

分类号: TP242.6

密 级: 公开

学校代码: 10363

学 号: 2210110125



安徽工程大学

Anhui Polytechnic University

# 硕士学位论文

题 目      基于 SLAM 的履带式  
                 移动机器人路径规划研究

|             |       |
|-------------|-------|
| 论 文 作 者     | 李伟民   |
| 指 导 教 师     | 王雷 教授 |
| 学 科 ( 专 业 ) | 机械工程  |
| 研 究 方 向     | 路径规划  |

论文提交日期: 2024 年 5 月 20 日

---

分类号：TP242.6

学校代码：10363

密 级：公开

学 号：2210110125

基于 SLAM 的履带式移动机器人路径规划研究

Research on path planning of tracked mobile robot based on SLAM

学生姓名：李伟民

校内导师：王雷（教授）

校外导师：

专 业：机械工程

研究方向：路径规划

论文答辩日期：2024 年 5 月 20 日

## 安徽工程大学学位论文原创性声明

本人郑重声明：我恪守学术道德，崇尚严谨学风。所呈交的学位论文，是本人在导师的指导下，独立进行研究工作所取得的成果。除文中已明确注明和引用的内容外，本论文不包含任何其他个人或集体已经发表或撰写过的作品及成果的内容。论文为本人亲自撰写，我对所写的内容负责，并完全意识到本声明的法律后果由本人承担。

学位论文作者签名：

李伟民

日期：2024年5月20日

## 安徽工程大学学位论文版权使用授权书

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，同意学校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，允许论文被查阅或借阅。本人授权安徽工程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。

保密 ☐，在\_\_\_\_\_年解密后适用本版权书。

本学位论文属于

不保密 ☐。

学位论文作者签名：



指导教师签名：



日期： 2024 年 5 月 20 日

日期： 2024 年 5 月 20 日

## 基于 SLAM 的履带式移动机器人路径规划研究

### 摘 要

本课题源于对履带式移动机器人导航系统的开发，对移动机器人导航系统的研究主要涉及机器人同步定位与建图技术（Simultaneous Localization and Mapping, SLAM）与路径规划算法。具体的研究内容如下：

首先搭建履带式移动机器人的软硬件平台，介绍了机器人控制系统（Robot Operating System, ROS）平台的基本框架原理，再在上位机端建立与履带式移动机器人的通讯方式，并进行了运动学分析，指出速度与各运动轮之间的数学关系，最后介绍了履带式移动机器人的运动底盘控制节点。

接着通过分析了四种最常见 SALM 算法的优缺点，综合考虑实验环境与硬件的成本，选择 Gmapping 算法作为本文的 SLAM 算法，但由于算法本身存在重采样会严重降低粒子多样性的问题，本文提出一种改进 Gmapping 算法，以算法原理中的重采样流程作为切入点进行改进，提出分区重采样策略，可以有效缓解了粒子退化现象。

再次，进行路径规划算法研究。本文对概率路线图（Probabilistic Roadmap Method, PRM）算法进行改进并对履带式移动机器人进行路径规划，关于改进 PRM 算法的全局路径规划主要通过优化采样点位置以及增加自适应调整采样点数量的方式保证算法的运算效率，并解决传统 PRM 算法的采样点冗余问题；局部路径规划则采用动态窗口法进行速度采样，并通过评价函数选出最优路径结

合全局路径规划对路径进行调整，最后通过 4 阶 B 样条曲线法对路径进行平滑处理。

最后，结合前几章内容，对履带式移动机器人进行仿真实验与真实环境下的物理实验。通过与其他算法的对比实验，分析得出改进 PRM 算法具有很好的适应性与有效性；在真实室内场景下分别开展移动机器人 SLAM 建图与路径规划避障实验，实验结果证明改进 PRM 算法能有效用于履带式移动机器人的路径规划问题，并保证行驶过程的安全性。

**关键词：**履带式移动机器人；SLAM；激光雷达；路径规划；改进 PRM

# **RESEARCH ON PATH PLANNING OF TRACKED MOBILE ROBOT BASED ON SLAM**

## **ABSTRACT**

This topic stems from the development of the tracked mobile robot navigation system, and the research on the mobile robot navigation system mainly involves the robot Simultaneous Localization and Mapping (SLAM) technology and path planning algorithm. The specific research contents are as follows:

This paper first establishes the hardware and software platform of the tracked mobile Robot, introduces the basic framework principle of the Robot Operating System (ROS) platform, then establishes the communication mode with the tracked mobile robot on the upper computer, and carries out kinematic analysis, pointing out the mathematical relationship between the speed and each moving wheel. Finally, the moving chassis control node of the tracked mobile robot is introduced.

Then, by analyzing the advantages and disadvantages of the four most common SALM algorithms and considering the cost of the experimental environment and hardware, Gmapping algorithm is selected as the SLAM algorithm in this paper. However, due to the problem of resampling in the algorithm itself, which will seriously reduce the particle diversity, an improved Gmapping algorithm is proposed in this paper. The resampling process in the algorithm principle is taken as the starting point to improve, and the zonal resampling strategy is proposed, which can effectively alleviate the particle degradation phenomenon.

Thirdly, the path planning algorithm is studied. In this paper, the Probabilistic Roadmap Method (PRM) algorithm is improved and the path planning of the tracked

mobile robot is carried out. The improved global path planning of the PRM algorithm is mainly ensured by optimizing the location of sampling points and increasing the number of adaptive adjusting sampling points. The problem of sampling point redundancy of traditional PRM algorithm is solved. In local path planning, dynamic window method is used for speed sampling, and the optimal path is selected by evaluation function and adjusted by global path planning. Finally, the path is smoothed by 4-order B-spline curve method.

Finally, combined with the contents of the previous chapters, the simulation experiment and physical experiment of the tracked mobile robot in the real environment are carried out. The comparison experiment with other algorithms shows that the improved PRM algorithm has good adaptability and effectiveness. SLAM mapping and path planning obstacle avoidance experiments of mobile robots are carried out respectively in real indoor scenes. The experimental results show that the improved PRM algorithm can be effectively applied to the path planning problem of tracked mobile robots and ensure the safety of the driving process.

**KEYWORDS:** mobile robot; SLAM; Lidar; path planning; improved PRM algorithm

## 目 录

|                                  |    |
|----------------------------------|----|
| 第 1 章 绪论 .....                   | 1  |
| 1.1 课题背景及研究的目的和意义 .....          | 1  |
| 1.2 国内外研究现状 .....                | 2  |
| 1.2.1 履带式移动机器人研究现状 .....         | 2  |
| 1.2.2 建图与定位算法研究现状 .....          | 3  |
| 1.2.3 路径规划算法研究现状 .....           | 4  |
| 1.2.4 PRM 算法研究现状 .....           | 5  |
| 1.3 论文主要研究内容 .....               | 6  |
| 第 2 章 履带式移动机器人平台搭建 .....         | 8  |
| 2.1 ROS 平台介绍 .....               | 8  |
| 2.2 硬件平台搭建 .....                 | 10 |
| 2.2.1 激光雷达选型 .....               | 12 |
| 2.2.2 激光雷达原理介绍 .....             | 13 |
| 2.3 与上位机的通讯方式 .....              | 14 |
| 2.4 运动学分析 .....                  | 14 |
| 2.5 运动底盘控制节点 .....               | 17 |
| 2.6 本章小结 .....                   | 18 |
| 第 3 章 SLAM 算法研究 .....            | 19 |
| 3.1 常用地图描述方法 .....               | 19 |
| 3.2 四种典型 SLAM 原理分析 .....         | 20 |
| 3.2.1 GMapping .....             | 20 |
| 3.2.2 Hector .....               | 21 |
| 3.2.3 Cartographer .....         | 22 |
| 3.2.4 Karto .....                | 22 |
| 3.2.5 四种典型激光 SLAM 算法的优缺点分析 ..... | 23 |

|                               |           |
|-------------------------------|-----------|
| 3.3 改进 Gmapping 算法 .....      | 24        |
| 3.3.1 Gmapping 算法原理 .....     | 24        |
| 3.3.2 粒子退化现象 .....            | 25        |
| 3.3.3 改进 Gmapping 重采样策略 ..... | 26        |
| 3.3.4 实验结果与分析 .....           | 27        |
| 3.4 本章小结 .....                | 29        |
| <b>第 4 章 全局路径规划研究 .....</b>   | <b>30</b> |
| 4.1 传统 PRM 原理介绍 .....         | 30        |
| 4.2 优化地图安全区域 .....            | 31        |
| 4.3 优化采样点位置 .....             | 33        |
| 4.4 优化采样机制 .....              | 38        |
| 4.5 改进 PRM 算法流程 .....         | 39        |
| 4.6 本章小结 .....                | 40        |
| <b>第 5 章 局部路径规划研究 .....</b>   | <b>41</b> |
| 5.1 融合动态窗口法 .....             | 41        |
| 5.2 建立运动模型 .....              | 41        |
| 5.3 速度采样 .....                | 41        |
| 5.4 评价函数 .....                | 43        |
| 5.5 改进动态窗口法 .....             | 43        |
| 5.6 曲线化处理 .....               | 44        |
| 5.6.1 三次样条插值法 .....           | 44        |
| 5.6.2 B 样条插值法 .....           | 45        |
| 5.6.3 效果对比 .....              | 47        |
| 5.7 本章小结 .....                | 48        |
| <b>第 6 章 仿真实验 .....</b>       | <b>49</b> |
| 6.1 仿真实验验证 .....              | 49        |
| 6.2 与传统 PRM 算法的对比实验 .....     | 49        |
| 6.3 与其他算法的对比实验 .....          | 51        |
| 6.4 本章小结 .....                | 52        |

第 7 章 实验验证 .....53

    7.1 实验平台导航架构 .....53

    7.2 导航系统的数据传输 .....54

    7.3 导航系统的运行流程 .....55

    7.4 真实静态环境实验 .....56

    7.5 真实动态环境实验 .....58

    7.6 本章小结 .....60

第 8 章 结论与展望 .....61

    8.1 全文总结 .....61

    8.2 主要创新点 .....61

    8.3 后续研究工作展望 .....61

参考文献 .....63

致谢 .....68

## 插图清单

|                                            |    |
|--------------------------------------------|----|
| 图 1-1 履带式移动机器人.....                        | 1  |
| 图 1-2 “Talon”履带式机器人和 “PackBot” 履带式机器人..... | 2  |
| 图 1-3 “雪豹”20 排爆机器人和六履带式爬楼机器人.....          | 3  |
| 图 2-1 ROS 系统结构图.....                       | 9  |
| 图 2-2 履带式移动机器人.....                        | 10 |
| 图 2-3 移动机器人控制器连接图.....                     | 11 |
| 图 2-4 移动机器人 STM32 控制器程序执行流程图.....          | 12 |
| 图 2-5 三角测量法原理.....                         | 13 |
| 图 2-6 运动学模型.....                           | 15 |
| 图 2-7 PID 控制图.....                         | 17 |
| 图 2-8 四倍频计数方法.....                         | 18 |
| 图 3-1 Gmapping TF 图.....                   | 20 |
| 图 3-2 Hector TF 图.....                     | 21 |
| 图 3-3 Cartographer TF 图.....               | 22 |
| 图 3-4 Karto TF 图.....                      | 23 |
| 图 3-5 重采样流程图.....                          | 27 |
| 图 3-6 日记信息.....                            | 27 |
| 图 3-7 改进粒子重采样多样性变化.....                    | 28 |
| 图 4-1 传统 PRM 算法.....                       | 31 |
| 图 4-2 增加安全区域前地图.....                       | 32 |

|                               |    |
|-------------------------------|----|
| 图 4-3 增加安全区域后地图.....          | 32 |
| 图 4-4 安全范围距离.....             | 33 |
| 图 4-5 空间分层.....               | 34 |
| 图 4-6 各层采样点概率图.....           | 36 |
| 图 4-7 各层采样点数量图.....           | 36 |
| 图 4-8 散点分布图.....              | 36 |
| 图 4-9 全连接和邻层连接策略.....         | 37 |
| 图 4-10 求解最短路径.....            | 38 |
| 图 4-11 全局路径规划结果图.....         | 39 |
| 图 4-12 算法流程图.....             | 40 |
| 图 5-1 不同速度组的行驶轨迹.....         | 42 |
| 图 5-2 改进动态窗口法流程图.....         | 44 |
| 图 5-3 三次样条曲线.....             | 45 |
| 图 5-4 B 样条曲线.....             | 46 |
| 图 5-5 曲线对比图.....              | 47 |
| 图 6-1 传统 PRM 与改进 PRM 对比图..... | 50 |
| 图 6-2 多种算法路径图.....            | 51 |
| 图 7-1 履带式移动机器人导航框架.....       | 53 |
| 图 7-2 导航系统各独立运行程序通讯关系.....    | 54 |
| 图 7-3 导航系统框架.....             | 56 |
| 图 7-4 真实静态环境图.....            | 57 |
| 图 7-5 静态地图.....               | 57 |

|                           |    |
|---------------------------|----|
| 图 7-6 路径规划图.....          | 57 |
| 图 7-7 履带式移动机器人导航过程图.....  | 58 |
| 图 7-8 重采样得到的路径图.....      | 59 |
| 图 7-9 加入动态障碍物后的导航过程图..... | 59 |

