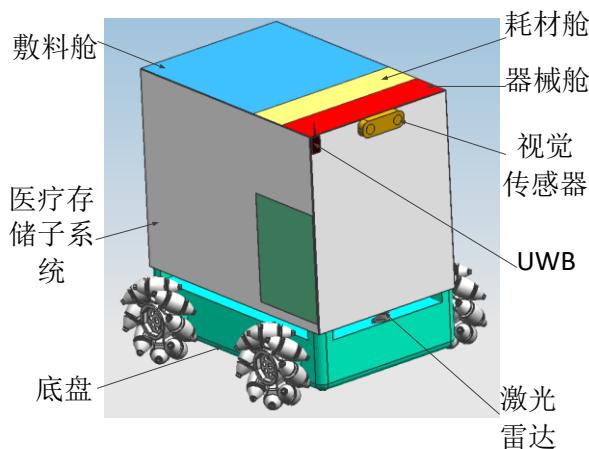


图 2.4 机器人本体构型组成

Figure 2.4 Robot body configuration composition

(2) 机器人的控制器总成

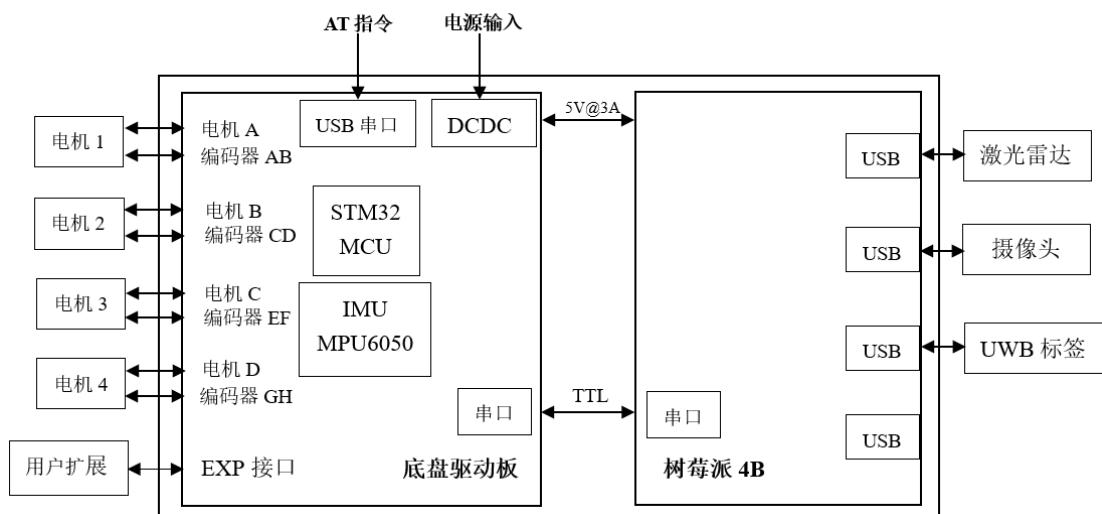


图 2.5 控制器总成硬件框架组成

Figure 2.5 Controller assembly hardware frame composition

移动机器人控制器由下位机控制器和上位机控制器两部分组成，两者按照 TTL 协议通过串口通信。控制器总成硬件框架如图 2.5 所示。

下位机控制器是一个可编程的单片机开发板，选用的是以 STM32F103 芯片

为核心的底盘控制器驱动板,驱动板上搭载了 MPU6050 的 IMU 传感器,如图 2.6 所示。下位机控制器上的主要功能有:

- 1) 提供电机的驱动;
- 2) 提供编码器的反馈;
- 3) 提供 IMU 反馈;
- 4) 将所有数据反馈给上位机;
- 5) 接收并处理上位机的控制信号;
- 6) 给上位机供电。

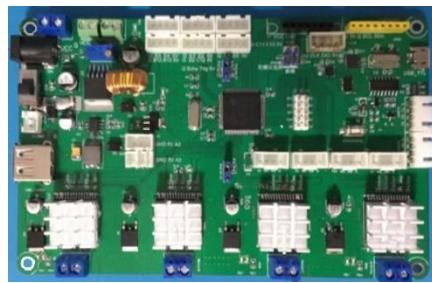


图 2.6 下位机底盘驱动板实物图

Figure 2.6 The physical picture of the drive board of the lower machine chassis

上位机控制器选用以 ARM Cortex-A72 为内核处理器的树莓派 4B 开发板,实物如图 2.7 所示。该控制器是一款为高校计算机科学教育而开发的卡片式电脑。可以运行 Linux 系统,作为布置机器人操作系统 ROS 的载体。它主要实现接收和处理传感器数据、多传感器融合定位、自主导航和人机交互等功能。



图 2.7 上位机树莓派 4B 实物图

Figure 2.7 The physical picture of the Raspberry Pi 4B

2.2 移动机器人运动学分析

本节进行的移动机器人运动学分析主要是针对麦克纳姆轮的运动参数与整个机器人运动参数之间的关系进行分析。通过运动学分析建立起的全方位移动机

机器人的逆向运动学模型，可以实现对移动机器人的控制；建立起的正向运动学模型，可以实现移动机器人在世界坐标系下的位姿估计。

2.2.1 麦克纳姆轮的安装方式

麦克纳姆轮有左旋轮和右旋轮两种，区别如图 2.8 所示。根据课题的需求，采用了四个麦克纳姆轮。



图 2.8 左旋轮和右旋轮

Figure 2.8 Left-hand and right-hand wheels

根据四个轮子与地面接触所形成的图形，麦克纳姆轮有四种安装布局形式：X—正方形、X—长方形、O—正方形、O—长方形，如图 2.9 所示，其中的正方形和长方形是指四个轮子与地面接触点所围成的形状。图中轮子斜线倾斜方向示的是麦克纳姆轮和地面接触时的辊子轴线倾斜方向。

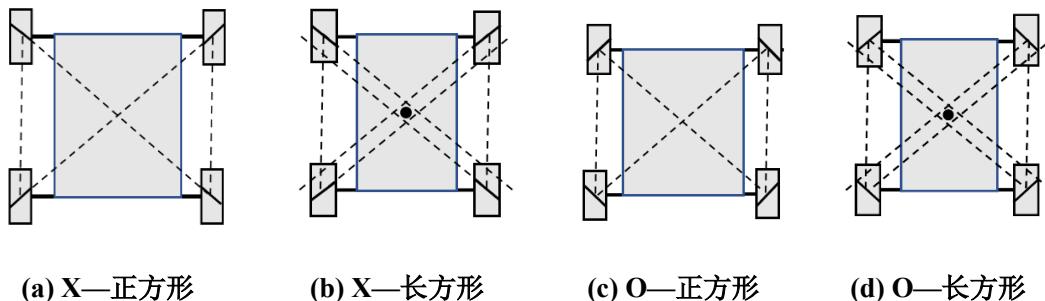


图 2.9 麦克纳姆轮的四种安装形式

Figure 2.9 Four installation forms of Mecanum wheel

X—正方形：如图 2.9 中图(a)所示，当轮子转动时，产生的力矩会经过同一个点，所以 Z 轴(在底盘几何中心竖直向上的轴)无法主动旋转，也无法主动保持 z 轴的角度。一般不会采用这种安装方式。

X—长方形：如图 2.9 中图(b)所示，当轮子转动时，可以产生 Z 轴的转动力矩，但力臂一般较短。这种安装方式不多见。

O—正方形：如图 2.9 中图(c)所示，四个轮子分别位于正方形四个顶点上，

旋转和平移都不会出现问题。这是比较理想的安装形式，但受限于机器人底盘形状和尺寸4等因素，这种安装方式可遇不可求。

O—长方形：如图2.9中图(d)所示，当轮子转动时，可以产生较大的Z轴转动力矩，时较常见的安装方式。

结合上述分析及本次设计的移动机器人底盘外形的尺寸为600mm×800mm，是长方形，因此本文选用O—长方形的安装方式安装麦克纳姆轮。

2.2.2 运动学模型推导

为了简化运动学模型，对移动机器人平台做如下合理假定：

- (1) 移动机器人在理想的平整且匀质路面运动，不考虑路面不平的影响；
- (2) 移动机器人的四个麦克纳姆轮与地面同时接触，且无相对滑动；
- (3) 移动机器人的底盘和四个麦克纳姆轮均为刚性，忽略麦克纳姆轮辊子变形；
- (4) 在水平面上，移动机器人重心和几何中心重合。

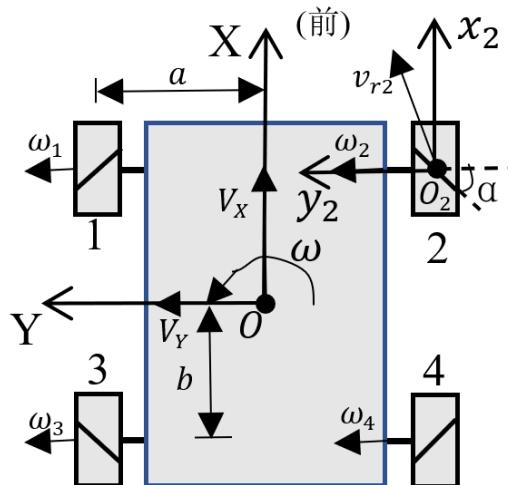


图2.10 移动机器人运动模型简图

Figure 2.10 Schematic diagram of the mobile robot motion model

移动机器人的运动模型简图如图2.10所示，在机器人的几何中心O建立移动机器人坐标系 $O-XYZ$ ，X轴向前为正，Y轴向右为正，坐标系遵循右手定则，Z轴垂直于纸面向外为正。在每个麦克纳姆轮的轴心 O_i 建立四个麦克纳姆轮坐标系 $O_i-x_iy_iz_i$ ，其x,y,z轴方向与移动机器人坐标系相同，图中以1号轮（左前轮）为例画出坐标系，在其它轮上建立的坐标系类似。图中轮子斜线倾斜方向表示的是

麦克纳姆轮和地面接触时的辊子轴线倾斜方向，辊子轴线与麦克纳姆轮的轴线夹角 α 均为 45° 。麦克纳姆轮的轮毂半径设为 R ； a 表示麦克纳姆轮中心到机器人坐标系X轴的距离，即左右轮轮心距的一半； b 表示麦克纳姆轮中心到机器人坐标系Y轴的距离，即前后轴间距的一半。设每个麦克纳姆轮的角速度为 $\omega_i(i=1,2,3,4)$ ，轮子轴心速度表示为 v_i ，辊子的速度为 $v_{ri}(i=1,2,3,4)$ 。刚体在平面内的运动可以分解为三个独立分量：X轴平动、Y轴平动、Z轴旋转，根据假定条件，移动机器人的运动可以分解为三个量： V_x (表示X轴方向的运动速度，向前为正)、 V_y (表示Y轴方向的运动速度，向左为正)、 ω (表示Z轴方向旋转角速度，逆时针为正)。

对于2号麦克纳姆轮，在麦克纳姆轮坐标系 $O_2 - x_2y_2z_2$ 中进行分析可得，其轴心运动速度：

$$v_2 = \begin{bmatrix} R & \cos\alpha \\ 0 & \sin\alpha \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \omega_2 \\ v_{r2} \end{bmatrix} \quad (2.4)$$

在机器人坐标系 $O - XYZ$ 中，麦克纳姆轮轴心速度：

$$v_2 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & a \\ 0 & 1 & -b \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_x \\ V_y \\ \omega \end{bmatrix} \quad (2.5)$$

对于 v_1 ，在不同坐标系下的表达式不同，但转化到固定坐标系下绝对速度时相等的，因此，由式(2-4)和(2-5)可得：

$$v_2 = \begin{bmatrix} R & \cos\alpha \\ 0 & \sin\alpha \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \omega_2 \\ v_{r2} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & a \\ 0 & 1 & -b \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_x \\ V_y \\ \omega \end{bmatrix}$$

整理后得到：

$$\omega_2 = \frac{1}{R} \begin{bmatrix} 1 & -\frac{1}{\tan\alpha} & \frac{b+a \cdot \tan\alpha}{\tan\alpha} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_x \\ V_y \\ \omega \end{bmatrix}$$

同理，可以推导出 $\omega_2, \omega_3, \omega_4$ 的表达式，将 $\omega_1, \omega_2, \omega_3, \omega_4$ 的表达式写成矩阵形式，即：

$$\begin{bmatrix} \omega_1 \\ \omega_2 \\ \omega_3 \\ \omega_4 \end{bmatrix} = \frac{1}{R} \begin{bmatrix} 1 & \frac{1}{\tan\alpha} & -\frac{b+a \cdot \tan\alpha}{\tan\alpha} \\ 1 & -\frac{1}{\tan\alpha} & \frac{b+a \cdot \tan\alpha}{\tan\alpha} \\ 1 & \frac{1}{\tan\alpha} & -\frac{b+a \cdot \tan\alpha}{\tan\alpha} \\ 1 & \frac{1}{\tan\alpha} & \frac{b+a \cdot \tan\alpha}{\tan\alpha} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_x \\ V_y \\ \omega \end{bmatrix}$$

将 $\alpha = 45^\circ$ 带入上式可得，移动机器人的逆运动学模型为：

$$\begin{bmatrix} \omega_1 \\ \omega_2 \\ \omega_3 \\ \omega_4 \end{bmatrix} = \frac{1}{R} \begin{bmatrix} 1 & 1 & -(a+b) \\ 1 & -1 & a+b \\ 1 & -1 & -(a+b) \\ 1 & 1 & a+b \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_X \\ V_Y \\ \omega \end{bmatrix} \quad (2.6)$$

当已知每个麦克纳姆轮角速度，也可以推导出移动机器人的运动参数，即正向运动学方程。根据(2.6)式，通过矩阵变换可以得到移动机器人的正运动学模型：

$$\begin{bmatrix} V_X \\ V_Y \\ \omega \end{bmatrix} = \frac{R}{4} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & -1 & 1 & -1 \\ -\frac{1}{a+b} & \frac{1}{a+b} & -\frac{1}{a+b} & \frac{1}{a+b} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \omega_1 \\ \omega_2 \\ \omega_3 \\ \omega_4 \end{bmatrix} \quad (2.7)$$

2.3 下位机运动控制系统设计

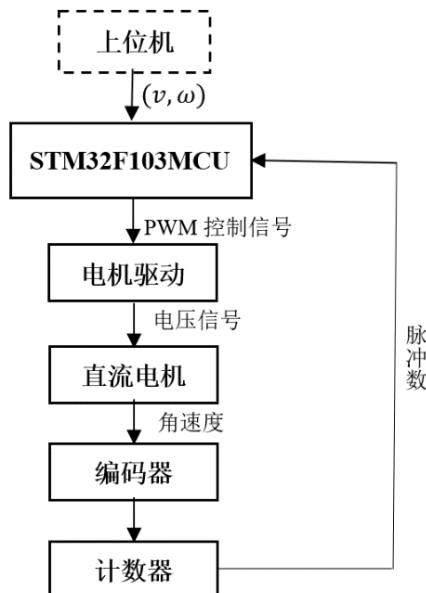


图 2.11 下位机运动控制系统硬件组成

Figure 2.11 The hardware composition of the lower computer motion control system

下位机运动控制系统由硬件和控制算法组成。硬件主要由 STM32F103 底盘控制器、电机驱动器、直流电机、编码器、计数器组成，下位机运动控制系统硬件组成如图 2.11 所示。其中 STM32F103 底盘控制器、电机驱动器、计数器集成在底盘控制板上，编码器集成在直流电机中。

控制系统的核心控制算法是在 2.2 节中推导的运动学方程的基础上实现的 PID 控制算法。移动机器人的控制算法结构图如图 2.12 所示。首先，当下位机系统接收到上位机发送的移动机器人的速度指令 (v, ω) 后，下位机会根据逆运动学

模型将指令解析成每个麦克纳姆轮的角速度期望值 ω_t 。然后，PID 控制器根据接收到角速度偏差信号 e_t 计算出控制电机需要的 PWM 值。其次，电机驱动器将 PWM 信号转换成电压值 U_t ，控制电机输出电机当前角速度 ω_r 。最后，编码器将测得的电机角速度 ω_c 反馈给比较器，获得偏差信号 e_t ，形成闭环控制。所有代码在 STM32F103 微控制器上实现。

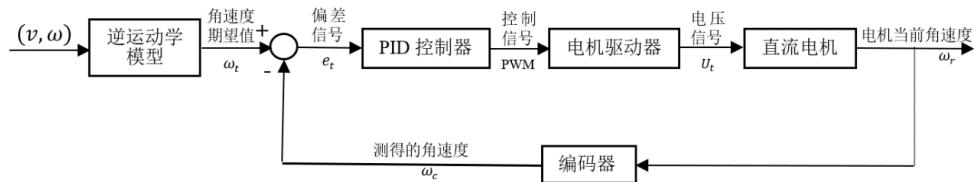


图 2.12 移动机器人 PID 控制算法结构图

Figure 2.12 Mobile robot PID control algorithm structure diagram

2.4 上位机控制系统搭建

移动机器人的基本运动控制和简单数据处理由下位机完成，机器人的智能控制则需要靠上位机实现。上位机智能控制系统由上位机控制器树莓派 4B 及布置在其上的机器人操作系统 ROS 组成。