表格清单

表 2-1 硬件参数.....12

表 2-2 激光雷达参数.....13

表 3-1 不同类型的地图比较.....19

表 3-2 SLAM 算法优缺点表.....23

表 6-1 传统 PRM 与改进 PRM 对比结果.....50

表 6-2 传统 PRM 与改进算法对比结果..... 52

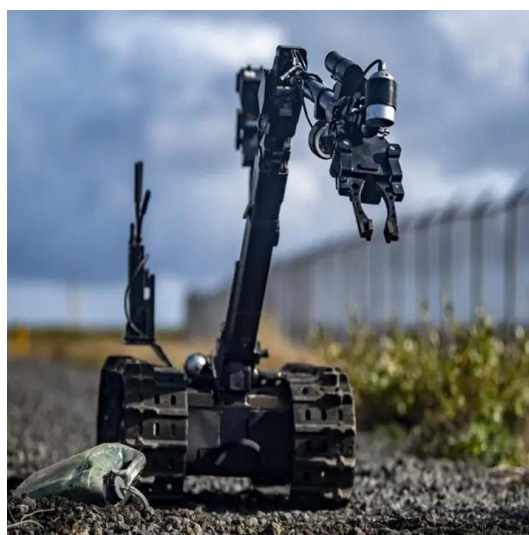
## 第 1 章 绪论

### 1.1 课题背景及研究的目的和意义

履带式移动机器人作为移动机器人的一个重要分类，其研究背景可以追溯到上世纪的早期。由于计算机科学的飞速进步，信息处理与传感器技术也在迅速提升，人们开始尝试开发具备自主移动能力的机器人，以实现在不同环境中的任务执行。早期的移动机器人研究主要集中在工业自动化领域，目标是实现生产线上的自动化生产。这些移动机器人通常是固定在一定区域内，通过导轨或固定路径进行运输，执行移动装载任务。移动机器人在许多领域都有广泛的应用<sup>[1]</sup>。其中在工业生产的领域，企业常常使用履带式移动机器人来进行自动化生产线上的物料搬运、装配和检测等任务<sup>[2-5]</sup>。在医疗保健的领域，履带式移动机器人可以被用于搬运药物和设备，甚至进行手术。在农业领域，履带式移动机器人因其具有良好的越野能力以及良好的稳定性，常常用于进行种植、播种、施肥和采摘等农业领域的作业<sup>[6-7]</sup>，如图 1-1（a）所示。但随着进入工业 4.0 时代，人工智能技术的融入智能制造的领域，对履带式移动机器人技术要求越来越高，其应用场景也越来越广泛，因此对履带式移动机器人技术研究需要不断推进。



(a)



(b)

图 1-1 履带式移动机器人

随着技术的进步，研究者们开始尝试开发具备感知和决策能力的履带式移动机器人，如

图 1-1 (b) 所示<sup>[8]</sup>。这种移动机器人能够利用其内置的多种传感器来探测周围的情况，例如使用最先进的视觉技术、激光扫描等，获取完信息后利用提前编好的智能算法进行数据的处理与决策，从而完成自主导航等工作<sup>[9-10]</sup>。同时，机器学习、感知技术、路径规划等也是履带式移动机器人的重要研究方向。在过去几年中，人工智能（如机器学习）与深度学习的进步促进了履带式移动机器人的发展，使其研究进入了一个新的阶段<sup>[11-14]</sup>。研究者们开始尝试利用机器学习算法，使移动机器人能够更好地理解环境、学习和适应不同的任务需求。

总的来说，履带式移动机器人的研究背景包括传感器技术、自主导航、任务执行、人工智能等多个领域的交叉与融合，其中路径规划的研究显得尤为重要。

## 1.2 国内外研究现状

### 1.2.1 履带式移动机器人研究现状

履带式机器人技术一直是移动机器人技术的一大热门研究领域，由于其自身的结构性能稳定，其应用场景广泛，尤其是在不平整的地面常能看见履带式机器人的身影，所以对履带式机器人的智能化研究十分重要。由美国 Foster-Miller 公司推出的“Talon”履带式机器人，用于作战勘探和范围巡逻等军事任务<sup>[15]</sup>。“Talon”履带式机器人在同侧的两个主轮之间加入了可以用来缓冲的辅助轮，既增加了机器人的稳定性，又提高了机器人的转向机动性，如图 1-2 (a) 所示。



(a)



(b)

图 1-2 “Talon”履带式机器人和 “PackBot” 履带式机器人

如图 1-2 (b) 所示，“PackBot”是一款由美国 iRobot 公司开发的可变式移动机械手，它拥

有小型的外形，并配备了多种先进的传感器，如立体视觉、平面激光雷达，以及两根鳍状摆动履带，可以让驾驶员远程操纵，从而完成攀登、翻墙、穿梭等多种任务，并可以深入到建筑物的内外，从而对未知的地形、环境进行侦察，从而起到至关重要的作用<sup>[16-18]</sup>。

如图 1-3（a）所示，“雪豹”20 排爆机器人是由中国航天四院研发的，它具备出色的抗干扰性，可以在恶劣的环境中安全运行，并且能够有效地搜索和清理危险物品。它的机械臂可以更换，四个自由度的手臂关节可以安装带有引线的爆炸装置，使得它的操作更加便捷。这款车具有出色的越野能力，可以在恶劣的野外环境中安全行驶，并且可以抵御草原、戈壁等复杂的地形，同时还具备防倾、防误操作等多项功能<sup>[19]</sup>。



(a)



(b)

图 1-3 “雪豹”20 排爆机器人和六履带式爬楼机器人

图 1-3（b）所示为配备六条履带的机器人，其中包括一个双摆臂，它的运动受到车身内置的驱动轴的控制。此外，它的双摆臂还配备 Kinect 深度图像传感器，能够准确识别和定位周边的环境，从而实现自主穿梭和躲避障碍<sup>[20]</sup>。

### 1.2.2 建图与定位算法研究现状

SLAM 技术最初是由 Cheeseman Self 和 Smith 提出<sup>[21]</sup>。近年来，基于概率的 SLAM 技术的应用已经迅猛地推动了该领域的进步<sup>[22,23]</sup>。

SLAM 算法的起源可以追溯到激光雷达的概率滤波技术<sup>[24-26]</sup>，而随着时间的推移，一些新的图优化技术也逐渐出现。在过去的数十年里，国内外出现了一大批卓越的 SLAM 算法，为解决复杂问题提供了有效的解决方案。

由 Giorgio 等人开发的一种基于 Gmapping 的即时 SLAM 方法，该方法利用激光雷达与

里程计的信息相融合,采用了基于自适应再取样技术的方法,实现了二维激光 SLAM 技术突破<sup>[27]</sup>。Konolige K 等人率先介绍了 Karto-SLAM 算法,该算法是一种新的图解方法,该方法利用最小二乘方法降低了 SLAM 系统累积的错误,使其与传统的滤波 SLAM 算法相比具有很好的性能<sup>[28]</sup>。在 Kohlbrecher S 等人所提的 Hector-SLAM 算法中,选用扫描频率很高的激光雷达,利用高斯牛顿方法并根据激光雷达的测量结果对里程信息进行估计实现了对各幅图像的精确匹配<sup>[29]</sup>。谷歌在 2016 年推出了一种以图优化为基础的优化算法,名为 Cartographer 算法,该算法利用分支定界法加快闭环扫描的速度,闭环检测由多个扫描帧组成的子图,久而久之,各子图间的累积误差就会越来越大,因此需要闭环搜索对子图进行最优化,以减少构图中的累积误差<sup>[30]</sup>。重庆大学郎少波等人提出了一种以激光雷达点云数据作为基础,通过自适应调节滤波粒子数量的方式解决了 Gmapping 算法的环境适应性差、建图精度差等问题<sup>[31]</sup>。西安理工大学陈丹、吴欣由于 RBPF(Rao-Blackwellisedparticlefilter)算法精度低、粒子退化严重、粒子多样性丧失等问题,对该 SLAM 方法进行了改进,通过对 ICP 算法进行了改进,得到了点集匹配,并在移动机器人上使用了改进的粒子滤波算法,实验证明该方法有效<sup>[32]</sup>。江南大学许宇伟等人通过改进 SLAM 算法前端的映射方式,解决了激光 SLAM 算法退化的问题,实验表明改进方法能够有效地解决在相似情况下激光 SLAM 算法的降级问题,从而改善建图的效率与质量<sup>[33]</sup>。

总的来说,国内外对于激光 SLAM 的研究都非常活跃。研究者们致力于提高激光 SLAM 的定位精度、地图构建效率和鲁棒性,以满足不同应用场景的需求。随着技术的不断进步,激光 SLAM 在自动驾驶、智能机器人和无人机等领域的应用将会越来越广泛。

### 1.2.3 路径规划算法研究现状

履带式移动机器人要想自主导航,除了需要 SLAM 技术的支持,更为关键的是需要路径规划算法为机器人提供正确的路线来完成自主导航工作。通常来说,路径规划涉及到一条从起点到目标点的信息,它旨在确保信息的准确性,同时降低搜索成本<sup>[34]</sup>。然而,当前,路径规划面临的挑战包括:环境建模的复杂性、计算效率的降低、以及可能出现的局部最佳解等。另一方面,传统的路径规划技术仍然依赖于现有的全局地图,因而使得感知与决策之间的联系变得更加紧密,而无法满足实际的搜索任务。由于无法在复杂的地理环境下使用,后来的学术界开始着重于探索和开发智能算术<sup>[35]</sup>。

新加坡南洋理工大学的 Catrina Lim 提出一种基于 DAA (detection -and-avoid)框架的三维动态障碍物感知方法,仿真和室内实验表明,该框架能够成功感知、检测和避开障碍物,并

且减少了路径重规划时间，但由于其庞大的计算量导致并不适用于普通的计算处理器，不能作为最优的移动机器人路径规划算法<sup>[36]</sup>。南非斯瓦尼科技大学的 Duanne Engelbrecht 等人提出了虚拟阻抗的改进算法，有效解决了机器人在复杂的环境下的操作危险问题，最后验证了该改进算法在复杂环境下能使机器人稳定运行并改善了其运动行为，但由于算法自身的性质，受限于特定的工作环境<sup>[37]</sup>。薛光辉等人提出一种改进 PRM 算法，在建设阶段引入人工势场，将生产与障碍物中的节点推至范围外的空间与节点连线一起，使节点分布与障碍物保持一定距离，最后实验表明，改进算法能有效解决煤矿机器人在井下空间受限的问题，但改进算法还是没有解决算法的冗余现象问题<sup>[38]</sup>。哈尔滨工业大学的曹思萌结合神经网络和滚动窗算法各自优点，设计了一种基于局部信息的混合路径规划方法，但其在全局路径规划方面的效率收其算法本身局限性影响，导致效率不高<sup>[39]</sup>。南昌大学的蒋逸飞针对 RRT 算法方向的不确定性与适用性受限等问题，提出一种引入人工势场法思想的 RRT\* 路径规划算法，该算法对常规 RRT 算法进行了优化。尽管仿真实验表明，改进算法在静态和动态两种地图环境下都具有较好的适应性，算法的冗余现象严重，计算量太大，不能很好完成路径规划工作<sup>[40]</sup>。潘振钊等人提出一种新型 P-RRT\* 算法，算法利用位姿分离的方式对求逆过程进行优化，以及设计一种搜索方式以伪随机的检测来减少搜索次数。通过新型 P-RRT\* 算法有效改善了冗余采样点和缩短了路径长度<sup>[41]</sup>。

除了以上关于路径规划算法的改进方式，科研家们还提出了许许多多的改进方法，包括各类启发式算法、类生物式算法、探索式算法等，从他们的研究可以看出，路径规划算法的选用，主要还是得从其运算效率以及适用性考虑。本文主要研究的履带式移动机器人路径规划任务是在一个大范围、空间复杂、障碍物多的环境下，所以本文从众多路径规划算法中选取有着较强大的空间探索能力与优秀的计算效率的 PRM 算法作为路径规划算法。但 PRM 算法在某些方面还有着局限性，所以本文针对 PRM 算法的冗余现象与空间局限性等方面进行算法的改进。

#### 1.2.4 PRM 算法研究现状

PRM 算法是一种有效的路径规划技术，它可以根据路网拓扑关系地图，从连续空间中抽取出有意义的路径，并利用随机采样技术实现路径的优化，但也存在一定的局限性，如采样点选择不够精准、路标图复用率较低以及算法搜索效率较低，因此，国内外研究人员已经对其进行了大量的改进和优化。

Gao Junli 等人<sup>[42]</sup>提出了一种新的增量训练模式。新型模式通过融入强化学习，减少了三维环境下算法的计算量，有效提高了计算效率，实验结果表明，虽然增量式训练模式可以提高开发效率，由于算法本身大量的计算，造成了大量处理空间资源的浪费。

Ye Lingjian et al.<sup>[43]</sup>针对移动机器人在特定狭窄环境下很难进行路径规划的问题，提出一种基于障碍物势场的采样策略，通过引入障碍物势场区域构建电位链接路线图，然后将障碍物边界周围的特定范围确定为目标采样区域。基于这种障碍物定位，可以大大提高落入狭窄廊道的采样点的有效性，从而构建可行的路线图。但由于势场的特性问题，算法往往会陷入局部最优解。

Ma Xiaolu et al.<sup>[44]</sup>提出了一种双向搜索 PRM 全局路径规划算法，针对 PRM 算法的搜索效率低、路径拐点多等缺点。该方法采用正、负方向交替搜索路径规则，减少了不必要节点的连接可能性，虽然提高了路径规划的效率，但由于算法的固定方向特性，使得算法的适用性收到限制，不利于复杂环境的路径规划。

Li Qiongqiong et al.<sup>[45]</sup>针对传统 PRM 算法的效率低、复用率低、采样点选取缺乏指导等缺点，提出一种 PRM 算法的新型采样策略，通过设计了采样点的新型生产方式，减少了冗余采样点数量，并且优化了障碍物碰撞机制，提高了建图效果，但同样受限于特点方位的地图，不具备良好的适用性。

通过上述介绍，可以发现尽管这些学者提出的改进 PRM 算法方式在某些方面有着优势，但同时也存在着一些其他问题，所以本文主要以为了解决传统 PRM 算法的采样点冗余、路径图构建质量不稳定等问题展开研究。

### 1.3 论文主要研究内容

本文先针对移动机器人不同的激光 SLAM 算法进行研究，探究不同的激光 SLAM 算法的原理、特点性质、优缺点以及不同的适用环境；再针对履带式移动机器人自主导航的路径规划算法进行研究，基于全局和局部两部分路径规划提出改进 PRM 算法方法，并设计与其他改进算法的对比实验进行改进效果的验证，并最终进行现实环境下的实验验证改进方法的可靠性。本文的章节安排主要分为以下六部分：

第一章：绪论。介绍了本课题的研究背景和研究目的以及关于履带式移动机器人的 SLAM 和路径规划算法的国内外研究现状。

第二章：搭建了基于 ROS 的履带式移动机器人软硬件平台，并进行了差速移动机器人的运动学分析。

第三章：本章主要对四种 SLAM 方法进行介绍与分析其优缺点，并决定使用 Gmapping 作为本文 SLAM 算法；最后介绍了 Gmapping 的原理，并从其中的重采样流程作为切入点进行改进，提出分区重采样策略，有效缓解了粒子退化现象。

第四章：提出改进的全局路径规划，主要通过优化采样点位置以及增加自适应调整采样点数量的方式保证算法的运算效率，并解决传统 PRM 算法的采样点冗余问题。

第五章：提出改进的局部路径规划，主要采用动态窗口法进行速度采样，并通过评价函数选出最优航迹结合全局路径规划对路径进行调整，最后通过 B 样条曲线法对路径进行平滑处理。

第六章：仿真与实验。本章主要为改进算法的对比仿真实验，通过对比传统 PRM 算法验证改进算法的有效性，并同时比较其他多种路径规划算法的运算结果，验证改进算法的优异性。

第七章：真实环境实验。本章主要为导航系统的功能性测试，验证改进算法的适用性、有效性，通过在真实的环境下，让履带式移动机器人自主进行导航实验。

第八章：总结。本章是梳理全文的研究方式、研究过程、研究成果，并分析本文的改进算法具有优缺点、创新点，最后为后续的研究方向与待解决问题。

## 第 2 章 履带式移动机器人平台搭建

本文对履带式移动机器人的 SLAM 技术和路径规划算法的研究主要基于 ROS 系统进行的。本章主要先介绍了 ROS 平台的基本框架原理，再介绍了上位机端建立与履带式移动机器人的通讯方式，并搭建履带式移动机器人的软硬件平台，为之后的在真实环境下的导航实验提供平台。

### 2.1 ROS 平台介绍

履带式移动机器人的软件架构比较多，一般在不同的系统下架构也不同，而不同设计者设计出的架构也会大不一样。Morgan Quigley 和 ROS 项目旨在解决履带式移动机器人技术方案之间的兼容性问题，因为它们能够轻松地将相同的软件系统转换成不同的版本，而这给履带式移动机器人的开发带来了极大的挑战。Morgan Quigley 和 ROS 项目的成功实施，使得履带式移动机器人的开发变得更加简单、高效，而且能够更好地满足用户的需求，从而大大降低了开发成本，并且提升了整个履带式移动机器人系统的可靠性和可用性<sup>[46]</sup>。ROS 系统极大地改善了机器人软件的开发环境，它提供了一种更加包容的编程方式，让开发者可以根据自己的需求和喜好，使用多种编程语言来完成机器人的开发，从而大大提高了开发效率。此外，ROS 系统还提供了丰富的资源空间，让开发者能够在不同的环境中进行二次开发。ROS 提供了一套完善的通信架构，可以有效地促进机器人之间的交互，使得不同的机器人平台可以轻松地实现高效、安全的交互。

ROS 的发展日益迅速，许多先进的智能算法已经发表到 ROS 的官方网站，而且向世界各地的使用者免费开放，从而极大地增强了软件的可重用性<sup>[47]</sup>。ROS 与 Linux 的架构极为类似<sup>[48]</sup>，它们都采取文件夹的格式，表达出系统内部的组织架构，而且每一组架构都由若干独立的子模块组成：

`/catkin_workspace`: ROS 系统的工作空间是其正常运行的关键，因为它提供了一个完整的环境，以便于所有的操作能够顺利地完成任务。

`/src`: 主要用于存储用户自己开发的 C++ 源程序。

`/script`: 为了满足用户多样化的编程需求，这个文件夹专门存放 python 脚本，以便更好地满足用户的需求。

当需要同时启动多个系统进程时，可以通过配置这一文件来实现快速、高效的启动。

/msg: 根据 ROS 协议，用户可以根据需要自行设置消息的类型。

/srv: 可以根据需要自定义服务的数据类型。

如图 2-1 所示，ROS 系统的架构可以清晰地展现出来。

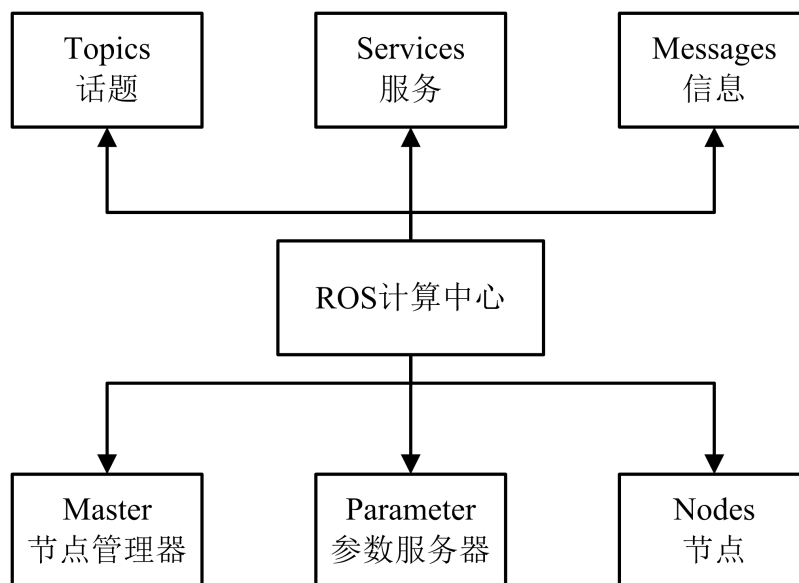


图 2-1 ROS 系统结构图

ROS 系统的通信架构以节点之间的交互为核心，因此节点是它的基础，而且它还包含了一些复杂的计算过程，如图形、数据处理、模型分析等，这些都是它的重要组成部分。

节点是一类可以实现复杂计算任务的实体，它们可以被定义为 ROS 系统中的一组成员，并且可以实现特定的功能，比如实现进程间的通信。当面对复杂的网络结构时，可以利用 ROS 系统中的节点，实现进程间的有效分解，从而更好地实现复杂的计算任务。

ROS 系统的节点管理器负责管理整个系统的进程，它会收集和记录所有节点的注册信息，并且仅允许一个节点被激活。此外，其他节点也可以通过远程访问该节点来实现相互之间的交互。

参数服务器是一个专为用户提供参数设置功能的机构，它能够存储一些固定的参数，并且允许用户对其进行调整，从而满足特定的需求。

消息是节点之间交流的重要工具，它们通过将基本的数据类型转换为特定的格式，以便用户能够根据需要自由选择不同的消息类型，从而实现多个节点之间的有效沟通。

ROS 的“话题”采用了一种独立的技术，它可以实现多个节点之间的无缝连接，并且/可以实现/可选择的消息交换。“话题”则采用了一种独立的技术，它可以实现多个节点的同时交换，

从而实现了更加高效的网络连接。

服务是 ROS 系统的重要组成部分，它可以实现双向同步传输，即当客户端发出请求时，服务器会立即响应，从而极大地提升了节点之间的通信效率，特别适用于需要完成特定任务的环境。

ROS 系统的通信方式具有高度的灵活性，可以实现多个模块之间的高效、可靠的交互。

(1) 节点是网络连接的核心组成部分，它们被安排到多台服务器，从而使得网络中的每一台服务器都能够发起或接收到其他服务器的数据。

(2) ROS 拥有多种编程语言，它们可以满足用户多样化的需求，让用户在软件包编写和插件编写中更加灵活，而且只要遵循 ROS 中的数据接口，就可以根据自身的需求定制出最合适的数据类型。

ROS 技术大大简化了履带式移动机器人的制造过程，它提供一种高效、可靠且易操作的履带式移动机器人导航框架，可以实现快速、准确地抵达目标位置。该技术采取 C++ 编程语言，以话题和服务交互模型来实现履带式移动机器人的自动导航，从而极大地提高了履带式移动机器人的性能。

## 2.2 硬件平台搭建

本文使用了一种基于 ROS 系统的差速轮移动机器人来模拟现实场景。图 2-2 展示了这种机器人的实际外观。

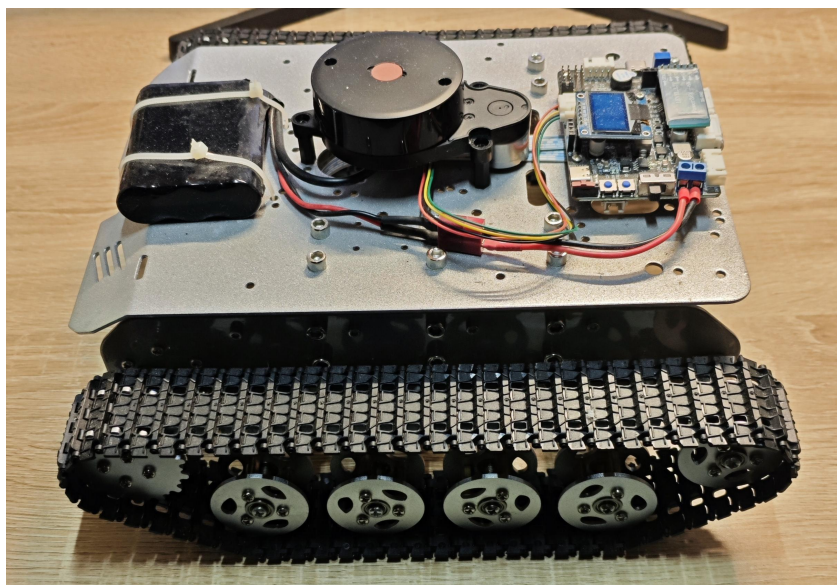


图 2-2 履带式移动机器人

移动机器人使用中涉及到很多控制器和外设，包括：树莓派（Jetson Nano）、激光雷达，STM32 控制器，电机、编码器、双路驱动、蓝牙、遥控器、陀螺仪、串口 1、CAN 接口，这些控制器与控制器，外设与控制器之间的连接，如图 2-3 所示。

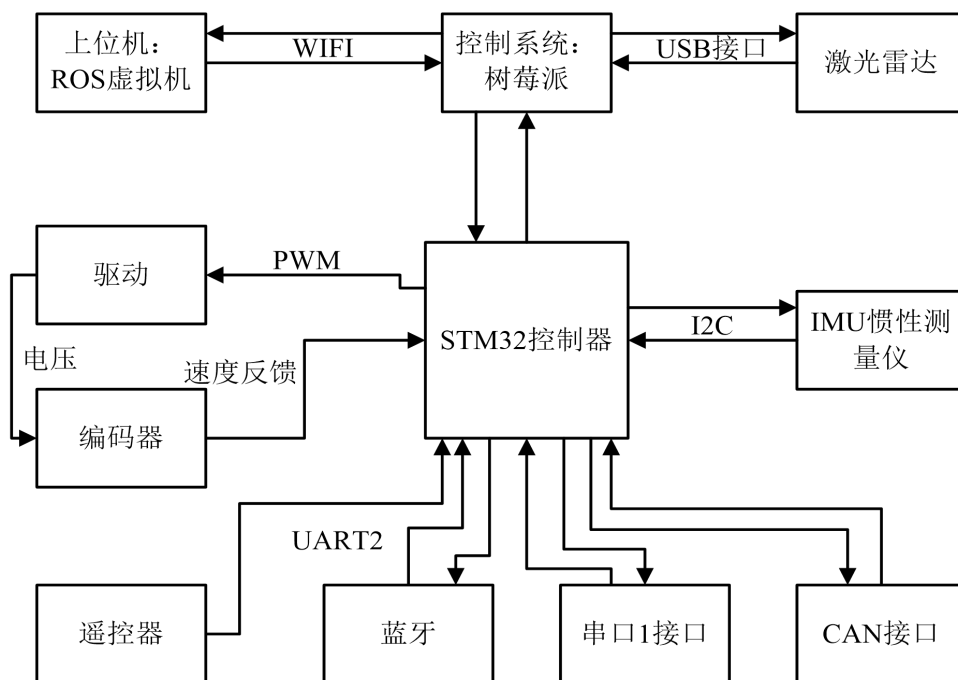


图 2-3 移动机器人控制器连接图

RTOS 任务调度器可以通过评估程序设置的最佳优先级来确保各项任务的正确完成，而不是仅仅依赖图 2-4 中的排列。由于每项任务的运作速度较慢，它们可以在一段较长的时间内完成，并且可以在出现中断的情况下及时做出反馈。通过连接 2 和 3 个端点，可以实现对 ROS 和 ROS 的蓝牙连接，从而实现远程操作和数据处理。