2.4.1 机器人操作系统 ROS

随着各种机器人平台和硬件设备变得越来越丰富，对机器人系统的软件开发造成了巨大挑战，也使得机器人软件代码的复用性和模块化的需求越来越强烈。如今的机器人可能搭载数十个传感器和执行器以及许多计算机，传感器需要如何访问计算资源，传感器数据间如何通讯，业务逻辑如何与传感器数据进行交互等一系列问题都需要解决。因此，开发一款智能机器人需要一个通用的机器人软件框架。机器人操作系统(Robot Operating System, ROS)就是这样一种软件框架。

得益于 ROS 上面有大量的工具、库和协议，在该操作系统上可以灵活地编写机器人软件。它不但集成了各中机器人使用的大多数硬件驱动，而且开源社区提供了大量的软件算法包及仿真工具。总之，ROS 可以实现软件和硬件结合、数据融合、工作流程简化、代码复用，这极大地方便了算法实现及验证。

2.4.2 ROS 系统搭建

ROS 是一种元操作系统，需要在 Linux 系统的环境中搭建。在搭建系统时，ROS 系统发行版本需要和 Linux 发行版本对应^[26]。本文机器人的上位系统搭建流

程是：首先，在树莓派 4B 开发板上安装 Linux 的发行版本 Ubuntu18.04；然后，安装在 Linux 系统上安装 Melodic 版本的 ROS；其次，就可以根据硬件外设和功能需求安装一些开源的功能包，例如激光雷达驱动包、相机驱动包、串口通信功能包、SLAM 建图功能包以及导航功能包等^[27]；最后，ROS 支持 C++ 和 Python 语言，可以选择 VScode 作为代码的编辑器进行机器人软件开发，实现算法。

ROS 软件结构中有几个基本概念：节点 (Node)、消息 (Message)、话题 (Topic)、服务 (Service)、节点管理器 (ROS Master)^[28]，它们之间的通讯架构图如图 2.13 所示。节点是具备单一功能的可执行程序，因此在 ROS 系统中的机器人软件开发也叫节点开发。消息是一种 ROS 中数据结构，主要用于发布 (Publish)/订阅 (Subscribe) 话题模型通信机制中。话题是 ROS 中的一种广播式通讯方式，节点间可以通过发布话题和订阅话题进行数据交互。服务是用于双向同步传输的一种服务器 (Server)/客户端 (Client) 通讯方式，包含两部分通讯数据类型，一个用于请求 (Request)，另一个用于应答 (Response)。节点管理器统筹管理所有节点，每个节点的运行都需要到节点管理器注册才能找到彼此。

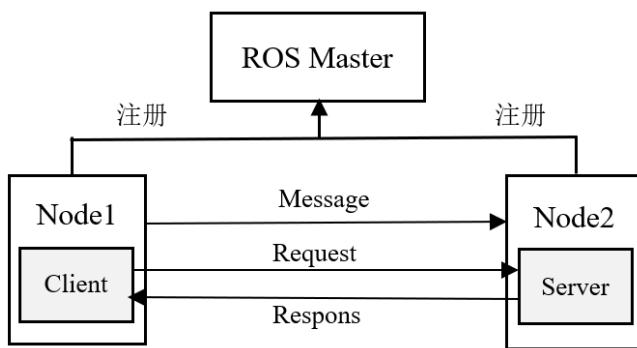


图 2.13 ROS 中的通讯架构图

Figure 2.13 Communication architecture diagram in ROS

本文的一些节点示例是一个负责 IMU 数据的节点，一个负责 UWB 数据的节点，一个里程计数据节点，以及另一个负责处理三个传感器数据的定位融合节点。他们可以通过使用话题或者服务进行通讯。为了使节点进行通信，节点必须分配唯一的主题或服务。之后，系统中的任何节点都可以发布或订阅该话题名称。发布到话题类似于将数据发送到该主题名称，而订阅类似于接收数据。必须为每个话题分配一个适当的消息结构，可以是自定义生成的消息，也可以是 ROS 提供的消息。需要注意，发布和订阅该主题的节点必须使用相同的消息结构。

导航堆栈(Navigation Stack)是一个用于移动机器人导航 ROS 功能包的集合，

该 ROS 功能包从某些传感器接收输入数据，并向下位机输出速度命令。ROS 功能包是 ROS 在捆绑软件中使用的一种方法。因此，它可以包含多个 ROS 节点，独立于 ROS 的库或其他类似用途的软件。这些传感器包括但不限于激光雷达，视觉传感器。此外，导航堆栈包含可以一起使用以实现完全自主移动的多个 ROS 包。例如，amcl 功能包和 move_base 功能包。amcl 功能包是在 ROS 中实现二维定位的功能包。Move_base 功能包是 ROS 中实现最优路径规划的功能包，包括全局路径规划器(global_planner)和局部路径规划器(local_planner)。图 2.14 显示了 ROS 中导航堆栈运行的概图^[29-30]。

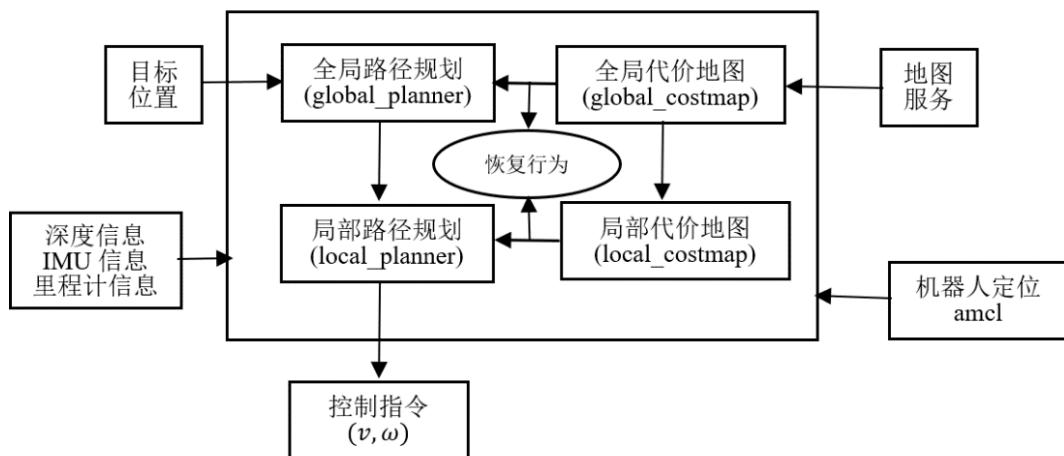


图 2.14 ROS 中导航堆栈运行概图

Figure 2.14 Overview of navigation stack operation in ROS

2.5 本章小结

本章针对室内移动机器人的软硬件是如何搭建的，进行了详细地论述。首先，根据本课题的室内移动机器人的设计规格，设计了移动机器人的驱动机构；其次，硬件上设计了移动机器人本体构型和控制系统总成；再次，对驱动轮的布置形式进行了分析，并推导出移动机器人逆运动学模型和正运动学模型；另外，依据移动机器人的逆运动学模型和 PID 控制算法，提出了下位机控制系统的方案；最后，提出了上位机控制系统方案，在上位机控制系统上搭建 ROS 系统，为多传感器融合定位算法实现奠定了基础。

第3章 定位传感器及定位方案设计

定位传感器的选择决定了定位精度及鲁棒性，从而决定了控制系统的可靠性。下面将通过对一些机器人上使用的传感器的性能作对比，从而分析出不同传感器用于定位时各自的优缺点。为了提高室内定位精度和可靠性，移动机器人上往往使用多种传感器。本文选用了编码器、IMU、UWB 和激光雷达作为移动机器人定位的传感器。不同传感器测得的数据类型不同，处理后才可以转换成定位所需要的参数。多个传感器提供的定位参数有不同的置信度，为了在融合后获得较高定位精度和鲁棒性，需要按照选择的传感器设计出合理的多传感器融合定位方案。

3.1 室内定位的传感器

不同传感器适用于不同的工作环境，选择传感器是制定自主定位方案的前提，因此本节对机器人室内工作环境以及传感器工作性能进行了分析，通过分析结果确定了本次设计中要使用的几种传感器。

3.1.1 机器人室内工作环境分析

对于室内移动机器人来说，面临的环境往往是紧凑的、变化的、有墙遮挡的以及障碍物较多的。这样的环境给机器人传感器的使用性能带来巨大挑战：

- (1)室内环境一般较为紧凑，这就要求移动机器人的定位精度较高。
- (2)室内环境中常常有人行走以及设备位置的变化，对于激光雷达匹配地图定位会造成很大的影响。
- (3)室内环境是有墙遮挡的，这对 UWB、WIFI 等传感器信号造成削弱，室内墙的颜色多为白色且地面反光严重，这会造成视觉传感器定位效果不佳。
- (4)室内环境障碍物较多，传感器信号遇到障碍物时会产生反射和衍射，信号传播的多径效应和路径变长对定位解算造成干扰，会造成定位精度不稳定。

室内环境定位除了有以上几点劣势，还有以下几点优势：

- (1)室内环境一般受自然环境影响较小，这使得室内环境在温度、湿度、空气流动、洁净程度等方面变化较小，对传感器的防护要求较低。对于 IMU 等对环境稳定性要求较高的传感器比较适宜。

(2)室内环境对供电、网络、光照等提供了较为理想的设备设施，对传感器的部署较为友好。

(3)室内环境下工作的机器人行驶速度较低，对传感器的动态性能要求低。

(4)室内环境下地面十分平坦，只用考虑平面运动中的位姿，要求传感器提供的数据量少。

3.1.2 传感器工作性能分析

用于室内的定位技术较多，为了确定满足室内移动机器人定位需求的传感器方案，下面对各种室内定位技术进行对比分析。

(1) 轮式里程计定位

轮式里程计依靠安装在电机上的光电编码器工作，不用依赖外部传感器信息就可以实现轮式机器人的室内定位。由于在计算位姿时，轮式里程计使用的航迹推算定位方法是“一个递推累加的过程^[31]，移动机器人左右轮尺寸不相等以及轮间距的不确定会带来的系统误差，移动机器人运动过程中打滑等带来的随机误差，系统误差和随机误差都会累加到航位推算过程中，这不可避免的会造成：误差随着移动机器人运行时间的延长造成位姿估计越来越不准确。轮式里程计提供的位姿信息连续且较为稳定，所以在室内定位中有一定优势。

(2) 惯性测量单元(IMU)定位

IMU 依靠加速度计、陀螺仪等组成的测量单元工作。加速度计通过测量其内部质量块位移可以计算出载体的加速度。目前使用的 IMU 集成在电路板中，陀螺仪可以利用电容变化计算角速度信息。IMU 的工作频率较高，在局部定位效果较好^[33]。在计算位姿的过程中，加速度计和陀螺仪会使用积分运算得到位姿信息，会造成误差累积。IMU 提供的线速度误差较大，角速度误差较小，一般使用角速度信息^[34]。由于 IMU 不受外界信号干扰，可以得到稳定，平滑得定位结果，所以本次设计使用了 IMU。

(3) 激光雷达定位

激光雷达常常是作为一种测距设备，本文使用的是二维激光雷达，可以获取二维点云数据，然后使用 SLAM 算法获得定位参数。激光雷达一般定位精度很高，

但是成本较高。对于低成本激光雷达，工作频率较低，点云匹配存在较大误差，导致定位的稳定性差。另外，环境变化或遇到几何结构相似环境，定位效果不佳。无法解决全局定位问题，尤其是在场景较大时。

(4) 视觉传感器定位

视觉传感器定位常用到的设备是双目相机或者单目相机，成本较低，且图像包含信息丰富^[6]。目前视觉 SLAM 技术还在发展当中，由于计算量大、实时性差，并且定位精度没有激光雷达 SLAM 高，视觉传感器实现定位并不适合用于本次设计的室内移动机器人定位。

(5) 超宽带(UWB)定位

UWB 定位技术通过 UWB 模块发送纳秒或微秒级的非正弦窄脉冲，可以实现较高精度且没有误差积累的定位系统^[35]。与其他定位方式比，UWB 定位可以为移动机器人提供绝对坐标，并且能耗低，工作频率高，保密性好、信号辐射低^[36]。因此，UWB 定位技术极为适合用于移动机器人定位。但是作者^[37]在研究 UWB 时提出，在非视距、信号较好的情况下，UWB 定位可以提供高精度的距离测量，然而在室内定位中有许多障碍物（人员走动、器械等），UWB 提供的结果较差。这种情况下，UWB 定位就不能单独用在移动机器人上，必须结合其他传感器才能提高定位精度。

(6) WiFi 定位

WiFi 定位技术时利用无线通信技术实现定位的，在室内可以提供绝对定位信息。由于 WiFi 定位传输速度快，所以定位数据延迟较低，另外定位范围比较大。但是，它定位精度低^[38]。因此，WiFi 定位技术不适用本次设计任务。

(7) 超声波雷达定位

超声波定位主要是利用反射式测距法估计物体直接的相对位置^[39]。理想情况下，超声波定位可以达到厘米级精度，但是受到多径效应和非视距传播影响较大，容易受环境影响，对于硬件部署要求高。

按照以上分析，表 3.1 从定位原理、精度、定位范围、稳定性、更新频率等方面对不同的室内定位技术作了对比。

表 3.1 不同定位技术对比
Table3.1 Comparison of different positioning technologies

传感器	定位原理	精度	定位范围	稳定性	定位类型
里程计	航位推算	--	无穷	好, 但发散	相对定位
IMU	加速度积分 角速度积分	1%	10 m-20 m	好, 但发散	相对定位
激光雷达	SLAM	cm	10 m-80 m	好, 不发散	绝对定位
视觉传感 器	SLAM	1 cm-30 cm	1 m-10 m	差, 不发散	绝对定位
UWB	TOF	2 cm-20 cm	1 m-100 m	较好, 不发 散	绝对定位
WiFi	信号强度估 算	dm	20 m-50 m	一般, 不发 散	绝对定位
超声波	信号传播时 间	cm	2 m-10 m	一般, 不发 散	相对定位

通过以上分析可知, 室内环境中定位时有诸多不利因素, 对定位精度要求高。单一传感器由于精度、定位范围稳定性等限制, 难以满足室内移动机器人定位的需求。因此, 需要通过制定多传感器融合定位方案来解决。本文选用了轮式里程计、IMU、激光雷达、UWB 作为多传感器融合定位时使用的传感器。

3.2 传感器定位的数学模型

本小节对选定的几种传感器的数据进行获取和初步处理, 并获得多传感器融合定位时输入的定位参数, 建立传感器从原始数据到定位参数的数学模型。

3.2.1 建立坐标系

分析传感器数据的第一步是建立合适的坐标系, 这里我们建立两个坐标系: 即导航坐标系 $O_n - X_n Y_n Z_n$ 和机载坐标系 $O - XYZ$, 如图 3.1 和 3.2 所示。导航坐标系是以地面作为参考的坐标系, 用来描述移动机器人以地面作参考系时的运动状态。导航坐标系是固定在移动机器人上的参考系。

在空间中, 机载坐标系相对于导航坐标系的方位角被称为机器人的姿态角,

姿态角表示机载坐标系相对于导航坐标系的方位^[40]。从机载坐标系到导航坐标系的姿态转换矩阵表示为：

$$R_b^n = \begin{bmatrix} \cos\alpha \cdot \cos\beta & \cos\alpha \cdot \sin\beta \cdot \sin\gamma - \sin\alpha \cdot \cos\gamma & \cos\alpha \cdot \sin\beta \cdot \cos\gamma + \sin\alpha \cdot \sin\gamma \\ \sin\alpha \cdot \cos\beta & \sin\alpha \cdot \sin\beta \cdot \sin\gamma + \cos\alpha \cdot \cos\gamma & \sin\alpha \cdot \sin\beta \cdot \cos\gamma - \cos\alpha \cdot \sin\gamma \\ -\sin\beta & \cos\beta \cdot \sin\gamma & \cos\gamma \cdot \cos\gamma \end{bmatrix} \quad (3.1)$$

式中 R_b^n ——表示从机载坐标系到导航坐标系下的变换矩阵

α ——表示绕 Z 轴旋转的角度，即航向角

β ——表示绕 Y 轴旋转的角度，即俯仰角

γ ——表示绕 X 轴旋转的角度，即横滚角

由于室内移动机器人在平面内运动，俯仰角和横滚角一般为 0，所以 $\beta = \gamma = 0$ ，设 k 时刻航向角为 $\alpha = \theta_k$ ，代入 (3.1) 式就可以推导出移动机器人上从机载坐标系到导航坐标系的变换矩阵：

$$R_{b_k}^n = \begin{bmatrix} \cos\theta_k & -\sin\theta_k & 0 \\ \sin\theta_k & \cos\theta_k & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3.2)$$