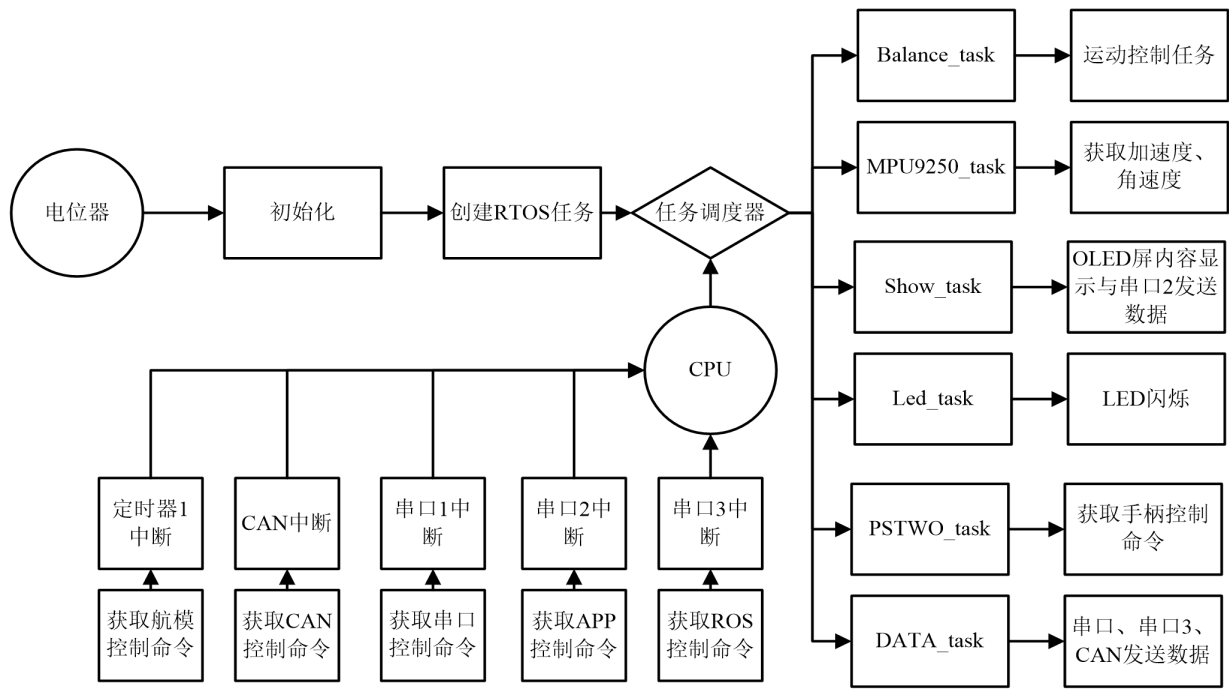


图 2-4 移动机器人 STM32 控制器程序执行流程图

根据硬件参数表 2-1，本机器人的电机是一种直流有刷电机，因此必须使用 PWM 技术来调节其电压，而且，为了确保其能够平稳、可靠地移动，本机器人还使用 PID 技术来进行调节。使用光敏传感器产生的 980 脉冲信号，可以被检测并记录下来。当电机旋转时，传感器检测到任何一个空间，都能够进行一次信号的变化，从而获得一组相关的脉冲信号。这些信号可以被转化为一个周期的电压信号，然后利用斩波技术来确定这些信号的数量，从而得知电机旋转的距离。

表 2-1 硬件参数

| 产品名称       | 产品参数            | 产品名称  | 产品参数        |
|------------|-----------------|-------|-------------|
| 车体材料       | 加厚亚克力           | 板载计算器 | 树莓派 4B      |
| 尺寸 (cm)    | 30*35           | SD 卡  | 32G         |
| 自重 (kg)    | 4               | 主控板   | STM32       |
| 载重 (kg)    | 8               | 雷达    | LD14P 激光雷达  |
| 最大速度 (m/s) | 0.25            | 电机    | 3W*4 12V 直流 |
| 里程计        | 11 线*168 减速比编码器 |       |             |

### 2.2.1 激光雷达选型

随着激光信号在地理空间领域的广泛应用，LD14P 激光雷达已经被证明是一种可靠、高

效的地理坐标系统，它能够准确地收集周围的点云数据，为机器人提供精确的地理坐标。详情请见表 2-2。

表 2-2 激光雷达参数

| LD14P      |           |
|------------|-----------|
| 测距半径 (m)   | 0.10-15   |
| 测量角度精度 (°) | 0.18-0.72 |
| 扫描频率 (HZ)  | 2-8       |

LD14 采用三角测量法技术，通过无线传输单元、无线通讯单元、角度测量单元、电机驱动单元等多个单元配合工作实现每秒 2300 次的精确测量。激光雷达以一个固定的角度发射一束红外激光，当它接触到目标物体时，会被反射回接收器，从而实现对目标物体的准确检测。通过激光、目标物体、接收单元形成的三角关系，从而解算出距离。LD14 系统能够从距离数据中提取出重要信息，并将这些信息融入其中。它还能够通过无线传输技术将这些信息发送到外部接收端。此外，它还能够通过 PID 算法来控制电机的转速，以达到预期的效果。

### 2.2.2 激光雷达原理介绍

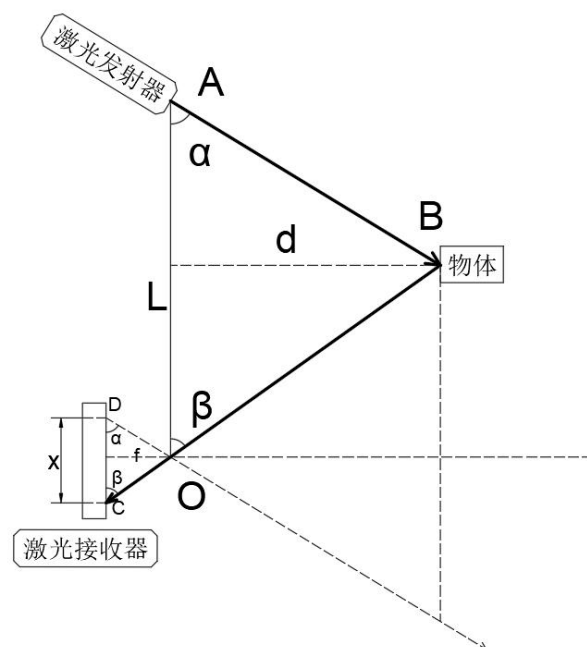


图 2-5 三角测量法原理

三角测量法技术原理如图 2-5 所示，图中  $d$  是物体与雷达的距离， $L$  是雷达发射器到雷

达接收器的距离, 假设每次激光发射器发出的激光与物体的夹脚为 $\alpha$ , 反射的激光与激光接收器的夹脚为 $\beta$ , 焦距为  $f$ , 距离  $d$  的推导过程如下:

因为  $\triangle OAB \cong \triangle OCD$ , 故可得:

$$\frac{L}{x} = \frac{d}{f} \quad (2-1)$$

$$x = \frac{f}{\tan \alpha} + \frac{f}{\tan \beta} \quad (2-2)$$

其中激光雷达发射器与接收器距离  $L$  已知, 焦距  $f$  已知, 夹角 $\alpha$ ,  $\beta$ 可根据相似三角形原理, 由激光雷达内部参数测出, 则可联立式 (2-1) 和式 (2-2) 得:

$$d = L * \frac{\sin \alpha \cdot \sin \beta}{\sin(\alpha + \beta)} \quad (2-3)$$

## 2.3 与上位机的通讯方式

由于 SSH 使用的非对称加密技术, 可以确保所有的信息的安全性。相比起传统的 FTP、Pop、Telnet 等网络服务, man-in-the-middle 的更高效、更可靠的特性使得它更具可信度, 更少的被中介者利用来进行恶意攻击。可以说, 有些虚假的计算机伪装成客户端, 从而窃取和转发客户端发送的信息。

然而, SSH 并不能被认定为完全安全的, 因为它提供了多种不同等级的安全验证机制:

第一种安全验证模型 (基于口令) 允许用户通过获取用户账户信息并使用特定口令来访问远程主机。该模型将对所有通信进行加密, 从而防止非法访问。然而, 由于“中间人攻击”协议存在, 用户仍然需要谨慎使用该模型, 因为它们很容易伪装成其他用户。

第二种安全等级是基于密码的, 这意味着您必须使用您的个人密码来保护您的系统。例如, 您可以使用 SSH 协议来登录您的系统, 然后通过您的个人账号来完成对系统的安全检查。当服务器接受请求时, 首先会从其主目录中搜索您的私钥, 与您提供的私钥相对照, 以确定两个私钥是否完全相同。若两个私钥完全相同, 则将“质询” (challenge) 作为加密信息, 通知客户端程序。“质询”是一种强大的客户端 APP, 当您的个人信息被“质询”解码并发送至服务器时, 您将能够轻松实现账号的访问。第二种方式的优势显而易见: 除了对所有信息进行加密外, 还无须通过任何形式的口令来保护信息, 从而提升了系统的安全性。

## 2.4 运动学分析

如果想要让机器人运动，除了提供预期的速度外，还必须将其转换为电机实际的目标速度，以便根据电机的输出信号进行调节，从而达到控制机器人的效果。运动学分析即将机器人的目标速度转换为电机的输出信号的一种分析方法，它可以帮助更好地理解机器人的行为，并且能够更有效地控制机器人的运动。

图 2-6 为履带式移动机器人的运动学模型，图上包括了各轮的速度矢量与行驶一定距离后的各速度矢量，从中分析可以更好的了解各轮之间的速度关系。

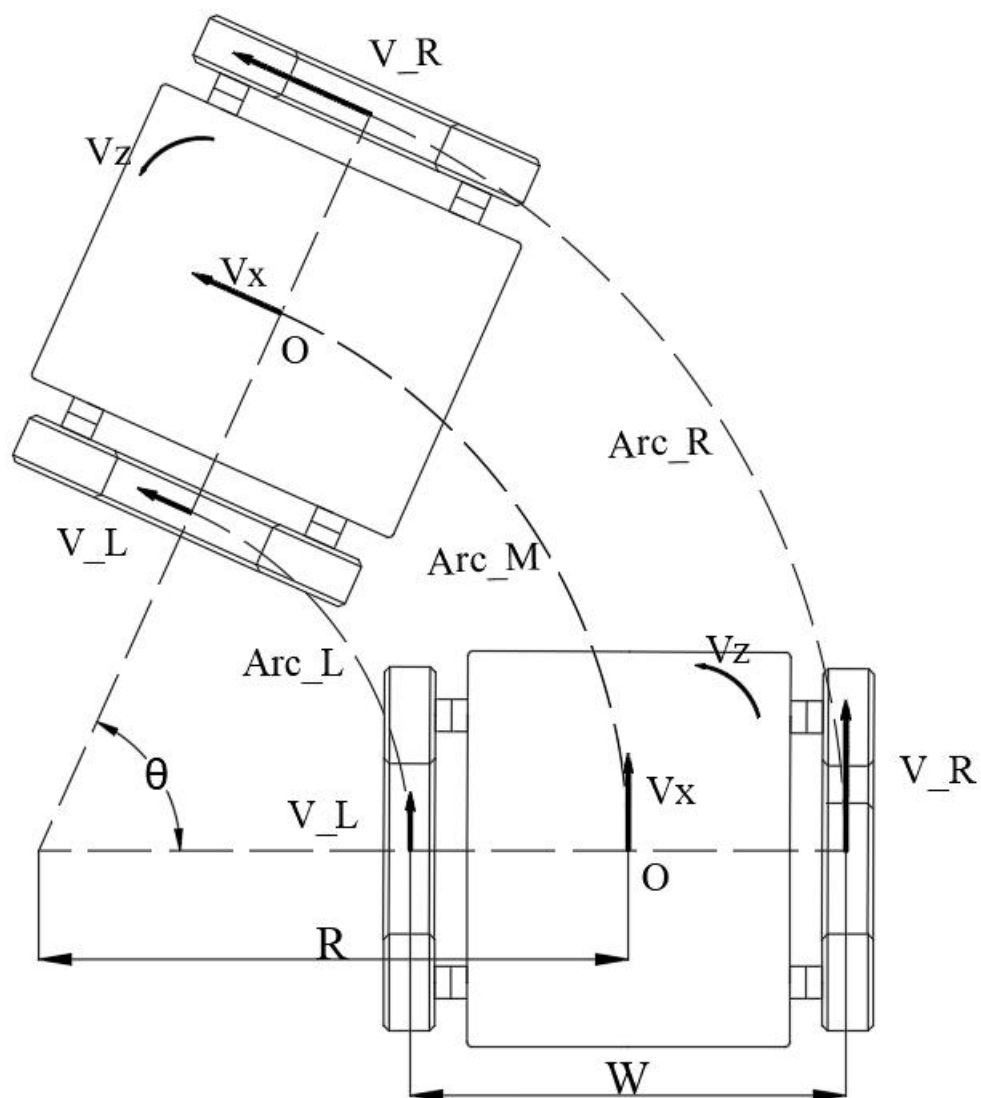


图 2-6 运动学模型

下面对两轮差速式机器人进行运动学分析，其中参数分别代表：

$W$ ：两个驱动轮的距离，距离中心为  $O$  点，单位： $m$ 。

$V_x$ ：机器人在  $O$  点的目标前进速度，前进为正，单位： $m/s$ 。

$V_z$ ：机器人在  $O$  点的目标旋转速度，逆时针为正，单位： $rad/s$ 。

$R$ ：机器人同时前进和旋转产生的转弯半径  $R$  单位： $m$ 。

$V_L$ 、 $V_R$ ：机器人左右轮速度，配合实现目标速度  $V_x$ 、 $V_z$ ，前进为正，单位： $m/s$ 。

$Arc_L$ 、 $Arc_M$ 、 $Arc_R$ ：机器人左轮、 $O$  点、右轮在一定时间  $t$  内走过的路径，单位： $m$ 。

$\theta$ ：机器人在一定时间  $t$  内旋转的角度，单位： $rad$ 。

下面讨论它们之间的关系，并求出两轮差速式机器人的运动学正逆解公式。

由速度对时间的积分等于路程得：

$$Arc_L = V_L * t, Arc_M = V_x * t, Arc_R = V_R * t \quad (2-4)$$

由弧长除以半径等于弧度得：

$$\theta = \frac{Arc_L}{R - \frac{W}{2}} = \frac{Arc_M}{R} = \frac{Arc_R}{R + \frac{W}{2}} \quad (2-5)$$

$$\theta = \frac{V_L * t}{R - \frac{W}{2}} = \frac{V_x * t}{R} = \frac{V_R * t}{R + \frac{W}{2}} \quad (2-6)$$