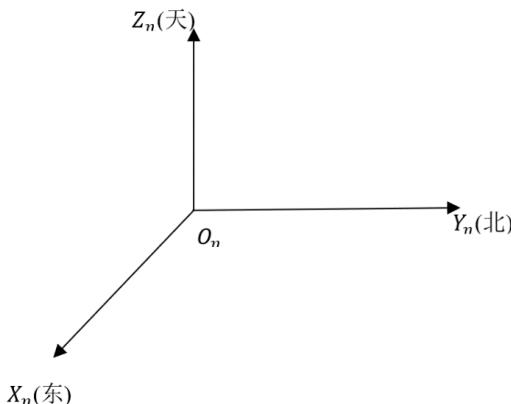


图 3.1 导航坐标系

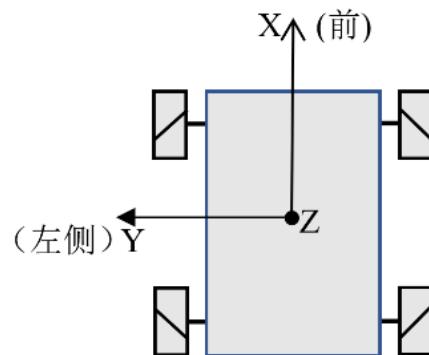


图 3.2 机载坐标系

Figure 3.1 Navigation coordinate system

Figure 3.2 Body coordinate system

3.2.2 轮式里程计数据分析

本文的轮式里程计主要使用了光电编码器，利用航位推算定位算法进行定位参数解算。光电编码器和电机绑定在一起，内置在电机中，用于测量电机转速。光电编码器实物图如图 3.3 所示。



图 3.3 光电编码器实物图

Figure 3.3 Photoelectric encoder physical picture

光电编码器的组成包含一个打孔码盘、光源发射器和接收器，其组成示意图如图 3.4 所示。在单位时间内，数出激光接收次数，就可以计算电机转速了。

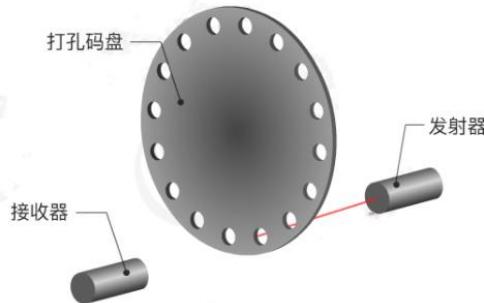


图 3.4 光电编码器组成示意图

Figure 3.4 Schematic diagram of photoelectric encoder composition

光电编码器的测速方法有三种：M 法、T 法、M/T 法。M 法测速在低速时脉冲数测得较少，误差大，适合高速测量；T 法在速度较高单个脉冲周期较短时误差大，适合低速测量。M/T 法则综合了 M 法和 T 法的优点，既适合高精度测量，又适合低速测量。这里使用 M/T 法测量电机转速，测速公式为：

$$n = \frac{60f_c M_1}{Z M_2} \quad (3.3)$$

式中 n ——表示转速(转/分钟)

f_c ——表示硬件的时钟基频

M_1 ——表示单位时间测量的脉冲数

Z ——表示编码器线数

M_2 ——表示单位时基脉冲数

算得转速 n ，就可以用下式计算车轮的角速度；

$$\omega_i = \frac{2\pi n}{60} \quad (i = 1,2,3,4) \quad (3.4)$$

根据式(3.4)和式(2.7)就可以计算出移动机器人的速度(V_x, V_y)和角速度 ω :

$$\begin{bmatrix} V_x \\ V_y \\ \omega \end{bmatrix} = \frac{R}{4} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & -1 & 1 & -1 \\ -\frac{1}{a+b} & \frac{1}{a+b} & -\frac{1}{a+b} & \frac{1}{a+b} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \omega_1 \\ \omega_2 \\ \omega_3 \\ \omega_4 \end{bmatrix}$$

由航迹推算算法可得如下导航坐标系下位姿的递推公式:

$$\begin{bmatrix} X_{k+1} \\ Y_{k+1} \\ \theta_{k+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} X_k \\ Y_k \\ \theta_k \end{bmatrix} + R_b^n \begin{bmatrix} dx \\ dy \\ d\theta \end{bmatrix} \quad (3.5)$$

式中($X_{k+1}, Y_{k+1}, \theta_{k+1}$)——表示当前时刻 t_{k+1} 机器人在导航坐标系下的位姿

(X_k, Y_k, θ_k)——表示上一时刻 t_k 机器人在导航坐标系下的位姿

($dx, dy, d\theta$)——表示上一时刻到当前时刻在机器人坐标系中的运动增量

在较短的时间间隔 dt 内, 可以把移动机器人看作匀速圆弧运动^[41], 所以

$$\begin{bmatrix} dx \\ dy \\ d\theta \end{bmatrix} \approx \begin{bmatrix} V_x \\ V_y \\ \omega \end{bmatrix} dt \quad (3.6)$$

其中, $dt = t_{k+1} - t_k$

由式(3.2)、(3.5)和(3.6)得到位姿参数更新方程:

$$\begin{bmatrix} X_{k+1} \\ Y_{k+1} \\ \theta_{k+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} X_k \\ Y_k \\ \theta_k \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \cos\theta_k & -\sin\theta_k & 0 \\ \sin\theta_k & \cos\theta_k & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_x \\ V_y \\ \omega \end{bmatrix} dt \quad (3.7)$$

式(3.7)通常用作机器人的运动模型。

3.2.3 惯性测量单元 IMU

本论文中采用的 IMU 型号为 MPU6050, 该 IMU 是 InvenSense 公司推出的一款传感器, 将陀螺仪和加速度计组合在一起, 而且缩小了空间, 可以输出 6 轴旋转矩阵、四元数、欧拉角格式的数据。IMU 依靠惯性导航算法解算出移动机器人的位姿^[42]。这里考虑二维情况, 利用 IMU 的陀螺仪提供偏航角角速度信息, 假设 ω_k 为 t_k 时刻的 Z 轴的角速度信息, ω_{k+1} 为 t_{k+1} 时刻的绕 Z 轴角速度信息, 则 IMU 在导航坐标系下的姿态更新方程为:

$$R_{b_{k+1}}^n = R_{b_k}^n \cdot R_{b_k b_{k+1}} \quad (3.8)$$

式中 $R_{b_{k+1}}^n$ ——表示 $k+1$ 时刻机载坐标系到导航坐标系的姿态变换矩阵

$R_{b_k}^n$ ——表示 k 时刻机载坐标系到导航坐标系的姿态变换矩阵

$R_{b_k b_{k+1}}$ ——表示 k 到 $k + 1$ 之间相对旋转对应等效旋转矢量构成的反对称矩阵
 k 到 $k + 1$ 时刻之间相对旋转对应等效旋转矢量构成的反对称矩阵：

$$R_{b_k b_{k+1}} = \begin{bmatrix} \cos \varphi_{k+1} & -\sin \varphi_{k+1} & 0 \\ \sin \varphi_{k+1} & \cos \varphi_{k+1} & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3.9)$$

其中，等效旋转矢量采用中值法进行求解，等效旋转矢量

$$\varphi_{k+1} = \frac{\omega_k + \omega_{k+1}}{2} (t_{k+1} - t_k)$$

由式(3.8)、(3.9)和(3.10)可得到 $k + 1$ 时刻的姿态角

$$\theta_{k+1} = \tan^{-1} \left(\frac{R_{b_{k+1},12}^n}{R_{b_{k+1},22}^n} \right) \quad (3.10)$$

移动机器人在导航坐标系下的速度和位置分别为：

$$v_{k+1} = v_k + \frac{R_{b_{k+1}}^n \cdot a_{k+1} + R_{b_k}^n \cdot a_k}{2} (t_{k+1} - t_k) \quad (3.11)$$

$$P_{k+1} = P_k + \frac{v_{k+1} + v_k}{2} (t_{k+1} - t_k) \quad (3.12)$$

式中 v_{k+1} ——表示移动机器人 $k + 1$ 时刻的速度， $v_{k+1} = [V_{X,k+1}, V_{Y,k+1}]$

v_k ——表示移动机器人 k 时刻的速度， $v_k = [V_{X,k}, V_{Y,k}]$

a_{k+1} ——表示IMU测得的 $k + 1$ 时刻的加速度， $a_{k+1} = [a_{X,k+1}, a_{Y,k+1}]$

a_k ——表示IMU测得的 $k + 1$ 时刻的加速度， $a_k = [a_{X,k}, a_{Y,k}]$

P_{k+1} ——表示移动机器人在 $k + 1$ 时刻的位置， $P_{k+1} = [X_{k+1}, Y_{k+1}]$

P_k ——表示移动机器人在 k 时刻的位置， $P_k = [X_k, Y_k]$

3.2.4 激光雷达数据处理



图 3.5 思岚 A1 激光雷达侧视图



图 3.6 思岚 A1 激光雷达俯视图

Fig. 3.5 Side view of lidar

Fig. 3.6 Top view of lidar

本论文使用的激光雷达是低成本的思岚 A1 激光雷达，图 3.5 和 3.6 显示了所使用激光雷达的实物图，该型号激光雷达的主要参数见表 3.2。

表 3.2 思岚 A1 激光雷达主要参数

Table 3.2 The main parameters of lidar

项目	单位	最小值	典型值	最大值
测距范围	米	--	0.15-12	--
扫描角度	度	--	0-360	--
测距分辨率	毫米	--	<0.5 <实际距离*1%	--
角度分辨率	度	--	≤1	--
单次测距时间	毫秒	--	0.5	--
测量频率	赫兹	2000	≥4000	8000
扫描频率	赫兹	1	5.5	10

激光雷达可以获取环境中的点云信息，点云即激光束扫描到障碍物上形成的点。点云信息一般以极坐标形式表示成 (ϕ_i, d_i) 两个信息， ϕ_i 表示激光扫描线与参考线之间夹角， d_i 表示扫描点到反射点之间的距离， i 表示某一帧激光扫描数据里的第*i*个反射点。一般进行数据处理时，会把数据从极坐标系下转换成直角坐标，本次设计使用的激光雷达一周采样点为 4000，激光雷达在移动机器人机载坐标系中的固定坐标 (x_{laser}, y_{laser}) ，记 (x_i, y_i) 为激光点在机器人坐标系下的坐标，则

$$\phi_i = \frac{2\pi(i-1)}{4000} \quad (i = 1, 2, 3, \dots, 4000) \quad (3.13)$$

$$\begin{bmatrix} x_i \\ y_i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_{laser} + d_i \cos \phi_i \\ y_{laser} + d_i \sin \phi_i \end{bmatrix} \quad (3.14)$$

获取激光雷达点云信息的目的是推算出移动机器人的位姿信息，但是激光雷达获得的点云信息是在机器人坐标系表示的，需要将点云信息转换到导航坐标系下进行分析，记 (x'_i, y'_i) 为激光点在导航坐标系下的坐标， (X_k, Y_k, θ_k) 为时刻*k*载体坐标系在导航坐标系中的位姿，则

$$\begin{bmatrix} x'_i \\ y'_i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} X_k \\ Y_k \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} x_i \cos \theta_k - y_i \sin \theta_k \\ x_i \sin \theta_k + y_i \cos \theta_k \end{bmatrix} \quad (3.15)$$

利用获取到的激光点云信息进行室内定位，通常情况下是在已知地图时进行点云匹配。目前，点云匹配方法有多种，例如基于直接匹配的 ICP 算法和 NDT 算法，基于特征的 LOAM 算法及其变种 A-LOAM、F-LOAM、LEGO-LOAM 等。

这里需要说明的是，基于特征的匹配算法效果优于直接匹配的方法，但是基于特征的匹配算法较为复杂，一般应用于自动驾驶上三维激光点云的匹配。本论文所使用的二维激光雷达提供的点云数据特征不够丰富，使用了较为常见的 ICP 匹配算法实现点云匹配。下面就如何使用 ICP 算法从点云数据得到移动机器人位姿信息进行求解。

假设移动机器人获取到点云数据为

$$X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$$

地图提供的参考点云数据

$$Y = \{y_1, y_2, \dots, y_n\}$$

设点云 X 到点云 Y 的变换 $T(R, t)$, 其中 R 为旋转矩阵, t 为平移矩阵。使用均方根误差表示点集 Y 经过变换矩阵 T 变换后与点集 X 的匹配程度, 匹配越准确, 均方根误差越小。则求解目标函数

$$\min E(R, t) = \min \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \|x_i - Ry_i - t\|^2 \quad (3.16)$$

求解目标函数(3.16)的问题是一个优化问题, 可以使用 SVD 分解的方式求解。 u_x 和 u_y 分别是点集 X 和 Y 的中心:

$$u_x = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad (3.17)$$

$$u_y = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i \quad (3.18)$$

然后可以得到去中心化后的点集

$$X' = \{x_1 - u_x, x_2 - u_x, \dots, x_n - u_x\} = \{x'_1, x'_2, \dots, x'_n\}$$

$$Y' = \{y_1 - u_y, y_2 - u_y, \dots, y_n - u_y\} = \{y'_1, y'_2, \dots, y'_n\}$$

令

$$H = \sum_{i=1}^n y'_i {x'_i}^T \quad (3.19)$$

对 H 进行 SVD 分解

$$H = U \begin{bmatrix} \sigma_1 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_2 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_3 \end{bmatrix} V^T \quad (3.20)$$

式中 $U, V \in R^{3 \times 3}$ 为酉矩阵, $\sigma_1 > \sigma_2 > \sigma_3$ 为奇异值。

此时旋转矩阵 R 和平移矩阵 t 可以表示为

$$R = VU^T \quad (3.21)$$

$$t = u_x - Ru_y \quad (3.22)$$

对于二维情况，假设地图坐标系与导航坐标系重合，得到旋转矩阵和平移矩阵就可以求解出在时刻 k 时机器人在导航坐标系中的绝对坐标

$$\begin{bmatrix} X_k \\ Y_k \\ \theta_k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} t_x \\ t_y \\ \phi_z \end{bmatrix} \quad (3.23)$$

式中 t_x ——表示平移矩阵的 x 向分量

t_y ——表示平移矩阵的 y 向分量

ϕ_z ——表示旋转矩阵 R 对应的移动机器人在导航坐标系下的偏航角

$$\phi_z = \tan^{-1} \frac{R_{21}}{R_{22}}, \phi_z \in (0^\circ, 360^\circ)$$

3.2.5 UWB 数据处理

本论文使用的 UWB 定位系统采用 LinkTrack P 型号的 UWB 定位模块(如图 3.7 所示)组成，包含四个基站 $A_i, (i = 0,1,2,3)$ 、一个标签 T_0 和一个控制台 C_0 ，UWB 系统组成示意图如图 3.8 所示。UWB 定位系统在理想状态下定位精度可达到 10 厘米，测距范围 500m，数据更新频率最高可达到 50Hz。



图 3.7 UWB 定位模块

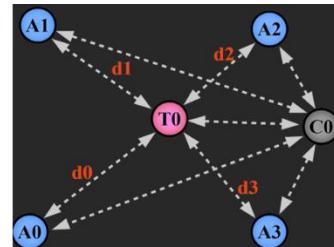


图 3.8 UWB 定位系统示意图

Fig. 3.7 UWB positioning module

Fig. 3.8 Schematic diagram of UWB positioning system

UWB 定位系统的标签安装在移动机器人上，UWB 定位可以提供标签与基站之间实时的距离信息 $d_i, (i = 0,1,2,3)$ 。第 i 个基站的坐标已知为 (x_i, y_i, z_i) ，设待求标签点的坐标为 (X, Y, Z) ，则基站与标签之间的距离有以下关系：

$$\begin{cases} (x_0 - X)^2 + (y_0 - Y)^2 + (z_0 - Z)^2 = d_0 \\ (x_1 - X)^2 + (y_1 - Y)^2 + (z_1 - Z)^2 = d_1 \\ (x_2 - X)^2 + (y_2 - Y)^2 + (z_2 - Z)^2 = d_2 \\ (x_3 - X)^2 + (y_3 - Y)^2 + (z_3 - Z)^2 = d_3 \end{cases} \quad (3.24)$$

式 (3.24) 是一个超定方程组，通常无解，但是有最小二乘解。可以采用最小均方差估计求解该方程组，即

$$(\hat{X}, \hat{Y}, \hat{Z}) = \min \sum_{i=1}^4 [\sqrt{(x_i - X)^2 + (y_i - Y)^2 + (z_i - Z)^2} - d_i]^2 \quad (3.25)$$

设机载坐标下 UWB 标签坐标为 $(x_{uwb}, y_{uwb}, z_{uwb})$, 则 UWB 定位系统得到的移动机器人在时刻 k 时的二维绝对坐标为

$$\begin{bmatrix} X_k \\ Y_k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_{uwb} \\ y_{uwb} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \hat{X} \\ \hat{Y} \end{bmatrix}$$

3.3 室内多传感器融合定位方案

在使用的传感器确定了的情况下, 如何有效的将定位数据融合起来, 是提高移动机器人整体定位精度和稳定性的关键。本节从融合定位框架和定位系统设计两个角度给出室内多传感器融合定位方案。

3.3.1 融合定位框架

从前面两节的分析可以看出, 单一类型的传感器难以满足定位的需要, 这主要是由于传感器的感知范围、信号稳定性和工作条件所限制。这促使研究人员和工程师开发多传感器融合和系统集成的方法。相关论文^[43]中作者对一些传感器的性能及融合方法作了综述, 并指出在融合过程中, 传感器之间的互补信息可以提高系统的各项性能, 传感器之间的冗余数据可以增强系统的稳定性和鲁棒性, 从图 3.9 的多传感器融合原理示意图中可以更清楚的理解。