公式两边同时除以  $t$ ，即对时间积分得：

$$V_z = \frac{V_L}{R - \frac{W}{2}} = \frac{V_x}{R} = \frac{V_R}{R + \frac{W}{2}} \quad (2-7)$$

对式 (2-7) 分解可得：

$$R = \frac{V_x}{V_z} \quad (2-8)$$

$$\frac{V_x}{R} = \frac{V_L}{R - \frac{W}{2}} \quad (2-9)$$

$$\frac{V_x}{R} = \frac{V_R}{R + \frac{W}{2}} \quad (2-10)$$

将式 (2-8) 代入式 (2-9)、式 (2-10) 可得运动学逆解公式，已知目标速度  $V_x$ 、 $V_z$  求驱

动轮的目标速度  $V_L$ 、 $V_R$ ：

$$V_L = V_x - \frac{W}{2} * V_z \quad (2-11)$$

$$V_R = V_x + \frac{W}{2} * V_z \quad (2-12)$$

式（2-11）、式（2-12）可以变形为运动学正解公式，已知驱动轮的当前速度  $V_L$ 、 $V_R$  求当前机器人的实时速度  $V_x$ 、 $V_z$ ：

$$V_x = \frac{V_L + V_R}{2} \quad (2-13)$$

$$V_z = \frac{V_L - V_R}{2} \quad (2-14)$$

## 2.5 运动底盘控制节点

由上一节得出的运动学关系想要真正运用到履带式移动机器人上，还需要通过底盘节点的控制，才能实现由指令到执行的过程。

操控机构负责管理操控履带式机器人的运动，涵盖电脑操控、测速以及与其他监控设备的互动。这些设备的实际工作频次被限定在二十毫秒，以便更精确地掌握履带式机器人的情况，并具有较好的即时性。另外，它们还具有 PID 闭环控制算法，以便在不断改变的条件下进行协同。如图 2-7 所示，可以看到，两种主要驱动的预设速度与它们的真正执行周期相互的差别。

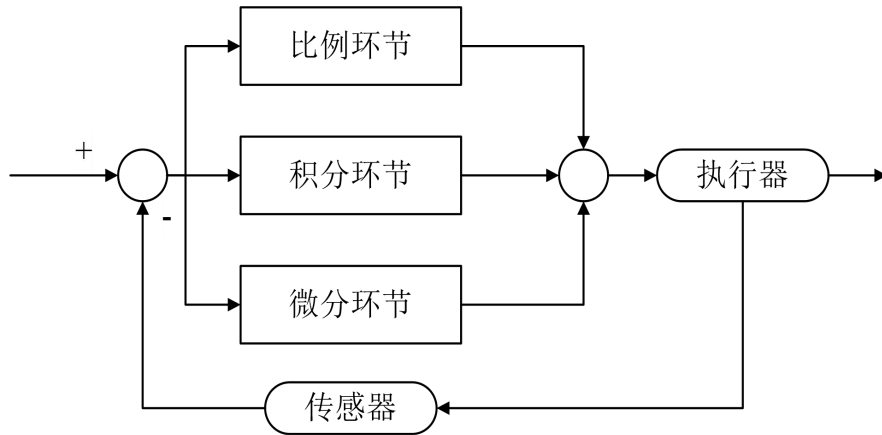


图 2-7 PID 控制图

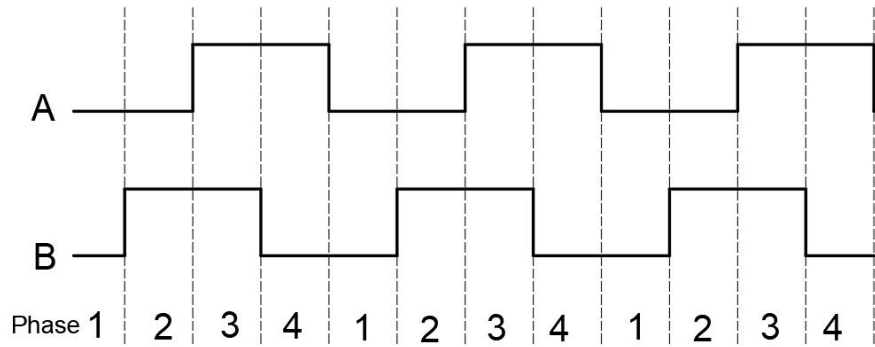


图 2-8 四倍频计数方法

在履带单元中，两个主要驱动轮都装备了一个编码器。当它们的一个部分被旋转时，就可能产生一个固定的脉冲，这个脉冲可能包含了机器人的轮子的大小和间隔。通过测量这个脉冲，可以确定该机器人的行走路线和倾斜角，并将其作为里程表。另外文本对编码器的计数方式进行改进通过使用四倍频的处理方法，实现精度的提升，如图 2-8 所示。通过实时监测机器人的里程数据，工控 PC 机可以自动调整机器人的姿态，从而实现对机器人的 PID 闭环控制。

## 2.6 本章小结

本章旨在构建一个基于 ROS 系统的履带式移动机器人导航系统测试平台，以便更好地实现树莓派系统的控制。首先，需要深入了解 ROS 系统的通信机制，并将 PC 端与履带式移动机器人端连接起来，形成一个网络，以便更加有效地实现树莓派系统的控制；其次，还需要对履带式移动机器人的运动学特性进行详细的分析，以便更好地满足实验的需求。研究了履带式移动机器人的行驶速度如何影响其双轮，并阐述了电机编码器的控制原理。

### 第 3 章 SLAM 算法研究

SLAM 理论认为，当机器人面临未知的导航环境和不确定的坐标信息时，它需要建立一个实时的地图，以便准确地定位它，这是履带式移动机器人导航系统的关键步骤。通过这种方式，机器人可以更好地完成后期的路径规划任务，从而提高其操作效率。建图和定位是机器人的重要功能，它们之间存在着密切的联系。

#### 3.1 常用地图描述方法

当前，路径规划研究通常采用三种不同的技术来描述环境：栅格地理、几何特征地理和拓扑地理<sup>[49]</sup>。

栅格占据地图的基本原理是将复杂的环境数据按照一定的规则划分为若干个小方格，这些小方格的大小反映了该区域的可通行性。这种方法可以有效地把复杂的环境数据分割成若干个独立的区域，从而使得地图更加清晰、完整。

几何特征地图是一种技术，它可以帮助移动机器人更准确地定位周围的障碍物。这种技术通常需要使用一些特殊的数据来描述这些障碍物，并且需要算法具有较高的信息提取能力。

拓扑地图是一种将环境信息转换为节点的技术，它可以捕捉两个物体之间的空间关系，而不需要记录它们的具体位置。这种技术可以帮助移动机器人更好地理解 and 描述复杂的地理现象，从而更好地预测未来的发展趋势。

根据导航环境的差异，采用三种不同的描述方式，以满足各种需求，表 3-1 列出了这三种方式的优势和不足之处。

表 3-1 不同类型的地图比较

| 地图类型 | 优点          | 缺点             |
|------|-------------|----------------|
| 栅格地图 | 适用场景较多      | 对算法的搜索策略要求较高   |
|      | 环境信息描述精度较高  | 算法计算的实时性较差     |
| 拓扑地图 | 易于进行路径规划的处理 | 地图信息不易获取       |
|      | 场景位置抽象度高    | 对于位处同一处的物体很难区别 |
|      | 空间利用高、占用资源少 | 无法进行细节描述       |
|      | 计算快、效率高     | 动态障碍物无法辨别      |

几何特征地图

结构特征明显

不利于数字化计算

易于目标辨识

场景应用范围较少

本文提出的导航系统适用于室内和高精度的场景，因此本文采用栅格地图。另外使用激光雷达传感器扫描周围的障碍物，把每个栅格单位的代价都定义为 0 或 1，代表测量的结果，预判每栅格是否处于可通行状态。0 表示这个空间是可通行的，1 这个空间已经被彻底填满，无法再进入。

## 3.2 四种典型 SLAM 原理分析

### 3.2.1 GMapping

GMapping 是一种基于激光雷达数据的实时建图和定位算法。它由 Brian Gerkey 开发，广泛用于移动机器人的路径规划领域<sup>[50]</sup>，算法的 TF 树如图 3-1 所示。

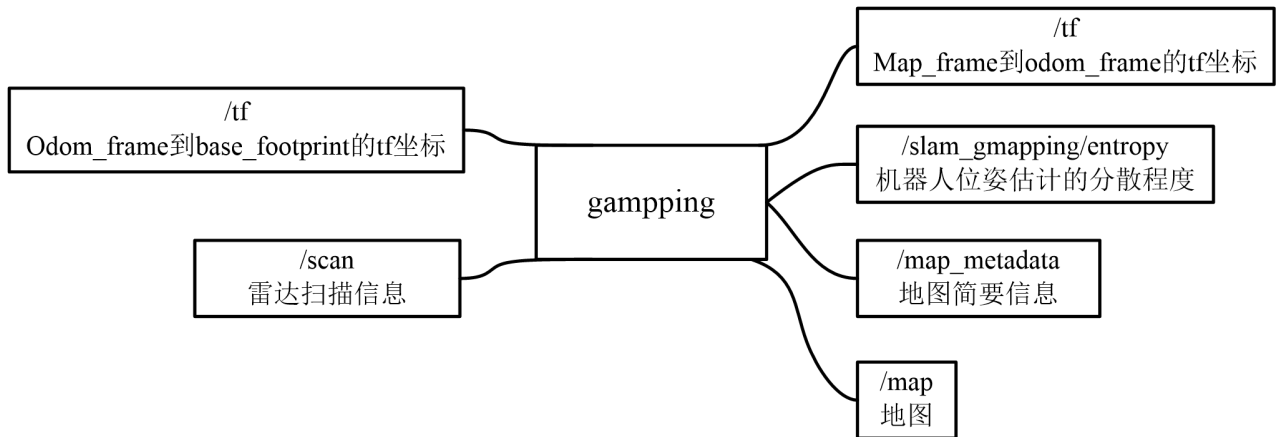


图 3-1 Gmapping TF 图

GMapping 算法利用激光雷达扫描生成的激光数据，通过对扫描数据进行匹配和积累，实时生成环境地图。同时，它还能够通过匹配当前激光数据与已知地图，实现机器人的实时定位。

GMapping 算法的核心思想是使用粒子滤波器（Particle Filter）来估计移动机器人的位姿（位置和方向），并通过地图匹配算法将估计的位姿与地图进行匹配，从而得到精确的地图和机器人的定位结果。

GMapping 算法在实时性和精度方面表现出色，能够在复杂的室内和室外环境中实现高质量的建图和定位。

当前，许多人使用的建模方式来制作高精度的地形。但是，这些方式通常伴随着更高的内存消耗和更多的计算量，使得它们并不适宜制作复杂的场景。另外，由于缺乏回归检测，

它们很容易出现问题。

### 3.2.2 Hector

Hector SLAM 是另一种常用的 SLAM 算法，它是基于激光雷达数据的建图和定位算法。与 GMapping 算法不同，Hector SLAM 采用了基于栅格的建图方法，结合融合惯性检测单位（Inertial Measurement Unit, IMU）的信息，大大增强了建图与定位的准确性，甚至在没有里程表的情况下，只靠手推移动机器人就能完成这项任务<sup>[51]</sup>。但 Gmapping 的表现优于 Hector SLAM 在某些场合，特别是对于那些缺乏里程表的移动机器人来说。在绘制地形的过程中，应该保持较低的转弯速率，最好低于 0.1rad/s，算法的 TF 树如图 3-2 所示。

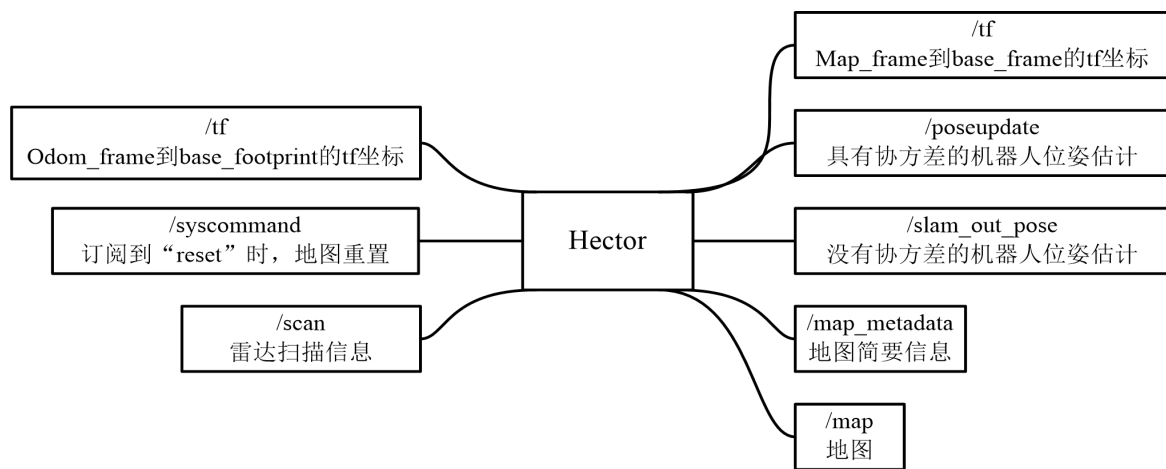


图 3-2 Hector TF 图

Hector SLAM 算法的主要思想是将激光雷达的扫描数据与机器人的姿态数据（通过 IMU 测量）相结合，来建立栅格地图。它通过对激光雷达数据进行栅格化，将地图分割为小的单元格，并根据激光雷达数据和姿态数据来更新栅格的状态。同时，Hector SLAM 利用扩展卡尔曼滤波器（Extended Kalman Filter, EKF），可以有效地评估并将机器人的位姿信息融合到一起。