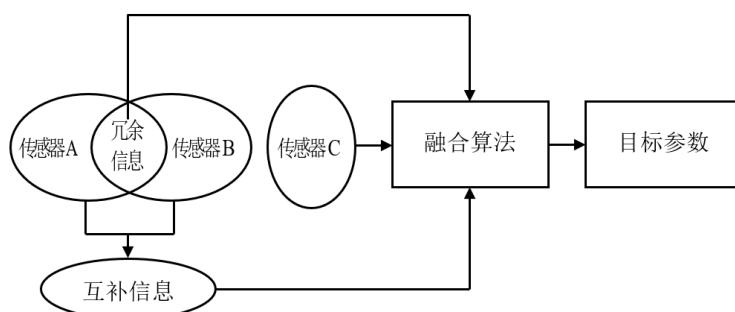


图 3.9 多传感器融合原理示意图

Fig. 3.9 Schematic diagram of multi-sensor fusion principle

传感器融合方法是实现多传感器融合定位的关键和核心。目前, 在研究的多传感器融合方法众多。多传感器融合方法基于工作原理可以分为三大类: 基于概率、基于分类和基于推理的方法。

表 3.3 多传感器融合方法对比

Table 3.3 Comparison of multi-sensor fusion methods

类型	方法	决策水平	优点(+)和缺点(-)
基于概率的方法	概率占用网格	决策级	(+)易于实现可遍历地图生成；具有处理非线性系统的能力 (-)对于高维度空间计算困难
	卡尔曼滤波器	决策级	(+)广泛应用于移动目标追踪；为动态系统提供分析解决方案 (-)仅限于处理线性系统
	蒙特卡罗方法	决策级	(+)广泛应用于移动目标追踪；能够处理非线性系统 (-)与卡尔曼滤波相比，计算负担更大
基于分类的方法	SVM	特征级	(+)广泛应用于道路检测；能处理非线性系统 (-)具有很高的复杂性
	CRF/MRF	决策级/特征级	(+)广泛用于图像标注和点云标注；道路检测和地形分类应用 (-)既复杂又耗时
	Deep Learning	特征级	(+)广泛应用于城市场景中的三维物体检测 (-)有高存储和计算能力要求
基于推理的方法	模糊逻辑	决策级	(+)主要用于分类置信度融合；是一种处理模糊数据的直观方法 (-)好的隶属度函数和模糊规则强烈影响收敛可靠性
	证据推理	决策级	(+)能够融合不确定和模糊的数据 (-)无法处理数据不精确的问题

表 3.3 对比了上述三类多传感器融合方法优缺点以及融合水平^[43-56]。上一小节已经对各种传感器的数据进行预处理，并获得了移动机器人的位姿估计，因此我们需要一种决策级的数据融合来用于实时定位目标。所谓决策级的数据融合指

的是采用传感器处理后的数据进行融合。从表里广泛应用于决策级的数据融合，且应用于目标追踪的有两种方法：卡尔曼滤波器(Kalman Filter, KF)和蒙特卡罗(Monte Carlo, MCL)方法。但是卡尔曼滤波器仅可以处理线性问题，蒙特卡罗方法可以处理非线性问题。对于卡尔曼滤波器仅能处理非线性问题的不足，扩展卡尔曼滤波(Extended Kalman Filter, EKF)算法被提出来。扩展卡尔曼滤波器利用泰勒展开公式，将状态转移概率和测量概率函数近似线性化，然后再利用卡尔曼滤波的方式对数据进行融合。扩展卡尔曼滤波的优势是可以实时融合冗余的传感器信息，即可以融合几种不同传感器提供的数据源。因此，待选的多传感器融合方法有扩展卡尔曼滤波器和蒙特卡罗方法。

选用基于概率的传感器融合方法，就需要分析每种传感器的噪声。此次项目用到四种传感器：轮式里程计、IMU、激光雷达和UWB。UWB的特点是定位时只提供绝对位置信息，不提供姿态信息，漂移很小，但是有很大的定位噪声，它的噪声是和环境密切相关的。IMU和轮速计的噪声很小，但是漂移会很大。如果UWB、IMU、轮速里程计在一起做融合定位的话，可以起到很好的互补作用。但是，UWB定位在室内环境下由于多径效应和非视距误差影响，会非常的不准；里程计时间久了漂移严重，也会不准。激光雷达理想状态下可以实现高精度定位，噪声很小，漂移也很小。但是激光雷达受到动态环境影响，可能出现点云匹配失败，造成无法定位。因此这四种传感器要一起配合使用。

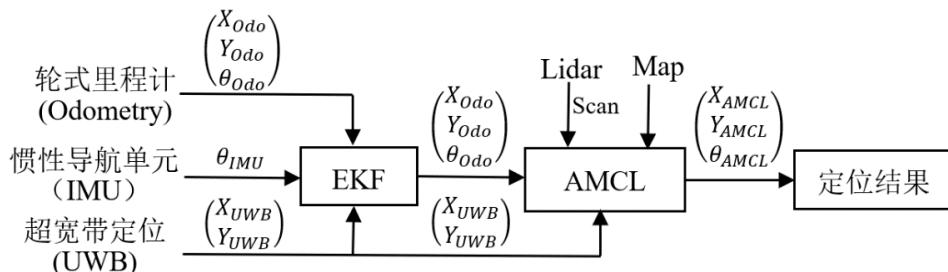


图 3.10 融合定位流程框图

Fig. 3.10 Block diagram of fusion positioning process

本论文为了实现轮式里程计、IMU、UWB 和激光雷达等多种传感器定位提出一种定位方法，其融合定位流程框架如图 3.10 所示。

首先，该框架利用扩展卡尔曼滤波(EKF)算法融合轮式里程计(Odometry)、惯性导航单元(IMU)、超宽带定位系统提供的定位信息。扩展卡尔曼滤波包含两

部分：预测步和更新步。预测步是轮式里程计提供的定位信息($X_{odo}, Y_{odo}, \theta_{odo}$)，利用 IMU 提供姿态信息 θ_{IMU} 和 UWB 提供的位置信息(X_{UWB}, Y_{UWB})作为更新步的观测。

其次，在移动机器人定位中使用蒙特卡罗方法的定位算法叫粒子滤波算法，因其粒子数重采样过程使用了自适应方法^[57](KLD)，又叫做自适应蒙特卡罗定位算法(Adaptive Monte Carlo Localization，AMCL)。自适应蒙特卡罗算法(AMCL)也分为预测步和更新步。预测步是扩展卡尔曼滤波融合轮式里程计、IMU 和 UWB 后输出的定位结果($X_{odo}, Y_{odo}, \theta_{odo}$)作为预测，构建一个预测模型。再利用激光雷达(Lidar)提供 2D 激光点云(Scan)和预先得到的地图(Map)做匹配做更新步的观测。

再次，由于在自适应蒙特卡罗定位中存在无法初始定位问题，这里 UWB 可以给蒙特卡罗定位提供一个初始位置信息(X_{UWB}, Y_{UWB})。

最后，用自适应蒙特卡洛定位的输出结果作为定位系统的定位结果。

3.3.2 定位系统设计

为了实现定位框架的多传感器融合的定位方法，搭建了如图 3.11 所示的定位系统，图中虚线表示无线连接，实线表示有线连接，箭头指示信息流方向。

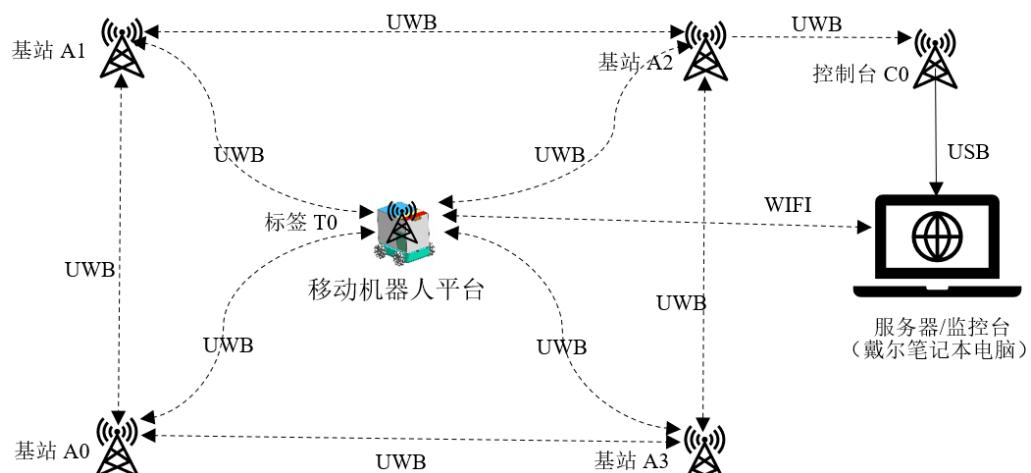


图 3.11 定位系统结构图

Fig. 3.11 Positioning system structure diagram

定位系统是移动机器人系统的环境感知部分，主要包含以下硬件：UWB 定位系统、移动机器人平台、笔记本电脑，其中 UWB 定位系统由四个基站 A0\A1\A2\A3、一个定位标签 T0、一个控制台 C0 组成，移动机器人平台上配置

了编码器、IMU、激光雷达、UWB 标签 T0，如图 3.12 所示移动机器人平台定位传感器组成，UWB 定位系统和移动机器人平台是通过标签 T0 连接起来的。笔记本电脑既作为 UWB 定位系统的服务器又作为移动机器人平台的监控台。

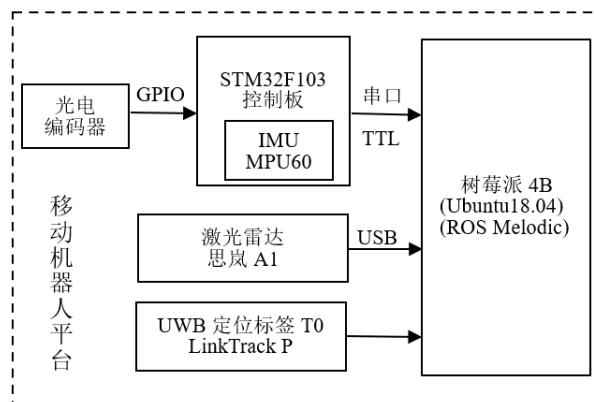


图 3.12 移动机器人平台中的定位传感器组成

Fig. 3.11 The composition of the positioning sensor in the mobile robot platform

3.4 本章小节

本章首先通过分析不同传感器的性能特点，确定了移动机器人上的传感器类型；其次对选定的每种传感器进行数据分析并建立定位数学模型；最后，提出了使用 IMU/里程计/UWB/激光雷达多传感器融合定位方案，并给出了详细的融合定位框架和定位系统设计。

第4章 多传感器融合定位和导航算法研究

本章针对前面章节设计的融合定位框架和定位系统开展多传感器融合定位算法研究, 研究的算法主要是在定位融合框架中使用的扩展卡尔曼滤波算法和自适应蒙特卡罗定位算法。结合前面给出的各种传感器定位的数学模型, 将扩展卡尔曼滤波算法应用到基于轮式里程计、IMU 和 UWB 的定位中, 将自适应蒙特卡罗算法应用到基于轮式里程计、IMU、UWB 和激光雷达的定位中。

4.1 移动机器人定位算法

本节开展用于移动机器人定位算法的基本原理研究, 为下面定位算法的应用打下理论基础。研究的算法主要包括扩展卡尔曼滤波算法和自适应蒙特卡罗定位算法。

4.1.1 扩展卡尔曼滤波算法

扩展卡尔曼滤波(Extended Kalman Filter ,EKF)算法是贝叶斯滤波算法在系统模型为高斯和非线性假设条件下的特例。如果移动机器人的运动模型的方程或者观测模型的方程为非线性模型, 且运动噪声和观测噪声为近似符合高斯分布, 那么使用扩展卡尔曼滤波算法就可以输出参数的最优据方差估计值。扩展卡尔曼滤波算法主要思想是把非线性方程通过一阶泰勒展开成线性方程, 再利用线性卡尔曼滤波算法对状态量进行估计^[41]。扩展卡尔曼滤波算法主要包含: 预测步和更新步。预测步负责: 根据上一时刻状态向量的后验估计值推算出当前时刻先验估计值以及先验估计的误差协方差; 更新步负责: 根测量得到的观测信息对先验估计值进行更新矫正, 从而获得当前时刻状态向量的后验估计, 后验估计就是状态向量融合后的结果。

扩展卡尔曼滤波算法的预测步和更新步是根据系统的运动模型和观测模型实现的, 运动模型和观测模型的一般定义如下:

运动模型:

$$x_{k+1} = f(x_k, u_{k+1}) + w_{k+1} \quad (4.1)$$

式中 x_{k+1} ——表示 $k+1$ 时刻的状态变量

x_k ——表示 k 时刻的状态变量

u_{k+1} ——表示 $k + 1$ 时刻的控制量

$f(\cdot)$ ——表示 $k + 1$ 时刻的状态变量 x_{k+1} 与 k 时刻的状态变量 x_k 之间的函数关系

w_{k+1} ——表示 $k + 1$ 时刻的运动噪声, 这里假设运动噪声与 x_{k+1} 呈线性关系, 且均为值为 0 的高斯白噪声, 即

$$w_{k+1} \sim N(0, Q_{k+1})$$

$$Q_{k+1} = E[w_{k+1} w_{k+1}^T]$$

观测模型:

$$z_{k+1} = h(x_{k+1}) + v_{k+1} \quad (4.2)$$

式中 z_{k+1} ——表示 $k + 1$ 时刻的系统观测量

$h(\cdot)$ ——表示 $k + 1$ 时刻的状态变量 x_{k+1} 与 $k + 1$ 时刻的观测量 z_{k+1} 之间的函数关系

v_{k+1} ——表示 $k + 1$ 时刻的观测噪声, 这里假设观测噪声 z_{k+1} 呈线性关系, 且为均值为 0 的高斯白噪声, 即

$$v_{k+1} \sim N(0, R_{k+1})$$

$$R_{k+1} = E[v_{k+1} v_{k+1}^T]$$

利用一阶泰勒展开公式将运动模型展开成线性方程:

$$x_{k+1} = f(\hat{x}_k, u_{k+1}) + \nabla f_x(x_k - \hat{x}_k) + w_{k+1} \quad (4.3)$$

式中 \hat{x}_k ——表示 k 时刻状态向量后验估计值

∇f_x ——表示运动模型的雅可比矩阵, 是函数 $f(\cdot)$ 在 \hat{x}_k , u_{k+1} 关于 x_k 导数

$$\nabla f_x = \left. \frac{\partial f(x_k, u_{k+1})}{\partial x_k} \right|_{x_k=\hat{x}_k}$$

利用一阶泰勒展开公式将测量模型展开成线性方程:

$$z_{k+1} = h(\hat{x}_{k+1}^-) + \nabla h_x(x_{k+1} - \hat{x}_{k+1}^-) + v_{k+1}$$

式中 \hat{x}_{k+1}^- ——表示 $k + 1$ 时刻状态向量的先验估计值

∇h_x ——表示测量模型的雅可比矩阵, 是函数 $h(\cdot)$ 在 \hat{x}_{k+1}^- 关于 x_{k+1} 导数

$$\nabla h_x = \left. \frac{\partial h(x_{k+1})}{\partial x_{k+1}} \right|_{x_{k+1}=\hat{x}_{k+1}^-}$$

扩展卡尔曼滤波算法流程如下:

(1) 预测步

1) 预测状态向量的先验估计值

$$\hat{x}_{k+1}^- = f(\hat{x}_k, u_{k+1}) \quad (4.4)$$

2) 预测状态向量先验估计值的协方差矩阵

$$P_{k+1}^- = \nabla f_x P_k \nabla f_x^T + Q_{k+1} \quad (4.5)$$

(2) 更新步

1) 计算卡尔曼增益矩阵

$$K_{k+1} = P_{k+1}^- \nabla h_x^T (\nabla h_x P_{k+1}^- \nabla h_x^T + R_{k+1})^{-1} \quad (4.6)$$

2) 用测量值更新状态变量, 得到状态变量的后验估计值

$$\hat{x}_{k+1} = \hat{x}_{k+1}^- + K_{k+1} (z_{k+1} - h(\hat{x}_{k+1}^-)) \quad (4.7)$$

3) 将协方差矩阵更新为状态变量后验估计值的协方差矩阵

$$P_{k+1} = (I - K_{k+1} \nabla h_x) P_{k+1}^- \quad (4.8)$$

式中 I ——表示与协方差矩阵维数相同的单位矩阵

从扩展卡尔曼滤波算法的算法流程可以看出, 扩展卡尔曼滤波算法的优势就是能够通过卡尔曼增益 K_{k+1} 对观测信息 $z_{k+1} - h(\hat{x}_{k+1}^-)$ 中的有用信息进行加权, 从而实现对状态向量的先验估计值进行矫正。

4.1.2 自适应能特卡罗定位算法

蒙特卡罗定位算法是一种基于粒子滤波(Particle Filter)算法的定位方法, 即把合适的运动模型和观测模型代入到粒子滤波算法当中得到的定位算法, 其中利用自适应方法 (Kullback-Leibler Divergence, KLD) 来采样粒子的粒子滤波定位算法叫做自适应蒙特卡罗定位^[57]算法(Adaptive Monte Carlo Localization, AMCL)。在粒子滤波中, 后验分布的样本称为粒子(particles), 用于定位时每个样本就是一个移动机器人的位姿。与卡尔曼滤波算法及其变种相比, 粒子滤波算法是采用一系列从后验得到的随机样本表示概率分布, 处理非线性系统有较好的效果。另外, 在机器人定位情景下, KLD 采样普遍优于样本集合大小固定的蒙特卡罗定位, 这个技术的优势使得自适应蒙特卡罗定位广泛应用于移动机器人的全局定位和跟踪。因此, 自适应蒙特卡罗定位算法, 既能解决系统模型是非线性的问题, 又能解决粒子滤波器过程中的粒子退化问题。