Hector SLAM 算法在处理动态环境和噪声变化的传感器数据方面表现出色，它能够提供高效的实时处理能力，并且具有良好的稳健性。另外，由于使用了 IMU 数据，Hector SLAM 在建图和定位的精度上相对于传统的激光 SLAM 算法有所提高。

然而，Hector SLAM 算法也有一些限制。首先，它对 IMU 的精度和准确性要求较高，因此需要高质量的 IMU 传感器。其次，Hector SLAM 算法在处理大规模环境时可能会面临计算资源的挑战。

总的来说, Hector SLAM 是一种基于激光雷达和 IMU 数据的建图和定位算法, 具有较好的实时性和精度。它在机器人导航、自主车辆和履带式移动机器人等领域中得到了广泛应用。

### 3.2.3 Cartographer

Cartographer 是一种开源的 SLAM (Simultaneous Localization and Mapping) 算法, 由 Google 开发并在 2016 年发布。与 Gmapping 和 Hector SLAM 类似, Cartographer 也是用于实时建图和定位的算法<sup>[52]</sup>, 算法的 TF 树如图 3-3 所示。

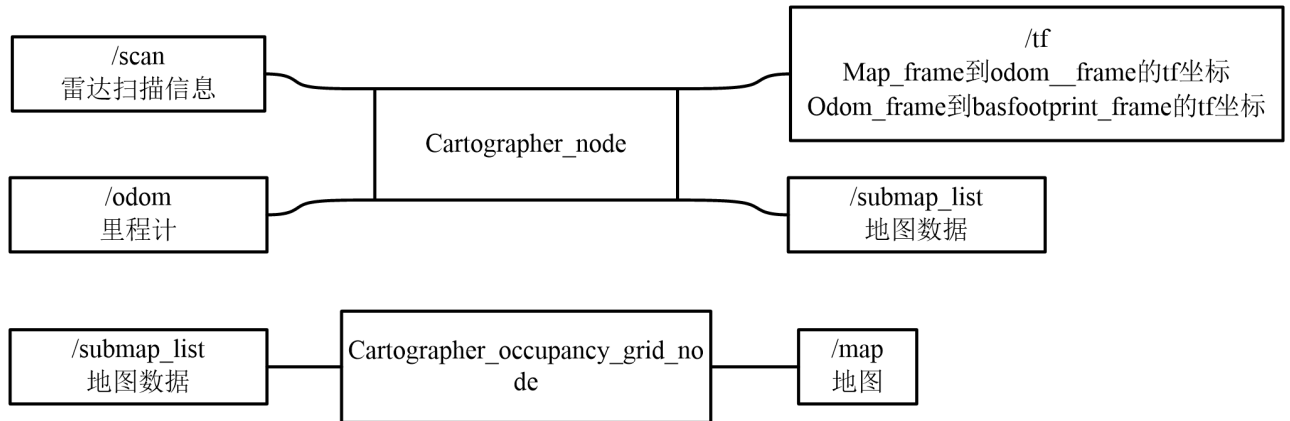


图 3-3 Cartographer TF 图

Cartographer 与其他算法的不同之处在于它使用了多传感器数据, 包括激光雷达、IMU (惯性测量单元) 和 GNSS (全球导航卫星系统)。这使得 Cartographer 能够在不同环境中进行高精度的定位和建图。

Cartographer 的核心算法是扩展卡尔曼滤波 (Extended Kalman Filter) 和图优化 (Graph Optimization)。它通过对传感器数据进行融合和优化, 实现了高精度的位姿估计和地图生成。直接订阅 odom, 不需要 robot\_pose\_ekf。其 tf 发布频率 200HZ 大于 robot\_pose\_ekf 的 20HZ, robot\_pose\_ekf 发布的 tf 会被覆盖。

Cartographer 在机器人导航、自动驾驶和室内定位等领域中被广泛应用。它具有较好的鲁棒性和实时性能, 并且支持多种传感器和硬件平台。由于其开源性质, Cartographer 也受到了很多研究人员和工程师的关注和使用。

### 3.2.4 Karto

Karto 是一种基于激光雷达数据的 SLAM 算法, 由 Karto Robotics 开发。它是一种轻量级算法, 适用于小型移动机器人的实时建图和定位, 算法的 TF 树如图 3-4 所示。

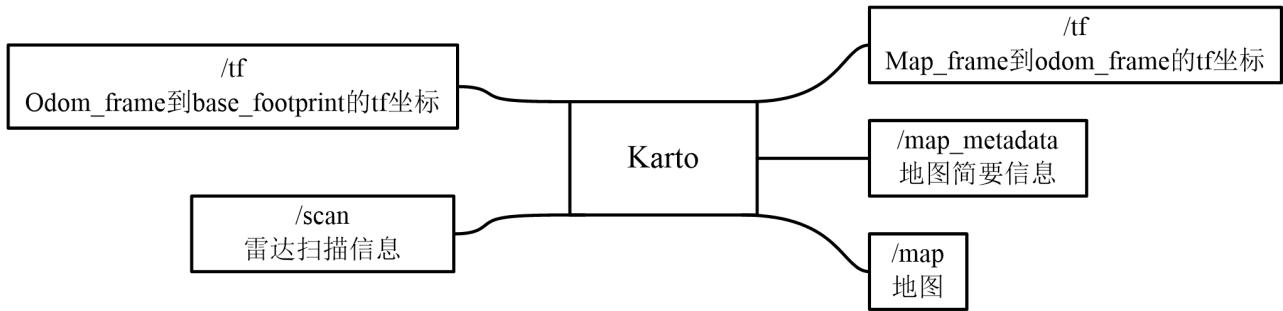


图 3-4 Karto TF 图

Karto 算法使用扫描匹配（scan matching）和优化技术来实现建图和定位。通过分析激光雷达点云数据，分析移动机器人即时位姿信息，并使用优化方法来优化地图和位姿估计的准确性<sup>[53]</sup>。

Karto 算法具有较低的计算复杂度和较快的执行速度，适用于实时应用。它能够处理动态环境中的传感器数据，并能够适应不同类型的激光雷达。

Karto 算法在室内导航、机器人巡航和自主车辆等领域中被广泛使用。它的简单性和高效性使得许多研究人员和开发者选择 Karto 作为他们的 SLAM 解决方案。

### 3.2.5 四种典型激光 SLAM 算法的优缺点分析

表 3-2 SLAM 算法优缺点表

| SLMA 算法      | 优点                                                                                                           | 缺点                                                        |
|--------------|--------------------------------------------------------------------------------------------------------------|-----------------------------------------------------------|
| Cartographer | 1. 累计误差少，输出的协方差矩阵较自然。<br>2. 成本较低的雷达也有不错的适用性。<br>3. 没有 IMU 和 ODOM，只有雷达也可以建图，还可以手持建图。                          | 1. 在某些特定场合，若测量值误差较大，则容易把图建歪。<br>2. 内存占用较大。<br>3. 算法体积量较大。 |
| Hector-SLAM  | 无需里程计，适用于空中或者地面不平坦的情况。                                                                                       | 1. 对激发雷达的性能要求较高，需要频率更高，噪声小的传感器。<br>2. 建图过程不能快速移动，否则建图不理想。 |
| Karto-SLAM   | 1. 计算内存消耗量较少。<br>2. 实现了回环检测与后端优化。                                                                            | 由于采用单线程计算，算法本身精度不够。                                       |
| Gmapping     | 1. 可以实时构建室内地图，且计算量较小，精度高。<br>2. 相比于 Hector SLAM 对激光雷达要求低、鲁棒性高。<br>3. 相比 Cartographer 在构建小地图时，不需要太多粒子且没有回环检测。 | 频繁重采样会加剧粒子退化速率，进而影响建图精度的问题。                               |

综上所述，本文最后选用的激光 SLAM 算法为 Gmapping 算法。

### 3.3 改进 Gmapping 算法

#### 3.3.1 Gmapping 算法原理

通过上一节了解 Gmapping 是一种适用性广泛的 SLAM 算法，有着计算量少、精度高、硬件要求不高、适用于小场景等特点，本节主要介绍 Gmapping 算法的基本原理。早些年移动机器人都采用 Gmapping 算法来进行建图与定位，算法主要使用扩展卡尔曼滤波技术，该算法输入的实际参数为激光雷达活动的点云数据与里程计的数据。以下为 Gmapping 算法的步骤：

（1）数据导入：将收集到的激光雷达点云数据导入算法中，与里程计的数据的时间戳共同存放于一帧激光里程计数据中，为下一步建图工作提供数据描述。同时初始化所有粒子的权重，如式（3-1）所示。

$$\omega_0^{(1)} = \omega_0^{(2)} = \dots = \omega_0^{(N)} = \frac{1}{N} \quad (3-1)$$

（2）状态更新：通过在里程计数据的各个维度上都加上高斯噪声作为预测值的方式，根据  $t-1$  时刻的粒子的位姿和里程计的数据，预测  $t$  时刻粒子的位姿，为之后的扫描匹配做好准备。

（3）扫描匹配：对每个粒子的预测值进行扫描匹配。根据每一个粒子的激光雷达数据，在当前里程计数据下求解每个粒子的位姿最优值。通过匹配更好位姿的激光数据更新粒子的当前位姿，作为新的粒子权重，探索方式采用爬山算法。

（4）权重归一化：在上一步扫描匹配完后，所有粒子的权重都更新过了，对所有粒子的权重进行归一化处理并计算所有粒子的离散程度  $N_{eff}$ ， $N_{eff}$  是作为是否进行重采样的依据<sup>[54]</sup>。

$N_{eff}$  的计算可由式（3-2）确定。

$$N_{eff} = \frac{1}{\sum (\omega^i)^2} \quad (3-2)$$

（5）重采样：为了保证粒子之间存在差异性，Gmapping 采用选择性重采样技术。如果粒子之间的差异数  $N_{eff}$  超出了设定范围，则进行重采样操作，差异数  $N_{eff}$  未超出了设定范围则不进行重采样。重采样采用轮赌盘的方式，为了保留更多权重大的粒子，选择淘汰掉权重较小的粒子。

(6) 权重归一化：在重采样结束后，再次进行权重归一化操作，这是由于粒子的权重在进行重采样后发生了数值变化，进行权重归一化可以确保粒子之间的一致性。

(7) 粒子维护地图：粒子地图是由动态粒子组成，由于粒子是动态的，地图也是不断变化的，随着粒子信息的不断变化，地图重构的精度也越来越高。

(8) 地图更新：至此一次 **Gmapping** 运算结束。根据所有粒子的权重选出最优粒子，并获取该粒子存储的历史位姿数据与激光数据进行地图更新。

### 3.3.2 粒子退化现象

**Gmapping** 算法利用粒子滤波技术来评价履带式移动机器人的运行状态，其中包括反复迭代的算法。当迭代次数越高时，就越容易导致准确的信息被遗忘，同时也降低了信息的复杂度。因此，**Gmapping** 算法通常需要不断地迭代，以避免信息的遗忘，并保持信息的复杂度。为了更准确地捕捉数值，需要对所收集的数值进行重采样。首先要对所收集的数值进行权重分析，一般来说，最靠近实际值的数值更容易捕获到，然后再根据实际值进一步分析。使用轮赌盘的方法，将实际值与预期值进行比对，从而避免数字的失真。

由于时光的推移，频繁的重复取样将使得微粒的数量和类型显得越来越单一。这意味着，当尝试进行更复杂的模型时，需要考虑到各种可能的影响，以及它们的数量和类型。轮赌盘算法可以帮助确定最佳的模型，从而避免了过度的选择，从而提高了模型的精确度和稳定性。由于时光的推移，权重越高的微粒将面临消失的风险，因此，即使它们的个性仍然存在，也可能导致其他的微粒的出现。比如，如果某个微粒的个性越强，它将拥有更多的可能性，从而使其他的微粒的个性也随之增强，从而使其他的微粒也能够获得更多的可能性。由于重采样的过程中，重量较高的微粒被逐渐替换，导致了微粒的多样性逐渐降低。然而，如果重采样的次数过于频繁，则可能导致更严重的影响。结果，即使在一个时期内，新的微粒也可能被替换，导致整个系统的结构发生变化。

**Gmapping** 算法采用粒子滤波技术，但是由于需要进行重采样，这就导致了粒子的衰减，因此，这一现象无论如何都无法得到有效的处理，所以只能采取行动去减缓粒子的退化。在传统 **Gmapping** 算法中为了减少粒子数，已经提出了改进提议分布，为了减少重采样的次数，提出了选择性重采样。每次在重采样之前进行的粒子权重归一化计算出的  $N_{eff}$  实际上就是选择性重采样的判断条件，也就是说 **Gmapping** 原理上使用粒子滤波，粒子重采样是必不可少的步骤，而重采样会带来粒子退化现象<sup>[54]</sup>。为了解决重采样带来的粒子退化问题，可以尝试改变重采样策略，将照权重大小类似的粒子放一个区间进行分布重采样，通过这种方式可以