AMCL 算法的主要思想是：利用已知先验概率的分布通过状态转移方程得到状态变量的建议分布，然后从建议分布所在的状态空间先随机采样一定数量的相互独立的粒子，然后进行迭代更新，利用观测方程对被采样粒子的权值不断调整，用最终得到的采样粒子的权值描绘状态变量的概率分布^[58]。传统的蒙特卡罗定位方法包括：重要性采样，预测，更新，重采样等几步。当根据状态转移方程和观测方程进行预测和更新后，由于噪声的存在，蒙特卡洛定位算法中的粒子会出现退化现象。AMCL 算法在重采样这步利用 KLD 算法解决了这一问题。

系统的状态转移方程和观测方程于扩展卡尔曼滤波算法中定义的运动模型和观测模型相同，即：

$$\begin{cases} x_{k+1} = f(x_k, u_{k+1}) + w_{k+1} \\ z_{k+1} = h(x_{k+1}) + v_{k+1} \end{cases} \quad (4.9)$$

AMCL 算法的具体流程如下：

(1) 初始化生成粒子

根据^[59]，由给定的表示置信度的概率密度函数 $p(x_k)$ ，利用高斯模型随机采样 n 个相互独立的加权粒子组成一个粒子集

$$p(x_k) = \{(X_k^i, \omega_k^i)\}_{i=1,2,\dots,n}$$

其中每个 X_k^i 都是随机变量 x_k 的样本，也称为粒子，所有权重 ω_k^i 都相等，即

$$\omega_k^i = \frac{1}{n} \quad (4.10)$$

于是初始的概率函数可以表示成：

$$p(x_k) \approx \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \delta(x_k - X_k^i) \quad (4.11)$$

(2) 重要性采样

根据式(4.9)中的状态转移方程获得状态量的先验概率分布：

$$\overline{p(x_{k+1})} = p(x_{k+1}|x_k, u_k) \quad (4.12)$$

式中 $p(x_{k+1}|x_k, u_k)$ 为由状态转移方程决定的状态转移分布。

从先验概率分布 $\overline{p(x_{k+1})}$ 中采样更新的粒子为：

$$X_{k+1}^i = f(X_k^i, u_{k+1}) + w_{k+1} \quad (4.13)$$

此时经过转移状态转移方程更新后的粒子集为：

$$\overline{p(x_{k+1})} = \{(X_{k+1}^i, \omega_k^i)\}_{i=1,2,\dots,n}$$

根据观测方获得观测量的似然概率 $p(z_{k+1}|x_{k+1})$, 则经过观测方程后状态变量的后验概率分布为:

$$p(x_{k+1}) = p(z_{k+1}|x_{k+1}) \times \overline{p(x_{k+1})} \quad (4.14)$$

修正每个粒子的权重为:

$$\omega_{k+1}^i = f_R(z_{k+1} - h(X_{k+1}^i))\omega_k^i \quad (4.15)$$

式中 $f_R(\cdot)$ ——表示观测噪声 v_{k+1} 的概率分布函数, 根据式(4.2)我们知道:

$$v_{k+1} \sim N(0, R_{k+1})$$

$$R_{k+1} = E[v_{k+1} v_{k+1}^T]$$

此时经过观测方程更新后的粒子集为:

$$p(x_{k+1}) = \{(X_{k+1}^i, \omega_{k+1}^i)\}_{i=1,2,\dots,n}$$

为保证所有粒子的权重满足 $\sum_{i=1}^n \omega_{k+1}^i = 1$, 因此需要对所有粒子的权重 ω_{k+1}^i 进行归一化:

$$\tilde{\omega}_{k+1}^i = \frac{\omega_{k+1}^i}{\sum_{i=1}^n \omega_{k+1}^i} \quad (4.16)$$

(3) 重采样

在计算过程中, 经过数次迭代, 只有少数粒子的权值较大, 其余粒子的权值可以忽略不计, 粒子权重的方差随着时间增大, 状态空间中的有效粒子数目减少, 这一问题称为粒子退化问题。随着无效粒子数目的增加, 大量计算浪费在几乎不起作用的粒子上, 使得估计性能下降。通常采用有效粒子数 N_{ff} 衡量粒子权重的退化程度。 N_{ff} 近似计算公式为:

$$N_{ff} = \frac{1}{\sum_{i=1}^n (\tilde{\omega}_{k+1}^i)^2} \quad (4.17)$$

设有效粒子数阈值为 N_{th} , 若 $N_{ff} \leq N_{th}$, 则说明粒子退化严重, 粒子集在此时无法有效表示状态变量的后验分布, 需要对整个粒子进行重采样。自适应蒙特卡罗定位算法采用 KLD 算法, 重采样得到新的 n 个粒子。KLD 算法^[41]如表 4.1 所示。

KLD 算法的输入是一个加权的后采样集合 χ_k , 也就是说 χ_k 中的样本并非重采样, 另外还有控制量 u_{k+1} , 观测量 z_{k+1} , 地图 m, 统计误差界限 ϵ 和 δ 。输出是一个 k+1 时刻的新的粒子集。

表 4.1 KLD 重采样算法

Table 4.1 KLD resampling algorithm

```

1:   Algorithm KLD_Sampling( $\chi_k, u_{k+1}, z_{k+1}, m, \epsilon, \delta$ ):
2:    $\chi_{k+1} = \emptyset$ 
3:    $M = 0, M_\chi = 0, j = 0$ 
4:   for all b in H do
5:     b=empty
6:   endfor
7:   do
8:     draw i with probability  $\propto \omega_k^i$ 
9:      $x_{k+1}^{[M]} = sample\_motion\_model(u_{k+1}, x_k^{[i]})$ 
10:     $\omega_{k+1}^{[M]} = measurement\_model(z_{k+1}, x_{k+1}^{[M]}, m)$ 
11:     $\chi_{k+1} = \chi_{k+1} + \langle x_{k+1}^{[M]}, \omega_{k+1}^{[M]} \rangle$ 
12:    if  $\omega_{k+1}^{[M]}$  falls into empty bin b then
13:      j=j+1
14:      b= non - empty
15:      if j>1 then
16:         $M_\chi := \frac{j-1}{2\epsilon} \left\{ 1 - \frac{2}{9(j-1)} + \sqrt{\frac{2}{9(j-1)}} Z_{1-\delta} \right\}^3$ 
17:    endif
18:     $M = M + 1$ 
19:    While  $M < M_\chi$  or  $M < M_{\chi_{min}}$ 
20:    return  $\chi_{k+1}$ 

```

(4) 转到第 2 步, 迭代循环。

4.2 基于轮式里程计、IMU 和 UWB 的融合定位算法

本节基于轮式里程计、IMU 和 UWB 的定位数据提出了一种多种传感器融合扩展卡尔曼滤波定位算法。

假设移动机器人的工作区域是理想的水平二维环境, 系统的状态向量为机器人的位姿, 已知 k 时刻移动机器人的位姿为 $x_k = (X_k, Y_k, \theta_k)^T$, 其中 X_k, Y_k 表示移动

机器人几何中心的位置, θ_k 表示移动机器人在导航坐标系中的姿态。移动机器人的位姿从机器人坐标系到导航坐标系的位姿变换矩阵参考 3.2.1 节。为了逐步估计移动机器人的位姿, 在 EKF 中, 使用轮式里程计的数据做状态预测, 使用 IMU 提供的姿态数据和 UWB 提供的位置数据做测量更新。

4.2.1 状态预测

这里使用轮式里程计为预测步提供控制量 $u_{k+1} = (V_{odo,x}, V_{odo,y}, \omega_{odo})$, 式 (3.7) 为系统的运动模型。

(1) 根据运动模型预测 $k + 1$ 时刻的位姿估计值为:

$$\hat{x}_{k+1}^- = \hat{x}_k + \begin{bmatrix} \cos\theta_k & -\sin\theta_k & 0 \\ \sin\theta_k & \cos\theta_k & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_{odo,x} \\ V_{odo,y} \\ \omega_{odo} \end{bmatrix} dt \quad (4.18)$$

式中 \hat{x}_{k+1}^- —— 表示由运动模型预测的 $k + 1$ 时刻的位姿估计值。其中, 符号 $^-$ 表示估计值, 符号 $^-$ 表示预测值

(2) 预测状态向量先验估计值的协方差矩阵为:

$$P_{k+1}^- = \nabla f_x P_k \nabla f_x^T + \nabla f_w Q_{k+1} \nabla f_w^T \quad (4.19)$$

运动模型的雅可比矩阵和运动噪声的雅可比矩阵分别为:

$$\nabla f_x = \begin{bmatrix} 1 & 0 & (-V_x \sin\theta_k + V_y \cos\theta_k)dt \\ 0 & 1 & (V_x \cos\theta_k - V_y \sin\theta_k)dt \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$\nabla f_w = \begin{bmatrix} dt \cos\theta_k & -dt \sin\theta_k & 0 \\ dt \sin\theta_k & dt \cos\theta_k & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

轮式里程计测量时, 运动噪声典型值为 $w_x = w_y = 0.1m/m$, $w_\theta = 1^\circ/m$, 所以

$$Q_{k+1} = \begin{bmatrix} 0.01 & 0 & 0 \\ 0 & 0.01 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

4.2.2 测量更新

$k + 1$ 时刻 IMU 的姿态测量信息 $\theta_{k+1,IMU}$, UWB 提供的位置信息 $(X_{k+1,UWB}, Y_{k+1,UWB})$, 此时观测模型为

$$z_{k+1} = \begin{bmatrix} X_{k+1} \\ Y_{k+1} \\ \theta_{k+1} \end{bmatrix} + v_{k+1} \quad (4.20)$$

(1) 计算卡尔曼增益

$$K_{k+1} = P_{k+1}^- \nabla h_x^T (\nabla h_x P_{k+1}^- \nabla h_x^T + R_{k+1})^{-1} \quad (4.21)$$

其中 ∇h_x 是一个单位矩阵, R_{k+1} 是观测噪声的协方差矩阵, 一般由厂家给出精度或者通过实验统计进行噪声评估, 这里先假设

$$R_{k+1} = \begin{bmatrix} \sigma_X & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_Y & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_\theta \end{bmatrix}$$

式中 σ_X ——表示 UWB 输出的关于位置 X 的观测噪声方差

σ_Y ——表示 UWB 输出的关于位置 Y 的观测噪声方差

σ_θ ——表示 IMU 输出的关于姿态 θ 的观测噪声方差

则卡尔曼增益为:

$$K_{k+1} = \begin{bmatrix} k_X & 0 & 0 \\ 0 & k_Y & 0 \\ 0 & 0 & k_\theta \end{bmatrix} \quad (4.22)$$

$$K_{k+1} = \begin{bmatrix} \frac{P_{k+1,X}^-}{P_{k+1,X}^- + \sigma_X} & 0 & 0 \\ 0 & \frac{P_{k+1,Y}^-}{P_{k+1,Y}^- + \sigma_Y} & 0 \\ 0 & 0 & \frac{P_{k+1,\theta}^-}{P_{k+1,\theta}^- + \sigma_\theta} \end{bmatrix} \quad (4.23)$$

(2) 状态变量的后验为:

$$\hat{x}_{k+1} = \hat{x}_{k+1}^- + K_{k+1}(z_{k+1} - \hat{x}_{k+1}^-) \quad (4.24)$$

$$\hat{x}_{k+1} = \begin{pmatrix} \hat{x}_{k+1,X}^- + k_X(X_{k+1,UWB} - \hat{x}_{k+1}^-) \\ \hat{x}_{k+1,Y}^- + k_Y(Y_{k+1,UWB} - \hat{x}_{k+1,Y}^-) \\ \hat{x}_{k+1,\theta}^- + k_\theta(\theta_{k+1,IMU} - \hat{x}_{k+1,\theta}^-) \end{pmatrix} \quad (4.25)$$

(3) 将协方差矩阵更新为状态变量后验估计值的协方差矩阵为:

$$P_{k+1} = (I - K_{k+1})P_{k+1}^- \quad (4.26)$$

4.3 基于轮式里程计、IMU、UWB 和激光雷达融合定位算法

4.3.1 基于自适应蒙特卡罗的融合定位算法

以第 4.2 节里程计、IMU、UWB 使用扩展卡尔曼滤波的结果 $x_{k,EKF} = (X_{EKF}, Y_{EKF}, \theta_{EKF})$ 作为本节预测步的数据, 使用激光雷达和点云匹配得到的定位结果 $x_{k+1,Laser} = (X_{Laser}, Y_{Laser}, \theta_{Laser})$ 作为更新步的观测。于是, 状态转移方程和转移方程分别为:

$$x_{k+1} = x_k + w_{k+1} \quad (4.27)$$

$$z_{k+1} = x_{k+1} + v_{k+1} \quad (4.28)$$

(1) 初始化生成粒子

假设初值 $x_k \sim N(x_{k,start}, \sigma^2)$, $x_{k,start} = (X_{k,start}, Y_{k,start}, \theta_{k,start})$, 通常情况下 $x_{k,start}, \sigma^2$ 是未知的, 初始时可以设置成 $x_{k,start} = (0, 0, 0)$ 。由于 $x_{k,start}$ 可能非常的不准, 为了使得初始化得到的粒子集包含真实位姿且生成接近真实位姿的粒子, σ^2 需要设置的很大, 且粒子数较多。这里设置 $\sigma^2 = 100$, 随机生成粒子的个数 $n = 500$ 。

则生成的粒子集为:

$$\chi_k: \{(X_k^i, \omega_k^i)\}_{i=1,2,\dots,500}$$

其中 X_k^i 是按照随机变量 x_k 的概率分布 $x_k \sim N(\mu, \sigma^2)$ 随机采样生成的样本, 通常初始化时权重 $\omega_k^i = 1/500$ 。

(2) 重要性采样

1) 预测步

EKF 阶段融合的结果为预测步提供了先验分布 $x_{k+1} \sim N(x_{k,EKF}, \sigma_{EKF}^2)$, 其中 $x_{k,EKF} = (X_{EKF}, Y_{EKF}, \theta_{EKF})$, $\sigma_{EKF}^2 = P_k$, P_k 是 x_{EKF} 在 EKF 阶段的协方差。

预测步由 $x_{k+1} \sim N(x_{k,EKF}, \sigma_{EKF}^2)$ 采样更新的粒子为:

$$X_{k+1}^i = x_{k,EKF} + w_{k+1} \quad (4.29)$$

其中, $w_{k+1} \sim N(0, \sigma_{EKF}^2)$,

则经过转移状态转移方程更新后的粒子集为

$$\hat{\chi}_{k+1}^-: \{(X_{k+1}^i, \omega_k^i)\}_{i=1,2,\dots,500}$$

其中, X_{k+1}^i 是按照先验概率分布 $x_{k+1} \sim N(\mu_{EKF}, \sigma_{EKF}^2)$ 随机采样生成的样本。

2) 更新步

更新步是激光雷达点云匹配点云地图得到机器人的位姿 $x_{k+1,Laser} = (X_{Laser}, Y_{Laser}, \theta_{Laser})$ 作为观测值。已知激光雷达的观测噪声近似于高斯分布, 即 $v_{k+1} \sim N(0, R_{k+1})$, $R_{k+1} = E[v_{k+1} v_{k+1}^T]$, v_{k+1} 往往是一个常数, 这可以由表 3.2 中厂家提供的测距分辨率和角度分辨率决定, 通常情况下可以依据测距分辨率和角度推算或者实验测得。但是由于环境中因素(比如空气流动)影响激光雷达的测量精度, 应该通过实验测得的激光雷达的观测噪声。

利用激光雷达观测更新后的粒子权重:

$$\omega_{k+1}^i = f_R(x_{k+1,Laser} - X_{k+1}^i) \omega_k^i \quad (4.30)$$

式中 $f_R(\cdot)$ ——表示观测噪声 v_{k+1} 的概率分布函数

则经过观测方程更新后的粒子集为:

$$\hat{\chi}_{k+1}: X_{k+1}^i, \omega_{k+1}^i \}_{i=1,2,\dots,500}$$

对所有粒子的权重 ω_{k+1}^i 进行归一化, 即

$$\tilde{\omega}_{k+1}^i = \frac{\omega_{k+1}^i}{\sum_{i=1}^{500} \omega_{k+1}^i} \quad (4.31)$$

(3) 重采样

这里采用 KLD 算法进行重采样, 有效粒子数阈值为 $N_{th} = 20$, 计算有效粒子数 N_{ff}

$$N_{ff} = \frac{1}{\sum_{i=1}^{500} (\tilde{\omega}_{k+1}^i)^2} \quad (4.32)$$

如果 $N_{ff} \leq N_{th}$, 则执行表 4.1 中的算法。

4.3.2 算法改进

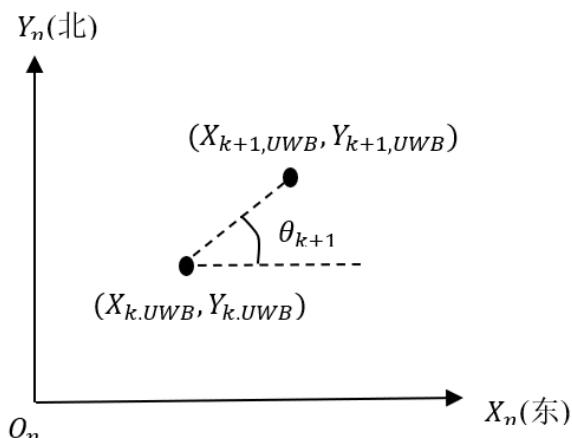
机器人刚刚启动时, 由于蒙特卡罗定位算法在粒子初始化时没有较为准确的初始化位姿, 一般初始化时选用的粒子数较多, 导致算法收敛较慢或者无法自主初始化。目前的一些改进方法是采用认为观察移动机器人实际位置, 然后手动标定的方法。但是, 这样无法实现移动机器人的自主定位。为了实现移动机器人自动初始化, 减少人工成本, 改进了基于自适应蒙特卡罗定位的方法。这里将改进方法命名为自主初始化定位(Autonomous Initial Positioning, AIP)算法, 该算法实现了移动机器人在刚启动时给出当前移动机器人位姿及置信度信息, 给自适应蒙特卡罗定位算法提供粒子初始化所需要的定位信息。

具体流程如下:

首先, 采用 UWB 提供的位置信息 $(X_{k,UWB}, Y_{k,UWB})$ 计算出移动机器人的初始位姿 $x_{start} = (X_{start}, Y_{start}, \theta_{start})$ 。正如所看到的, UWB 提供的只有位置信息, 缺少姿态信息, 所以只需要计算出姿态信息 $\theta_{k,start}$ 。这里采用的策略是: 移动机器人位置初始化时, 控制移动机器人沿着当前方向移动一小段距离, 得到 UWB 提供的第二个坐标 $(X_{k+1,UWB}, Y_{k+1,UWB})$, 如图 4.1 所示, 在二维导航坐标系 $X_n - O_n - Y_n$ 中 $k+1$ 时刻移动机器人的航向角为 θ_{k+1} :

$$\theta_{k+1} = \tan^{-1} \frac{Y_{k+1,UWB} - Y_{k,UWB}}{X_{k+1,UWB} - X_{k,UWB}} \quad (4.33)$$

$$x_{start} = \begin{bmatrix} X_{start} \\ Y_{start} \\ \theta_{start} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} X_{k+1,UWB} \\ Y_{k+1,UWB} \\ \theta_{k+1} \end{bmatrix} \quad (4.34)$$

图 4.1 二维导航坐标系 $X_n - O_n - Y_n$ **Figure 4.1 Two-dimensional navigation coordinate system $X_n - O_n - Y_n$**

其次，由于通过 UWB 计算出的移动机器人初始位姿并非真实位姿，只是一个更加接近于真实位姿的位姿，所以应该给出此位置的概率分布。前面已经知道，UWB 存在测量噪声，且测量噪声 $v_{k+1} \sim N(0, R_{k+1})$ ，则使用 UWB 测量的获得的初始化位姿满足：

$$x_{k+1} \sim N(x_{start}, R_{k+1})$$

4.4 移动机器人导航算法

4.4.1 移动机器人路径规划算法

移动机器人的导航是机器人利用传感器获取环境信息后，实现按照规避障碍物且移动路径最优的要求自主移动，最终到达指定目标点的过程。因此移动机器人最重要的导航算法就是路径规划算法。路径规划算法包括全局路径规划算法和局部路径规划算法，本论文移动机器人上位机采用了 ROS 系统作为移动机器人的上层控制系统，主要研究了在 ROS 系统中使用的路径规划算法。

全局路径规划算法是在地图中找到一条从初始点到目标点路径。在移动机器人上应用较多的算法是基于搜索的路径规划算法，基于搜索的路径规划算法主要有 Dijkstra 算法和 A* 算法^[60]等。Dijkstra 算法基于搜索的路径规划方法^[61]。其特点是从起点逐渐向外扩展搜索，执行过程中可以找到最优路径，但是因为其搜索

时遍历了几乎所有节点，效率太低。A*算法是在 Dijkstra 算法框架基础上结合贪心算法实现的一种路径规划方法。该算法搜索节点时，定义了一个启发函数 $h(n)$ ，该函数给每个节点从该节点到目标点的最小代价的估值。采用不同的启发函数的 A*算法效果不同，也就形成了很多种在 A*算法基础上改进的算法。当 $h(n) = 0$ 时，A*退化成 Dijkstra 算法。总的来说 A*算法搜索效率高于 Dijkstra 算法，因此使用 A*算法作为全局路径规划算法。A*算法的伪代码如表 4.2 所示。

表 4.2 A*算法伪代码

Table 4.2 pseudocode of A * algorithm

```

1:    维护一个容器（Open List）
2:    g(start)=0, g(n)=infinite
3:    Loop
4:        弹出 f(n)=g(n)+h(n)最小的节点
5:        n 标记为已扩展节点，加入 close 集合
6:        扩展邻居节点，对所有未扩展邻居节点 m
7:            if g(m)=infinite:
8:                g(m)=g(n)+Cnm
9:                计算 f(m)
10:               把节点 m 加入容器
11:            elif g(m)>g(n)+Cnm:
12:                g(m)=g(n)+Cnm
13:                更新 f(m)
14:    End while(容器空 or 找到目标点)

```

在伪代码中， $g(n)$ 表示当前对从起始状态到节点“n”的累计代价的最佳估计， $h(n)$ 表示从节点 n 到目标状态的估计最低代价（即目标代价），从开始状态到目标状态通过节点“n”的估计代价最少是 $f(n) = g(n) + h(n)$ ，路径搜索策略是：以最小的代价 $f(n) = g(n) + h(n)$ 扩展节点，更新节点“n”的所有未扩展邻居“m”的累积成本 $g(m)$ ，从开始状态开始，已扩展的节点的成本保证最低。 C_{nm} 表示当前节点“n”与邻居节点“m”间边的代价，本文中的代码采用的是网格坐标的欧式距离计算。

局部路径规划算法主要作用是：利用当前环境信息，结合全局路径完成避障和运动控制。常用的局部路径规划算法包括：动态窗口法和人工势场法^[62~63]。本论文中的移动机器人使用的是动态窗口算法。

在 ROS 中的导航框架(Navigation Stack)中有一个 move_base 算法包，提供了移动机器人路径规划的所有基本功能，这使得移动机器人配置路径规划算法很方便^[28]。通过修改软件包中的配置文件就可以配置不同路径规划算法。

4.4.2 导航算法改进

在 ROS 提供的导航框架的基础上实现自动发布目标点的功能在移动机器人应用中有一定意义。本论文实现了一种在 move_base 功能包的基础上开发的多点导航算法，算法流程如图 4.2 所示，该算法实现通过脚本语言向移动机器人自动发布多个目标点位置的功能。通过该算法机器人可以自主发布目标点位置以及在目标点停留的时间，省去了人为手动发布目标点的工作，从而实现了完全自主导航。该算法的实现是通过 move_base 的 action 机制实现的。首先，创建一个节点，在节点中订阅 move_base 服务器的消息；然后设置好目标点，等待 move_base 服务器的响应；当 move_base 服务器响应时，移动机器人就可以接收到发布的目

标点。

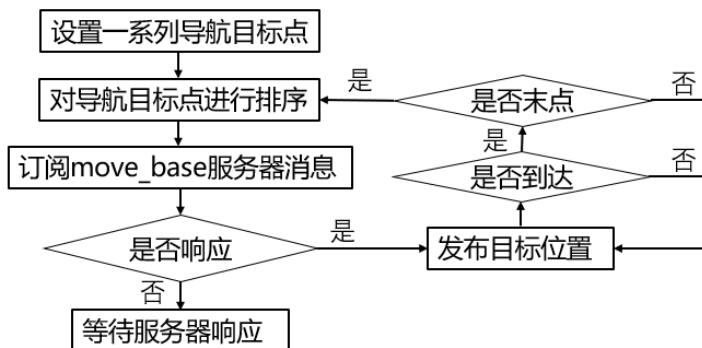


图 4.2 多点导航算法流程

Figure 4.2 Multipoint navigation algorithm process

4.5 本章小结

本章主要研究了移动机器人室内定位和导航相关的算法。首先，重点研究了扩展卡尔曼滤波算法和自适应蒙特卡罗定位算法。然后，基于轮式里程计、IMU 和 UWB 设计了扩展卡尔曼滤波算法。接着，基于轮式里程计、IMU、UWB 和

激光雷达设计了第三章提出的多传感器融合定位方案的算法。并且通过 move_base 的 action 机制编写脚本改进了自适应蒙特卡罗定位算法，实现移动机器人的自主初始化定位(AIP)算法，该算法可以实现对自适应蒙特卡罗定位算法的粒子初始化。最后，还研究了移动机器人导航所使用到路径规划算法，以及在现有导航框架(Navigation Stack)算法基础上开发了新的功能节点，实现了多点自主导航功能。

第 5 章 实验及分析

前面章节完成了室内移动机器人系统的搭建和传感器布局，对移动机器人提出了多传感器融合定位框架，并对定位和导航算法进行了分析和研究，实现定位框架的算法并对算法进行优化。本章从两个方面验证移动机器人定位系统的性能。一方面是移动机器人在人为控制下移动时，验证基于里程计、IMU 和 UWB 的融合定位精度；另一方面是移动机器人在自主导航时，验证基于里程计、IMU、UWB 和激光雷达融合定位精度和稳定性。移动机器人的定位和算法开发是在 ROS 框架中实现的，在充分利用开源工具包的基础上，为算法实现创建了新的功能包和节点，通过移动机器人上不同的节点共同工作，使得移动机器人实现自主初始化定位和多点自主导航。

5.1 创建环境地图

5.1.1 实验环境及配置介绍

为了方便实验和展示结果，在一个较大且空旷的室内环境中进行，并按照实验需求，布置了一些障碍物，障碍物及边界由泡沫板搭建，可有效防止机器人撞击造成实验区域的大小约为 $9.08m \times 7.50m$ ，如图 5.1 所示真实室内实验环境。为了实验中使用 UWB 定位系统，在环境中 安装了 4 个定位基站在实验室的四个角落，为了方便记录数据，安装时 4 个基站按照 $7.50m \times 6.00m$ 的长方形，并且要想获得较好的 UWB 定位数据，基站离墙面距离要大于 $0.2m$ 。实验设备主要包括一个移动机器人、一台戴尔笔记本电脑以及由一个 UWB 控制台、一个位标签和四个 UWB 定位基站组成的 UWB 定位系统。测量工具：卷尺，精度 $1mm$ 。测量移动机器人实际位置时，由于无法准确测得移动机器人几何中心的位置，所以卷尺的测量实际精度取 $1cm$ 。由于没有用于高精度测量的运动捕捉系统，本实验只测量了移动机器人的实际位置信息，无法测量实际角度信息。下面的实验验证进行了定位算法位置精度进行验证。



图 5.1 室内实验

Figure 5.1 Indoor experiment

5.1.2 创建环境地图

为验证所提出的定位方案和设计的融合定位算法在实际工作环境中的使用性能，利用了 ROS 系统自带的开源算法包 gmapping 创建环境地图。建图过程中 gmapping 算法包会使用到轮式里程计、IMU 和激光雷达等传感器的数据，因此，建图的质量可以验证传感器是否能正常工作。

按照以下步骤创建环境地图：

- (1) 首先在笔记本电脑端通过 WiFi 热点连接上位机的树莓派控制板，打开笔记本电脑端的虚拟下的 Ubuntu18.04，通过 SSH 协议远程登陆树莓派；
- (2) 然后，启动 gmapping 建图算法的 launch 文件，这样可以一起启动创建环境地图所需要的多个节点；
- (3) 其次，在虚拟机 Linux 端打开 ROS 自带的可视化界面工具 rviz，并启动键盘控制节点，控制移动机器人在环境中移动；
- (4) 最后，等创建环境地图完成之后，启动地图服务节点，保存刚刚创建的环境地图。

完整的环境地图如图 5.2 所示。地图中深色的线条表示障碍物，浅色的区域为安全区域。从创建的环境地图和真实的室内实验环境对比可以看出，创建的地图基本上是实际环境相符合，说明成功构建了地图。也说明轮式里程计、IMU 和激光雷达可以正常工作。

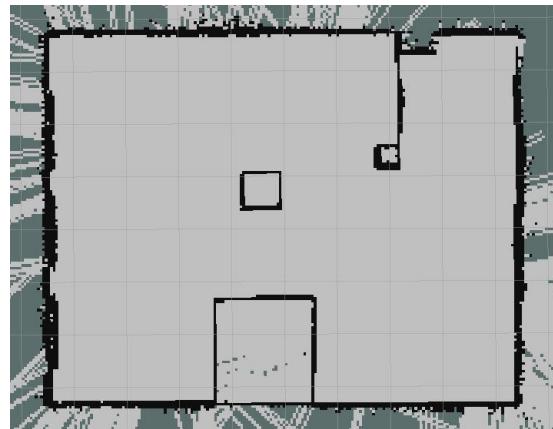


图 5.2 完整的环境地图

Figure 5.2 Complete environmental map

5.2 移动机器人室内融合定位实验

本论文没有为移动机器人配备运动捕捉系统，因此控制移动机器人沿着期望路线运动，将期望路线作为参考路径。这里的试验主要是验证定位系统的精度和鲁棒性。

5.2.1 实验前的准备

开始实验前需要确定 UWB 定位系统正常工作，即 UWB 标签在静止时定位精度达到 10cm 左右。

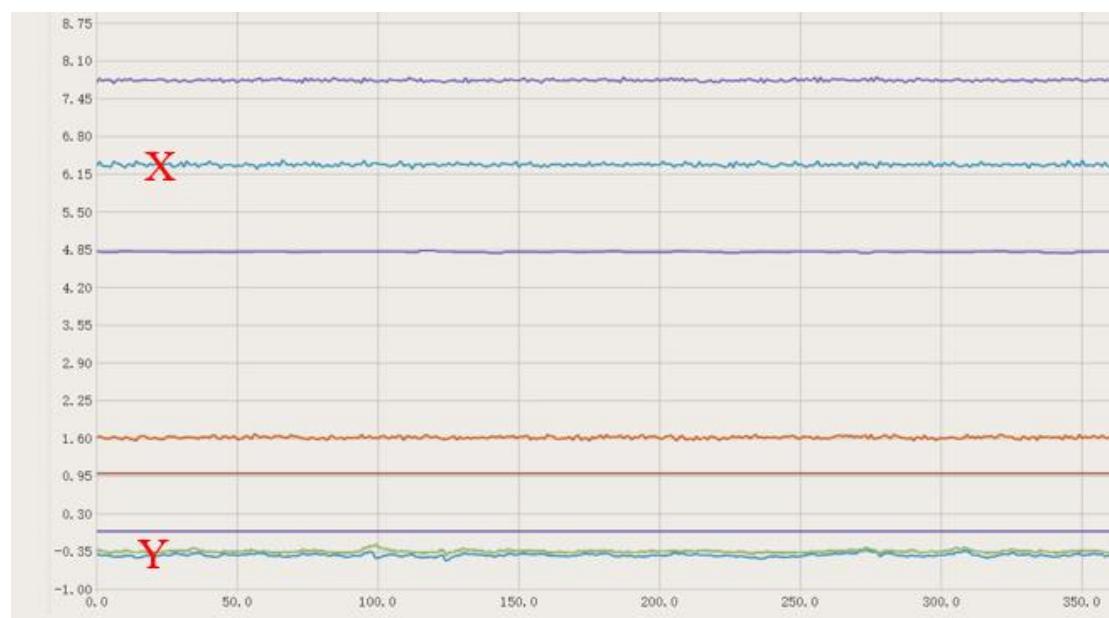


图 5.3 在 UWB 的软件助手中观察位姿数据的精度

Figure 5.3 Observe the accuracy of the pose data in the UWB software assistant

具体步骤：首先，UWB 的基站和标签全部上电，控制台连接到笔记本电脑；然后打开 UWB 定位系统的助手软件，标定基站的位置；接着查看定位标签输出的坐标值，查看坐标输出值如图 5.3 所示；最后，根据动态变化的数据的波峰和波谷之间的差值确定其定位精度。图 5.3 中已经标出代表坐标值 X，Y 的曲线，可以看出，移动机器人的位置基本是稳定的，并且数据的波峰和波谷之间的波动范围在 10cm 左右。否则，需要通过再次标定基站位置和调整基站天线的方向，使得数据稳定输出。

5.2.2 基于里程计、IMU 和 UWB 的融合定位算法验证

(1) 定位精度测试

1) 第一次测试

测试的基本步骤：

①实验时，首先启动控制移动机器人以 0.3m/s 的速度沿着直线运动一段距离，同时使用 ROS 自带的 bag 工具记录移动机器人里程计定位数据、UWB 定位数据以及多传感器融合后的定位数据，并生成一个 bag 包文件；