得到更多种类的新粒子，不至于只保留权重大的粒子，通过这种方式大大延缓了粒子的多样性衰退。

### 3.3.3 改进 Gmapping 重采样策略

轮盘赌法主要是将适应性大的粒子保留下来，而适应性大小的根本比较是权重大小的比较，如果各粒子的权重都差不多，轮盘赌法也能实现真正的随机，不因为权重小而被淘汰。那么如何才能使得权重都差不多，首先粒子的权重是固定的，不能去更改，那么只能从重采样对象来考虑，如果将粒子划分区间，权重大的粒子之间进行重采样，权重小的粒子之间进行重采样，最后保留两边的子代粒子，这样以来不就解决此问题，为此本文提出分区重采样策略。具体步骤如下：

先设定一个数值作为划分大小权重粒子的标准线，本文选用总粒子的中位数作为标准进行划分区间，因为选用中位数作为标准可以实现两边数量一致。通过区间的划分，权重大的粒子与权重大的被划分在了一起，权重小的粒子与权重小的被划分在了一起，这样在重采样时能保证权重小的粒子不全被淘汰。

通过上一步，粒子都被划分好了，先将权重大的粒子区间设为 A 区间，其余为 B 区间，然后对 A 区间、B 区间各自进行轮盘赌筛选粒子，筛选后会得到两组新粒子，这两组新粒子合并成子代粒子。分区重采样策略的工作流程图如图 3-5 所示。

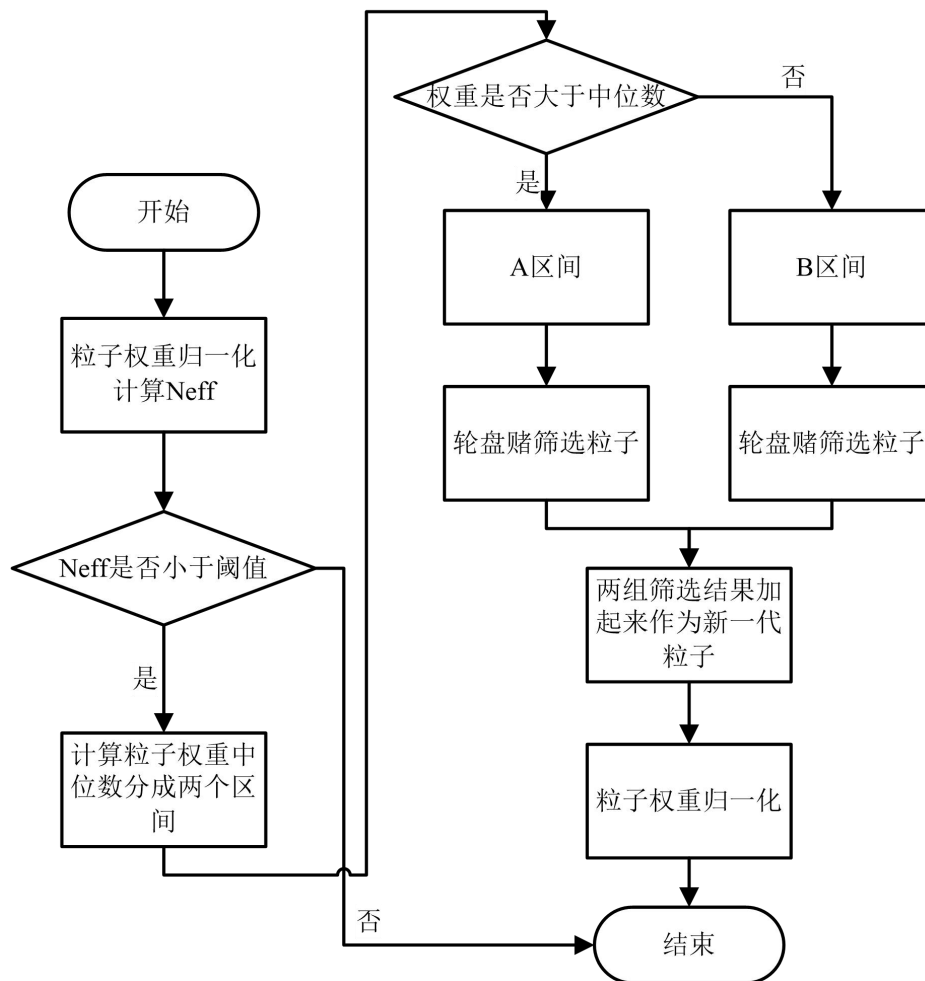


图 3-5 重采样流程图

综上所述，分区重采样策略可以有效避免了权重小的粒子被轮盘赌法淘汰掉由于其权重较小。通过这种方式选出的子代粒子多样性可以得到提升，也有效延缓了粒子的退化现象。

### 3.3.4 实验结果与分析

基于上一节提出的新的粒子重采样策略进行代码的编写，并在差速机器人平台上进行实验。履带式移动机器人内部的日志信息如图 3-6 所示。

```

-----resample-----
3 3 7 7 7 7 7 10 10 10 10 10 14 14 17 19 19 19 19 19 19 24 24 24 24 24 24 24 24 35 35 35 35
35 39 39 39 39 42 42 42 42 44 44 44 44 45 45 45 48
----traditional_resample_size: 13
middle num:0.000183686
14 15 15 16 17 17 18 18 19 19 20 20 20 21 21 22 22 22 23 23 23 24 24 24 24
----A_size: 11
9 13 14 15 15 16 17 17 18 18 19 19 20 20 21 21 21 22 22 23 23 23 24 24 24
----B_size: 13
----new_resample_size: 24
  
```

图 3-6 日记信息

日志记载了 SLAM 过程中粒子的数量变化状况，如图 3-6 所示，resample 的下方为本次重采样粒子的情况。tradition\_resample\_size 为采用传统重采样方式后的粒子种类数；new\_resample\_size 为采用新的重采样策略方式即分区重采样策略后的粒子种类数。

本次实验粒子的初始化总数为 50 个。在 resample 下面的有两行数字，每个数字代表一个新的粒子，这些是由传统方式采样后的情况，从图中很容易看出，重复的数字很多，这些都是权重比较大的粒子，轮盘赌法就是这样，权重大的粒子更容易留下来，例如图 3-6 中 24 号居然出现了 8 次，而粒子种类的总数为 3-7 所示的 13，大大降低了粒子的多样性，这就造成了粒子退化的问题。接下来是对比新的重采样策略的信息，首先算出来的粒子权重的中位数是 0.000183686，然后依据粒子权重中位数分成 A、B 区间，可以看到 A 区间筛选出来的粒子编号以及 A 区间的粒子多样性是 11，B 区间筛选出来的粒子编号以及 B 区间的粒子多样性是 13，那么新的重采样策略粒子多样性是 11 加 13 也就是 24，如图 3-7 所示。

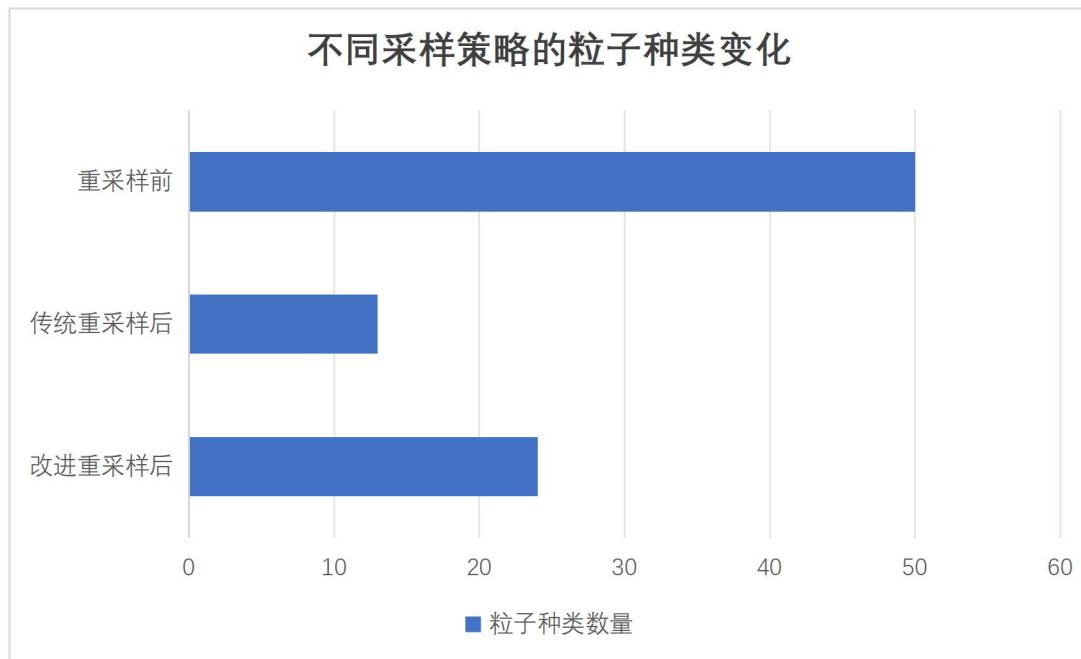


图 3-7 改进粒子重采样多样性变化

从实验结果分析来看，分区重采样策略能有效提升粒子筛选结果的粒子多样性，缓解了粒子退化现象，有效提升了 SLAM 建图的精度。

### 3.4 本章小结

本章主要为履带式移动机器人 SLAM 算法的选用与改进。本章先是对三种地图描述方式进行介绍与分析其优缺点,并决定使用栅格地图作为本文地图表述方法;其次对 Cartographer、Hector-SLAM、Karto-SLAM 和 Gmapping 四种 SLAM 方法进行介绍与分析其优缺点,并决定使用 Gmapping 作为本文 SLAM 算法;最后介绍了 Gmapping 的原理,并从其中的重采样流程作为切入点进行改进,提出分区重采样策略,有效缓解了粒子退化现象。

## 第 4 章 全局路径规划研究

履带式移动机器人的路径规划的适用情况一般分为静态路径规划和动态路径规划。静态路径规划是指空间信息已知，空间信息又分为履带式移动机器人的位置信息与环境信息，位置信息包括履带式移动机器人的空间坐标和位姿状态，环境信息包括移动空间的大小和障碍物的大小位置情况；动态路径规划是指空间信息未知，移动空间内存在不可知的动态障碍物。为了解决履带式移动机器人的路径规划问题，本文设计出改进 PRM 算法，主要由两部分组成：全局路径规划和局部路径规划。

### 4.1 传统 PRM 原理介绍

传统 PRM 算法主要包括两个阶段：采样阶段和查询阶段<sup>[55]</sup>。

采样阶段：PRM 算法在带有一定的限制条件的空间内随机生成  $n$  个数量的采样节点，节点集合为  $V$ ；一般 PRM 算法做路径规划时，将运动目标的起始点与终点也作为节点一并存入集合  $V$ ；再判断每个节点与其他节点之间是否有能连通的直线路径，将所有可执行的路径存入集合  $E$ ；最后形成无向网络路径图  $G(V, E)$ ，其中  $V = \{v_1, v_2, \dots, v_{n+2}\}$ ， $E = \{v_i, v_j \mid v_i, v_j \in V\}$ 。

查询阶段：使用图搜索算法在  $G(V, E)$  中找出一条连接起点与终点且距离最短的路径。一般根据采样阶段构造的无向网络路径图的形式，采用不同的图搜索算法，常用的如 A-star 算法、广度优先搜索算法和 Dijkstra 算法，如图 4-1 所示。

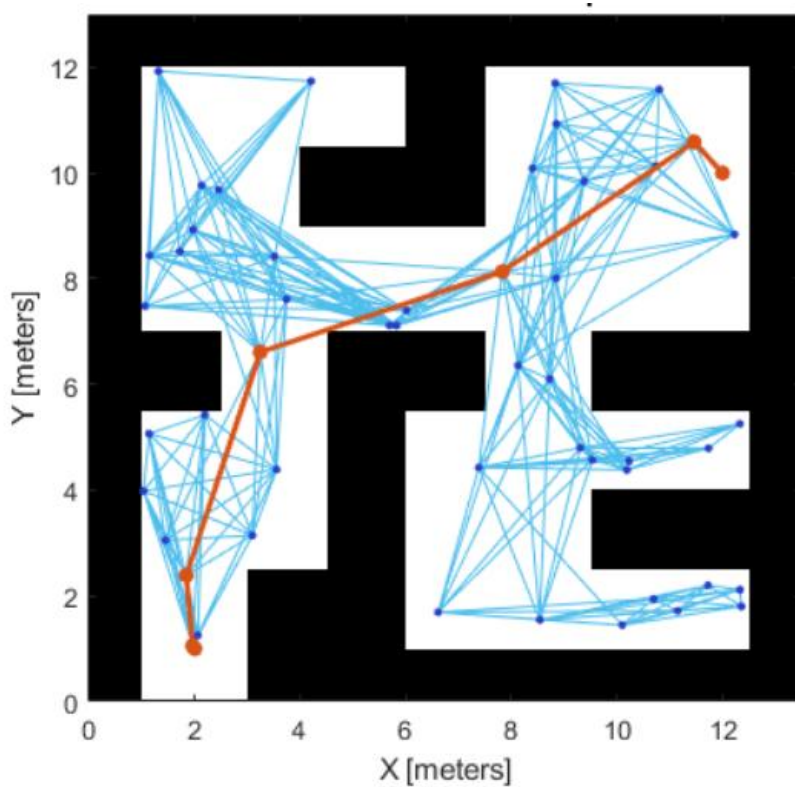


图 4-1 传统 PRM 算法

## 4.2 优化地图安全区域

为了增大履带式移动机器人行驶时的安全性，本文引入自适应调整地图参数设定。如图 4-2 所示，黑色区域为障碍物区域，通过增大设定障碍物范围，得到如图 4-3 所示增加安全区域后的地图。扩大范围为以履带式移动机器人中心为圆形能覆盖全部机器人的半径长度，如图 4-4 所示。