②然后，在 Matlab 软件上可以读取 bag 包文件，选择反映定位的数据绘制图像或者数据处理。

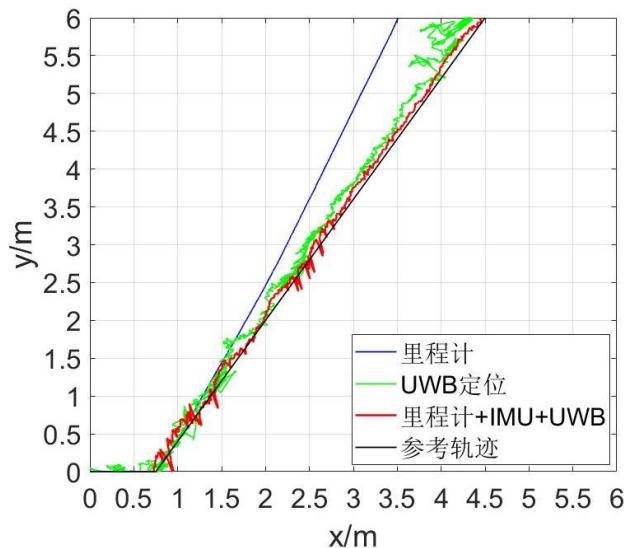


图 5.4 第一次定位精度测试不同传感器的轨迹对比

Figure 5.4 Comparison of the trajectory of different sensors in the first positioning accuracy test

在这里我们选择系统输出的位置信息进行绘图,第一次测试不同传感器输出轨迹对比如图 5.4 所示。参考轨迹是根据移动机器人的起点和终点拟合的直线,从图中可以看出轮式里程计的定位信息(蓝色曲线)随着移动距离增长不断偏离参考轨迹。UWB 定位轨迹(绿色曲线)很接近参考轨迹,但是噪声很大。多传感器融合定位算法处理数据之后的轨迹(红色曲线)明显更接近于参考轨迹,而且噪声减小,因此,说明移动机器人采用多传感器融合定位的精度高于其他两个传感器。

2) 第二次测试

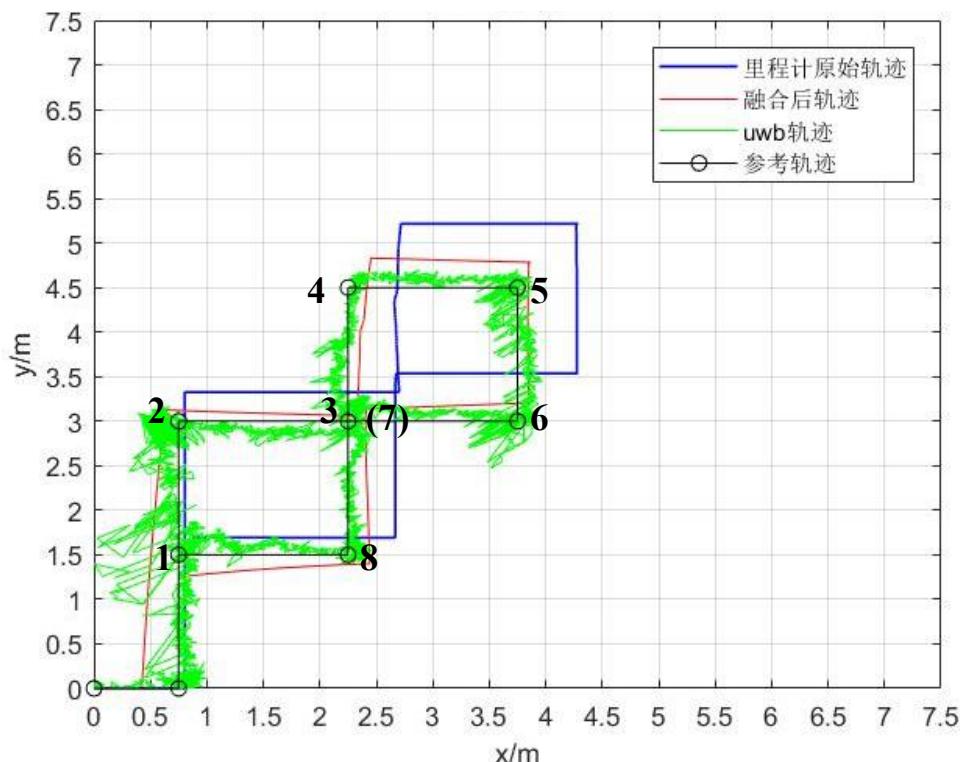


图 5.5 第二次定位精度测试不同定位方法的轨迹对比

Figure 5.5 Comparison of the trajectory of different positioning method in the second positioning accuracy test

第二次测试时,里程计定位、UWB 定位和融合定位的轨迹如图 5.5 所示。实验时,远程控制移动机器人沿着参考轨迹进行移动,依次经过图中数字标注所示的 8 个采样点位(编号 1-8),并记录下不同轨迹在 8 个点位时的坐标值,采用这 8 个采样点位的坐标值估计运动过程的定位精度,各点具体坐标值如表 5.1 所示,用于计算移动机器人里程计、UWB、融合定位三种定位方式的定位精度。

表 5.1 不同轨迹中各点位的坐标值

Table 5.1 The coordinate value of each point in different trajectories

点位	参考轨迹	UWB 轨迹	里程计轨迹	融合后轨迹
1	(0.750,1.500)	(0.662,1.494)	(0.768,1.626)	(0.564,1.530)
2	(0.750,3.000)	(0.635,3.058)	(0.769,3.310)	(0.660,3.123)
3	(2.250,3.000)	(2.384,3.050)	(2.715,3.345)	(2.405,3.062)
4	(2.250,4.500)	(2.360,4.585)	(2.725,5.212)	(2.446,4.769)
5	(3.750,4.500)	(3.655,4.350)	(4.285,5.236)	(3.855,4.769)
6	(3.750,3.000)	(3.680,3.143)	(4.301,3.505)	(3.849,3.225)
7	(2.250,3.000)	(2.351,2.946)	(2.695,3.507)	(2.425,3.126)
8	(2.250,1.500)	(2.240,1.550)	(2.690,1.690)	(2.432,1.485)

标准差可以较好地描述测量值偏离真实值的程度，因此采用标准差计算出各种定位(里程计定位、UWB 定位、融合后定位)方法的精度，计算公式如下：

$$\delta = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - x_0)^2} \quad (5.1)$$

式中 δ ——表示定位精度 m

x_i ——表示不同定位方法轨迹中测得的点的坐标

x_0 ——表示参考轨迹中测得的点的坐标

各种定位方法的精度见表 5.2。

表 5.2 各种定位方法中采样坐标点的精度

Table 5.2 Accuracy of sampling coordinate points in various positioning methods

各定位方法的精度	X 方向(m)	Y 方向(m)
里程计定位精度	0.4219	0.4780
UWB 定位精度	0.0970	0.0877
融合后定位精度	0.1540	0.1700

从图 5.5 中可以看出，代表 UWB 定位轨迹的绿线轨迹有很大的波动，说明 UWB 定位的噪声很大，代表融合后的定位轨迹的红色线较为光滑，说明经过融合后的定位噪声减少了很多。从表 5.2 中可以看出 UWB 的定位精度最高，里程计的定位精度很低，融合后的定位精度相比与里程计定位精度提高了 60%以上。

总之，融合后的定位结果综合了里程计定位噪声小和 UWB 定位精度高的优点，但是融合后的定位精度在 10 厘米以上，还不满足产品需求，因此需要进一步融合激光雷达传感器，提高定位精度。

(2) 定位鲁棒性测试

本次测试针对 UWB 信号受到干扰的情况进行鲁棒性验证，控制移动机器人沿着一个正方形的参考轨迹行走，移动机器人行走到右上角时，UWB 信号受到干扰。不同传感器的轨迹对比如图 5.6 所示，从 Matlab 分析不同数据的轨迹来看，UWB 数据外界受到干扰后，移动机器人融合后的轨迹会更加相信里程计的数据，因此定位精度降低。但是干扰消失后，融合后的数据又自动纠正，且逐渐接近参考轨迹，由此可以证明融合后的定位有强的鲁棒性。

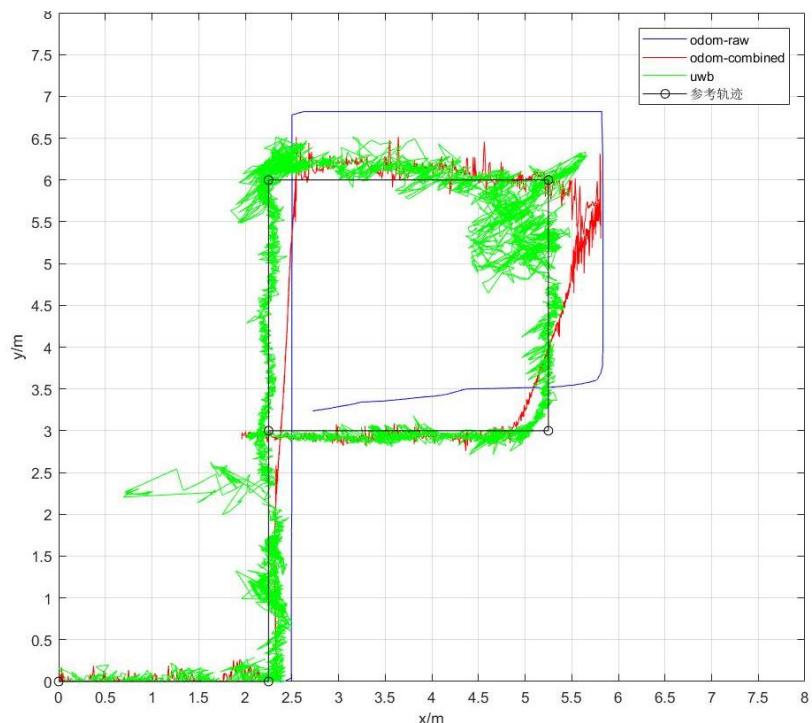


图 5.6 定位鲁棒性测试不同定位方法的轨迹对比

Figure 5.6 Comparison of the trajectory of different positioning methods in the positioning robustness test

5.2.3 基于里程计、IMU、UWB 和激光雷达的融合定位算法验证

(1) 定位精度测试

为了验证基于轮式里程计、IMU、UWB 和激光雷达的融合定位算法的定位

精度,在移动机器人ROS系统发布四个采样目标点 a(2.250, 3.000)、b(2.250, 6.000)、c(5.250, 6.000)、d(5.250, 3.000), 移动机器人从导航坐标系原点出发依次经过这四个目标点, 各目标点之间运动轨迹由导航算法自主规划, 采用目标点的定位精度可以估计运动过程的定位精度。各定位方法的轨迹如图 5.7 所示, 图中融合后轨迹是指基于轮式里程计、IMU 和 UWB 的融合定位算法的定位轨迹; amcl 轨迹是指基于轮式里程计、IMU、UWB 和激光雷达的融合定位算法的定位轨迹。

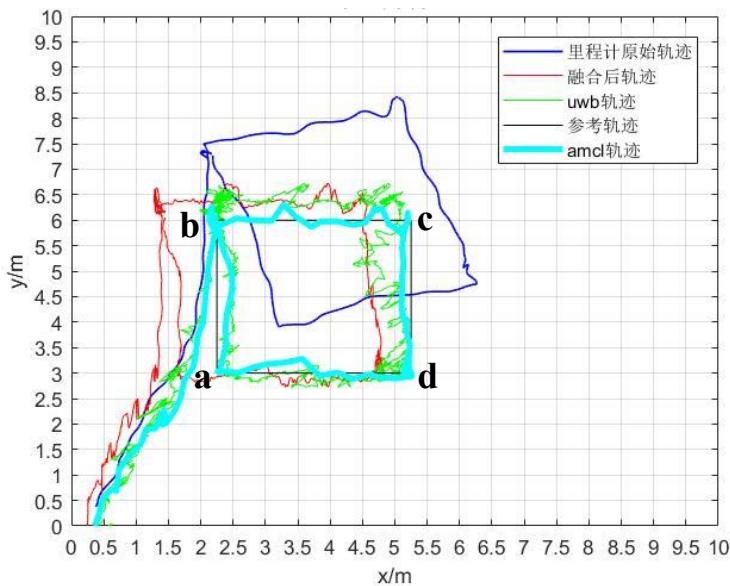


图 5.7 不同定位方法的轨迹对比

Figure 5.7 Comparison of trajectories of different positioning methods

图 5.8 中黑色轨迹代表参考轨迹, 是根据各目标点拟合出的虚拟轨迹, 用于和不同定位方法得到的轨迹进行对比, 显示定位效果差异。从图中可以看出里程计的定位信息(蓝色曲线)随着移动距离增长不断偏离参考轨迹。UWB 定位轨迹(绿色曲线)很接近参考轨迹, 但是噪声很大。里程计、IMU 和 UWB 定位融合后的轨迹(红色曲线)较为更接近于参考轨迹, 说明融合后定位精度和稳定性有所提高。青色曲线代表进一步融合激光雷达后的定位轨迹, 更为接近参考轨迹, 说明定位精度和稳定性得到进一步提高。图中目标点之间的局部轨迹与参考轨迹偏离较大, 主要是由于参考轨迹是拟合得出, 利用现有的实验条件可以获得 a, b, c, d 四个采样目标点的实际坐标值, 中间轨迹由导航算法规划, 实际计算精度时使用采样目标点计算。

表 5.3 AMCL 算法中不同轨迹中各点位的坐标值**Table5.3 The coordinate value of each point in different trajectories in the AMCL algorithm**

点位	目标点	实际位置	里程计轨迹	UWB 轨迹	融合后轨迹	amcl 轨迹
a	(2.250,3.000)	(2.15,2.95)	(3.367,3.591)	(2.678,3.002)	(2.303,3.147)	(2.154,2.979)
b	(2.250,6.000)	(2.30,5.95)	(2.391,6.867)	(2.193,6.024)	(2.098,6.425)	(2.217,5.910)
c	(5.250,6.000)	(5.20,6.20)	(5.425,6.012)	(4.865,6.080)	(5.425,6.012)	(5.087,6.013)
d	(5.250,3.000)	(5.28,3.20)	(5.495,3.039)	(5.135,3.145)	(5.494,3.039)	(5.220,3.247)

表 5.3 记录了图 5.7 中设定的采样目标点 a, b, c, d 的坐标值、移动机器人自主导航到目标点时实际坐标值以及移动机器人经过不同轨迹时在 a, b, c, d 四个点的坐标值。

为了使得移动机器人快速到达导航目标点，会在局部路径规划器设置导航参数：xy_goal_tolerance，该参数表示移动机器人到达目标点的 X, Y 坐标容差，机器人实际坐标小于这个值，则规划器认为机器人已经到达目标点。所以移动机器人导航到各目标点时实际位置与目标点并不相同。导航过程中移动机器人的实际位置由卷尺测得，测量精度取 1cm。

采用 5.1 式并利用表 5.3 中测得的点坐标计算出的各种定位(里程计定位、UWB 定位、融合后定位、amcl 定位)方法的精度及导航精度见表 5.4。计算定位精度时使用实际位置坐标和各个轨迹在目标点的位置的坐标，计算导航精度时使用实际位置坐标和目标点坐标。导航精度代表移动机器人实际到达位置与目标位置的误差，通常导航精度略低于定位精度。

表 5.4 AMCL 算法中各定位方法的精度**Table5.4 Accuracy of each positioning method in AMCL algorithm**

各定位方法的精度	X 方向(m)	Y 方向(m)
里程计定位精度	0.6325	0.5729
UWB 定位精度	0.3224	0.0800
融合后定位精度	0.2088	0.2854
amcl 定位精度	0.0717	0.0995
导航精度	0.0612	0.1458

通过对各定位方法中采样目标点坐标值计算得到表 5.4 中各种定位方法的

精度，可以看出里程计的定位精度较低，UWB 的定位精度较高，里程计、IMU 和 UWB 定位融合后的定位精度相比于里程计定位精度有了较大提高。通过里程计、IMU、UWB 和激光雷达融合得到的 amcl 定位精度显示：进一步融合激光雷达的定位数据，使得系统的定位的精度进一步提高，达到 10 厘米以下的定位精度，满足了产品需求。总之，最终融合定位结果相比里程计定位精度提高了约 80%，相对于 UWB 定位精度提高了约 60%。表明通过进一步融合激光雷达使得系统的定位的精度进一步提高了，达到了产品需求的 10 厘米以下定位精度。

(2) 鲁棒性测试

使用上面设置的目标点，进行循环导航试验，如图 5.8 所示，图中蓝色线显示了移动机器人的运动轨迹，移动机器人按照给定的目标点不停地运动。



图 5.8 鲁棒性测试中移动机器人运动轨迹图

Figure 5.8 Motion trajectory diagram of mobile robot in robustness test

图中黑色点表示有人的位置，每次移动机器人到达目标点位置都是较为准确的，即使有人在环境中走动，移动机器人只是在局部路径规划时改变运动轨迹，却没有出现定位失效的情况，说明该定位方案在动态环境中有较好的鲁棒性。

(3) 移动机器人初始化定位测试

如图 5.9 所示，在使用默认的 AMCL 算法进行粒子初始化时，如图(a)，红色的带箭头的点代表移动机器人的位姿，在移动机器人刚启动后，移动机器人会默认在(0,0)的位置进行初始化，使用的粒子较多，且粒子分散程度较低。使用改进后自主初始化定位(AIP)算法初始化自适应蒙特卡罗算法，如图(b)所示，移动

机器人刚启动后，带箭头的点几乎集中于一点，说明此时获得了较高的置信度的位姿，移动机器人粒子初始化成功。

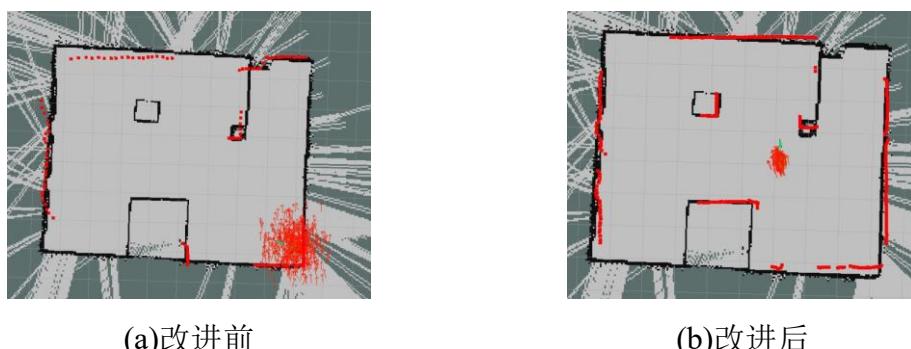


图 5.9 对 AMCL 算法粒子初始化定位改进后的实验对比

Figure 5.9 Experimental comparison of improved AMCL algorithm particle initialization positioning

5.3 移动机器人室内导航实验

为验证在移动机器人导航框架上开发功能节点，即实现多点导航的可行性，定义了四个目标点，通过多点导航算法使得移动机器人在如图 5.9 所示的环境地图中循环运动。多点导航算法有移动机器人自主发布目标点的功能，当循环发布目标点时，就可以看到移动机器人在预设的目标点之间循环导航。在没有干扰的情况下移动机器人基本按照相似的路线实现导航，当受到外界干扰，比如有人在移动机器人规划的路径上时如图中黑点所示。机器人会重新规划路径，并最终到达目标点。从图中可以看出，移动机器人通过自主发布目标点，实现了自主导航功能。



图 5.10 移动机器人多点导航实验

Figure 5.10 Mobile robot multi-point navigation experiment

5.4 本章小结

本章通过在移动机器人上进行了定位和导航实验，验证了所提出定位框架的可行性。定位实验结果表明，按照文中提到的定位框架实现的定位算法具有精度高，鲁棒性好的优点。导航实验证明了导航算法的有效性，并实现了移动机器人的自主导航功能。

第6章 结论与展望

6.1 结论

伴随移动机器人技术的飞速发展，移动机器人在室内的应用场景也越来越多。现在移动机器人在应用过程中还存在一些技术问题需要解决。本论文针对室内移动机器人，从机器人的工作环境和设计规格出发，设计了机器人系统。在实际应用中逐渐发现问题，并确立了主要研究方向。本课题主要研究了基于多传感器融合的移动机器人定位和导航方法研究。主要完成了以下研究成果：

- (1) 针对医院复杂的环境，设计了一种麦克纳姆轮式全方位移动机器人，开发了硬软件系统，并对机器人进行了运动学分析。为开展基于多传感器融合的室内移动机器人定位与导航研究奠定了基础。
- (2) 分析了应用于室内移动机器人定位的传感器，并依据传感器特性选择出了轮式里程计、IMU、UWB 和激光雷达作为本次设计的移动机器人的传感器。对这四种传感器数据的分析进行了数学建模，为后面传感器融合定位打下基础。提出了一种多传感器融合定位框架，该框架基于扩展卡尔曼滤波和自适应蒙特卡罗定位算法两种定位算法组合的改进。
- (3) 针对自适应蒙特卡罗定位算法无法自主初始化位姿，提出了一种解决办法。使用 UWB 的定位数据作为初始化位姿，并设计了 AIP 算法，计算 UWB 定位的偏航角。实现了移动机器人启动时快速确定自身位置。
- (4) 分析和研究了扩展卡尔曼滤波算法和自适应蒙特卡罗定位，并针对传感器设计了算法。此外还对移动机器人上的导航算法进行的研究，通过在 move_base 的基础上开发软件，实现了移动机器人多点自主导航。

6.2 研究展望

针对室内移动机器人研究的定位和导航问题存在以下几点需要优化：

- (1) 提出的使用 UWB 位置信息，标定 AMCL 的初始化粒子的算法，在实际应用时，UWB 提供的偏航角不准确，只能部分解决 AMCL 的初始化问题，因此需要继续改进。下一步研究是在移动机器人安装两个 UWB 标签，使用算法计算出移动机器人的初始位姿。

- (2) 本文研究内容是面向医院环境的，而医院环境最主要的不确定因素是流动的病人、医生和护士，需要机器人能够以符合社会的方式移动。本文研究未考虑这个因素，后续需研究在周围动态的演变情况下进行移动机器人导航。
- (3) 本论文研究了在视距条件下融合 UWB 定位，后续需在大场景和更复杂环境下对于非视距条件下的定位还需进一步研究。

参考文献

- [1] 王玉山, 王伟, 李仲阳, 等. 浅谈服务机器人的应用现状和发展前景[J]. 机电工程技术, 2017, 46(2), 94-96.
- [2] 李忠政. 全向四轮移动机器人的自主导航系统的研究[D]. 青岛理工大学, 2017.
- [3] Zhao L, He Z. An in-coordinate interval adaptive Kalman filtering algorithm for INS/GPS/SMNS[C]. 2012 IEEE 10th International Conference on Industrial Informatics, 2012: 41-44.
- [4] 李威, 叶焱, 谢晋雄, 等. UWB 高精度室内定位系统及实现[J]. 数据通信, 2018, 186(05): 17-22.
- [5] 谭民, 徐德, 等. 先进机器人控制[M]. 北京: 高等教育出版社, 2007.
- [6] 权美香, 朴松昊, 李国. 视觉 SLAM 综述[J]. 智能系统学报, 2016, 11(6): 768-776.
- [7] Zheng Z Y, Yan L, Jun W. LiDAR point cloud registration based on improved ICP method and SIFT feature[C]. 2015 IEEE International Conference on Progress in Informatics and Computing (PIC), 2015, 588-592.
- [8] 杨宗林. 物料搬运移动机器人的优化设计[D]. 合肥工业大学, 2017.
- [9] 佚名. 机甲大师 ROBOMASTER S1[J]. 工业设计, 2019, (6), 11.
- [10] 王兴松. Mecanum 轮全方位移动机器人技术及其应用[J]. 机械制造与自动化, 2014, 43(3): 1-6.
- [11] 周大威, 高学山, 王炎, 等. 全方位移动清扫机器人控制技术的研究[J]. 高技术通讯, 2000, 10(6): 65-67, 87.
- [12] 李瑞峰, 孙笛生, 阎国荣, 等. 移动式作业型智能服务机器人的研制[J]. 机器人技术与应用, 2003, (01), 27-29.
- [13] 曹云龙. 全方位移动 AGV 运动控制系统设计与实现[D]. 哈尔滨工业大学, 2017.
- [14] 张宇飞. 基于全方位移动平台运动控制系统设计与实现 [D]. 哈尔滨工业大学, 2018.
- [15] 王兴松. Mecanum 轮全方位移动机器人原理与应用[M]. 南京: 东南大学出版社, 2018.
- [16] 靳士超. 基于麦克纳姆轮的全向智能移动机器人导航系统研究[D]. 苏州大学, 2018.
- [17] 朱艳杰. 基于麦克纳姆轮全向车设计与性能研究[D]. 燕山大学, 2016.
- [18] Shepelev D, Ustyuzhanin A. Towards Development of Reliable Mobile Robot Navigation System[C]. 2015 2nd International Conference on Information Science and Control Engineering, 2015, 1006-1010.
- [19] Sinha H, Patrikar J, Dhekane E G, Pandey G and Kothari M. Convolutional Neural Network Based Sensors for Mobile Robot Relocalization[C]. IEEE 2018 23rd International Conference on Methods & Models in Automation & Robotics (MMAR), 2018, 774-779.
- [20] Rezende A M C, Junior G, et al. Indoor Localization and Navigation Control Strategies for a

- Mobile Robot Designed to Inspect Confined Environments[C]. 2020 IEEE 16th International Conference on Automation Science and Engineering (CASE), 2020, 1427-1433.
- [21] Song Y, Guan M, et al. UWB/LiDAR Fusion For Cooperative Range-Only SLAM[C]. 2019 International Conference on Robotics and Automation (ICRA), 2019, 6568-6574.
- [22] 张礼廉, 屈豪, 毛军, 等. 视觉/惯性组合导航技术发展综述[J]. 导航定位与授时, 2020, 7(4): 50-63.
- [23] 李荣冰, 王智奇, 廖自威. 激光雷达/MEMS 微惯性组合室内导航算法研究[J]. 传感器与微系统, 2020, 12(346): 14-17, 21.
- [24] 马思源. 基于 IMU/UWB/码盘的移动机器人导航定位方法研究[D]. 济南大学, 2017.
- [25] 王飞. 基于 UWB 的室内移动机器人导航定位技术的研究[D]. 哈尔滨工程大学, 2017.
- [26] 李建勇, 刘雪梅. 基于 ROS 的开源移动机器人系统设计[J]. 机电工程: 2017, 34(2): 205-208.
- [27] 寿佳鑫, 张志明. 基于 ROS 和激光雷达的室内移动机器人定位和导航系统设计与实现[J]. 机械与电子, 2018, 36(11): 76-80.
- [28] 胡春旭. ROS 机器人开发实践[M]. 北京: 机械工业出版社, 2018.
- [29] Ros.org - Powering the world's robots[EB/OL]. <http://www.ros.org/>, 2021.
- [30] Documentation - ROS Wiki[EB/OL]. <http://wiki.ros.org>, 2021.
- [31] Grandoni F, Martinelli A, Martinelli F, Nicosia S and Valigi P. Sensor Fusion for Robot Localization[M]. Germany, Berlin: Springer-Verlag, 2001.
- [32] Yang J D, YANG J. H. Yang, Hong B R. An efficient approach to odometric error modeling for mobile robots[J]. Acta Autom. Sin, 2009, 35(2): 168-173.
- [33] 尹皓, 李海滨, 王利利. 基于多传感器融合的移动机器人定位研究 [EB/OL]. <https://kns.cnki.net/kcms/detail/44.1259.TH.20200825.1523.004.html>, 2020.
- [34] 刘生攀, 王文举, 饶兴桥. 单轴旋转捷联惯性导航系统误差分析与转位方案研究[J]. 兵工学报, 2018, 39(09): 1749-1755.
- [35] Akahori S, Higashi Y and Masuda A. Position estimation system with UWB, IMU and a distance sensor for quad-rotors[C]. TENCON 2017 IEEE Region 10th Conference, 2017: 1992-1996.
- [36] 孙建平, 高思琪. UWB 定位技术的应用研究[J]. 仪器仪表用户, 2019, 26(3): 77-82.
- [37] Barral V.; Escudero C J, et al. NLOS Identification and Mitigation Using Low-Cost UWB Devices[J]. Sensors, 2019, 19(16): 3464.
- [38] 严乐. 基于 WiFi 和传感器融合的室内定位导航系统设计[D]. 南京邮电大学, 2018.
- [39] 杨奎河, 胡新红. 室内定位技术研究综述[J]. 信息通信, 2018, 188(8): 106-108.
- [40] 干创业. 基于多传感器融合的组合导航系统设计[D]. 郑州大学, 2019.
- [41] 塞巴斯蒂安•特龙, 沃尔夫拉姆•比加尔, 迪特尔•福克斯. 概率机器人[M]. 北京: 机械

- 工业出版社, 2017.
- [42] 严恭敏. 捷联惯导算法与组合导航[M]. 西安: 西北工业大学出版社, 2019.
- [43] Hu J W. A survey on multi-sensor fusion based obstacle detection for intelligent ground vehicles in off-road environments[J]. Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering, 2020, 21(5): 675–692.
- [44] Sock J, Kim J, Min J H, et al. Probabilistic traversability map generation using 3D-LIDAR and camera[C]. IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2016: 5631-5637.
- [45] Cho H, Seo Y W, Kumar B, et al. A multi-sensor fusion system for moving object detection and tracking in urban driving environments[C]. IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2014: 1836-1843.
- [46] Asvadi A, Girão P, Peixoto P, et al.. 3D object tracking using RGB and LIDAR data[C]. IEEE International Conference on Intelligent Transportation Systems, 2016: 1255-1260.
- [47] Liu H P, Sun F C. Fusion tracking in color and infrared images using joint sparse representation[J]. Sci China Inform Sci, 2012, 55(3): 590-599.
- [48] Li Q Q, Chen L, Li M, et al. A sensor-fusion drivable region and lane-detection system for autonomous vehicle navigation in challenging road scenarios[J]. IEEE Trans Veh Technol, 2014, 63(2): 540-555.
- [49] Häselich M, Arends M, Lang D, et al. Terrain classification with Markov random fields on fused camera and 3D laser range data[C]. 5th European Conference on Mobile Robots, 2011: 153-158.
- [50] Xiao L, Wang R, Dai B, et al. Hybrid conditional random field based camera-lidar fusion for road detection[J]. Information Sciences, 2018, 432(03): 543-558.
- [51] Chen X Z, Ma H M, Wan J, et al. Multi-view 3D object detection network for autonomous driving[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2017: 6526-6534.
- [52] Ku J, Mozifian M, Lee J, et al. Joint 3D proposal generation and object detection from view aggregation[C]. IEEE/RSJ Int Conf on Intelligent Robots and Systems, 2018: 1-8.
- [53] Zhao G Q, Xiao X H, et al. 2014. Fusion of 3DLIDAR and camera data for scene parsing[J]. Journal of Visual Communication & Image Representation, 2014, 25(1): 165-183.
- [54] Wei P, Cagle L, et al. Lidar and camera detection fusion in a real-time industrial multi-sensor collision avoidance system[J]. Electronics, 2018, 7(6): 84.
- [55] Chavez-Garcia RO. Multiple Sensor Fusion for Detection, Classification and Tracking of Moving Objects in Driving Environments[D]. Université de Grenoble, Grenoble, France. 2014.
- [56] Starr J W, Lattimer B. Evidential sensor fusion of long wavelength infrared stereo vision and 3D-LIDAR for range finding in fire environments[J]. Fire Technol, 2017, 53(6): 1961-1983.
- [57] Fox D. Adaptive particle filters [J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2001, 14: 713-720.

- [58] Thrun S, Fox D, Burgard W, and Dellaert F. Robust Monte Carlo Localization for Mobile Robots [J]. Artificial Intelligence, 2001,128(1-2): 99-141.
- [59] Wang W, Li D, Yu W. Simultaneous localization and mapping embedded with particle filter algorithm[C]. IEEE European Conference on Antennas and Propagation, 2016: 1-4.
- [60] Duchon F, Babinec A, Kajan M, et al. Path planning with modified a star algorithm for a mobile robot[J]. Procedia Engineering, 2014: 96:59-69.
- [61] AMMAR A, BENNACEUR H, et al. Relaxed Dijkstra and A* with Linear Complex for Robot Planning Problems in Large-scale Grid Environments[J]. Soft Computing, 2016, 20(10): 4149-4171.
- [62] Fox D, Burgard W, Thrun S. The dynamic window approach to collision avoidance[J]. IEEE Robotics & Automation Magazine, 1997, 4(1): 23-33.
- [63] 江杰, 任恒靓. 基于改进人工势场法的移动机器人路径规划的研究[J]. 自动化应用, 2017, 118(8): 80-81.

致 谢

在三年研究生生涯里，我从开始对科研的憧憬，到对科研生活的深入体验，感觉到十分的充实。学习过程中，我收获了知识，使我远离了无知，接近了真理；我收获了关爱，使我远离了无助，接近了温暖。因此，我要对在这段时光指导和帮助过我的人衷心地表达谢意。

导师是知识的传播者，是我学习生涯的榜样。因此首先感谢我的导师—吴清文研究员。感谢在这段宝贵的生命中，能有您的指导和帮助。三年来，导师博学的专业知识和精益求精的工作作风，无不令人钦佩；导师诲人不倦的崇尚师德和平易近人的人格魅力，无不令人称赞。从研究生前期的选题，到本论文完成，都是在导师悉心地指导下完成的。在此，我向吴清文老师表示由衷的感谢！能够完成本论文，也离不开谭向全老师给予的全力支持。无论从技术交流还是学术研究，都离不开您的指导。当我在遭遇知识盲区，举步维艰时，是您的几句话让我茅塞顿开；当我面临艰难抉择，手足无措时，是您的一番开导为我指明方向。感谢母德强老师对我生活和科研上的照顾；感谢郭亮、徐振邦、朱明超、申军立、姜爱民、李大为、霍琦等职工在我遇到困难的时候给予我帮助。

还要感谢我的家人对我无私的奉献，能够成长为一名优秀青年，离不开家人无微不至的关怀。在此，感谢您们在我学习生涯中的付出，父母一直是我坚强的后盾，为我完成学业和成长付出了巨大心血。

除此，还要感谢朋友和同学在学习生涯帮助和陪伴。我要感谢实验室的熊琰博士、张炀博士、韩康博士、李毅博士、张顺程同学、王凯同学、朱弟发同学、杨爽同学等朋友和同学的帮助和关心。

最后，感谢繁忙之中抽出宝贵时间参与评审的专家和老师，您们给予的宝贵意见都将成为我受益终生的财富！