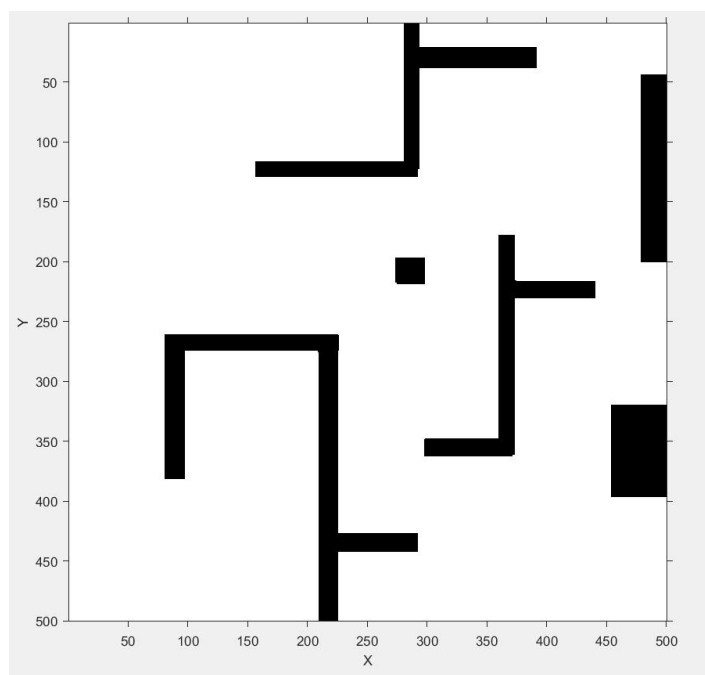


图 4-2 增加安全区域前地图

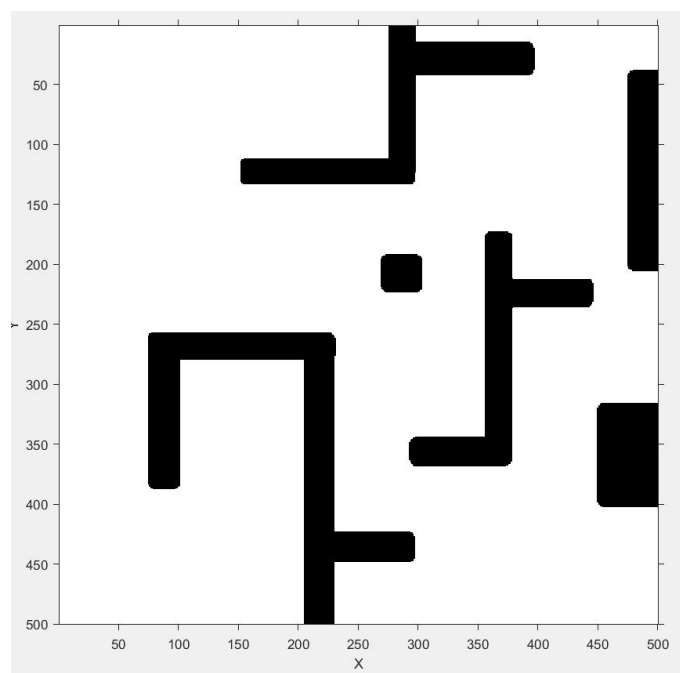


图 4-3 增加安全区域后地图

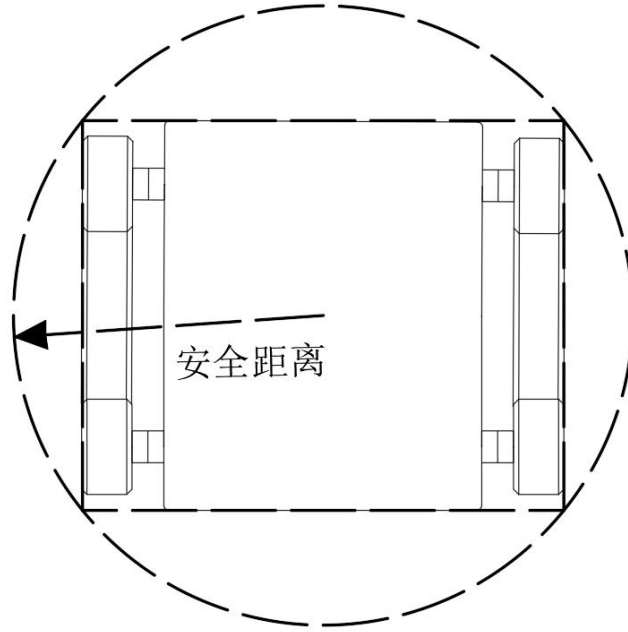


图 4-4 安全范围距离

### 4.3 优化采样点位置

在 PRM 算法中，影响算法准确性的因素有两点：采样点的数量与采样点的位置。采样点数量越多，算法的准确性越高，但计算量增加。但随着生成采样点空间的扩大，同样数量的采样点数量已经不能满足需要，而过多的采样点难以实现均匀分布，会造成采样点冗余。为了解决这个问题，本文的改进 PRM 算法将采样点的生成位置以一种半随机的方式使采样点更合理的出现在每个分割面上。如图 4-5 所示。具体操作如下：

第一步，定义空间主轴线。设起点  $s$  坐标为  $(x_s, y_s)$ ，目标点  $g$  坐标为  $(x_g, y_g)$ ，空间主轴线为空间内从  $s$  到  $g$  的直线，长度为  $L_{sg}$ ，在  $XZ$  面的投影与  $X$  轴偏角为  $\theta_1$ ，与  $XY$  面的投影与  $X$  轴的偏角为  $\theta_2$ 。公式如下：

$$L_{sg} = \|g - s\|_2 \quad (4-1)$$

$$\theta_1 = \frac{\pi}{2} - \arctan \frac{|z_g - z_s|}{|x_g - x_s|} \quad (4-2)$$

$$\theta_2 = \frac{\pi}{2} - \arctan \frac{|y_g - y_s|}{|x_g - x_s|} \quad (4-3)$$

第二步，求解起点与采样点的位置关系。将主轴线分为  $n$  段，那么就会出现  $n+1$  个分割

面。既然将采样点出现的位置设于每个空间分割面上，那么采样点的位置一定与  $s$  和  $g$  的坐标存在数学关系。设每一层的间距为  $L_d$ ，考虑采样点以半随机的方式出现在分割面上，第  $i$  面上的采样点  $P_{i,j}(x,y)$  的计算公式如下：

$$L_d = L_{sg} / n \quad (4-5)$$

$$x = x_s + i \times L_d \cos(\theta_2 + \varphi_j) \quad (4-6)$$

$$y = y_s + i \times L_d \sin(\theta_2 + \varphi_j) \quad (4-7)$$

其中  $\varphi_j \in [\varphi_{\min}, \varphi_{\max}]$  为采样点在可行空间内的偏转角度范围。

另外关于  $n$  的选取，本文设定  $n$  取决于主轴线长度与空间内最长线段的长度之间的比例。公式如下：

$$n = k_1 \times \frac{L_{sg}}{L_{\max}} + C_1 \quad (4-8)$$

式中， $L_{\max}$  设定为空间内最长线段长度， $k_1$  为固定系数， $C_1$  为最少层数。本文履带式移动机器人行驶空间为长方体， $L_{\max}$  即为长宽高的积。控制  $n$  的目标是为了减少采样点的冗余，

因为当起始点与目标点过近时，并不需要过多的采样点以及层数。

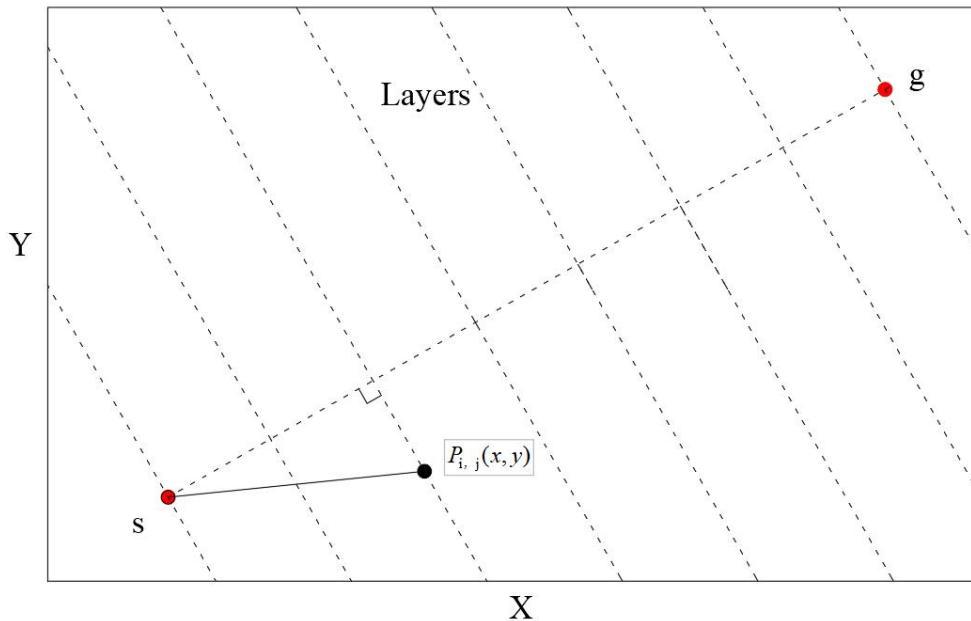


图 4-5 空间分层

第三步，控制每个分割面上的采样点数量。为了使一定数量的采样点出现再更有效的位置，每个面上的采样点数量也该作出调整。本文将以正态分布的形式控制每个面上采样点数量，使起点到目标点间每个分割面上的采样点数量达到先递增后递减的趋势。每个面上包含采样点数量百分比公式为：

$$f(i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{(i-n/2)^2}{2\sigma^2}\right) \quad (4-9)$$

$n$  为层数， $\sigma$  为尺度参数， $\sigma$  越大位于中轴线中部层的采样点含量越少，反之位于中轴线中部层的采样点含量越高。

第  $i$  面上对应数量为：

$$q_i = f(i) \times q \quad (4-10)$$

$$q = \sum_{i=1}^n q_i \quad (4-11)$$

$q_i$  表示第  $i$  层采样点数量， $q$  表示总的采样点数量。

另外总的采样点数量  $q$  同样取决于主轴线长度与空间内最长线段的长度之间的比例。防止起点与目标点过近时，浪费过多采样点，产生冗余现象。

$$q = k_2 \times \frac{L_{sg}}{L_{\max}} + C_2 \quad (4-12)$$

式中  $k_2$  为固定系数， $C_2$  为最少采样点数。

例如，将主轴线分成 8 段，每个分割面上包含的采样点分布概率情况如图 4-6 所示；将起点与目标点放置在 1 号和 9 号面，设定采样点总数为 50 个，具体数目如图 4-7 所示。将数量代入采样点的生成，图 4-8 为平面示意图。

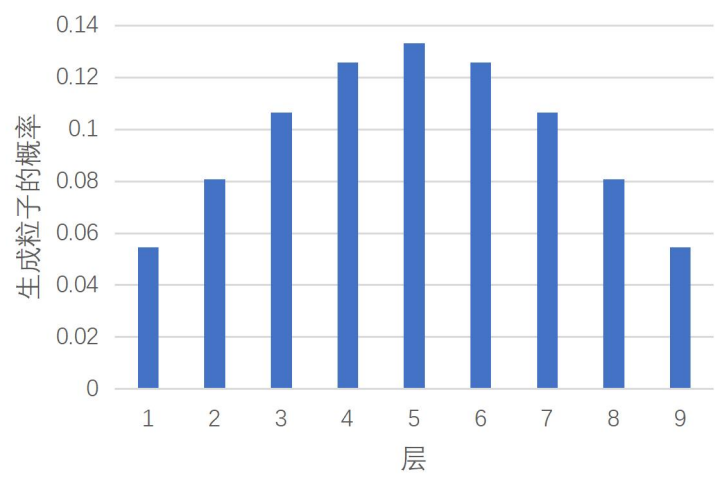


图 4-6 各层采样点概率图

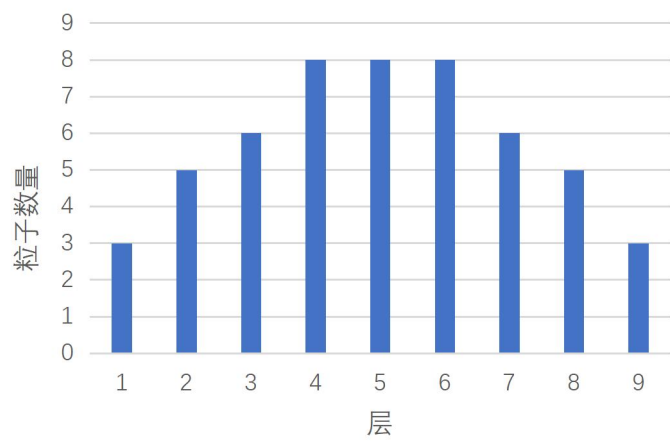
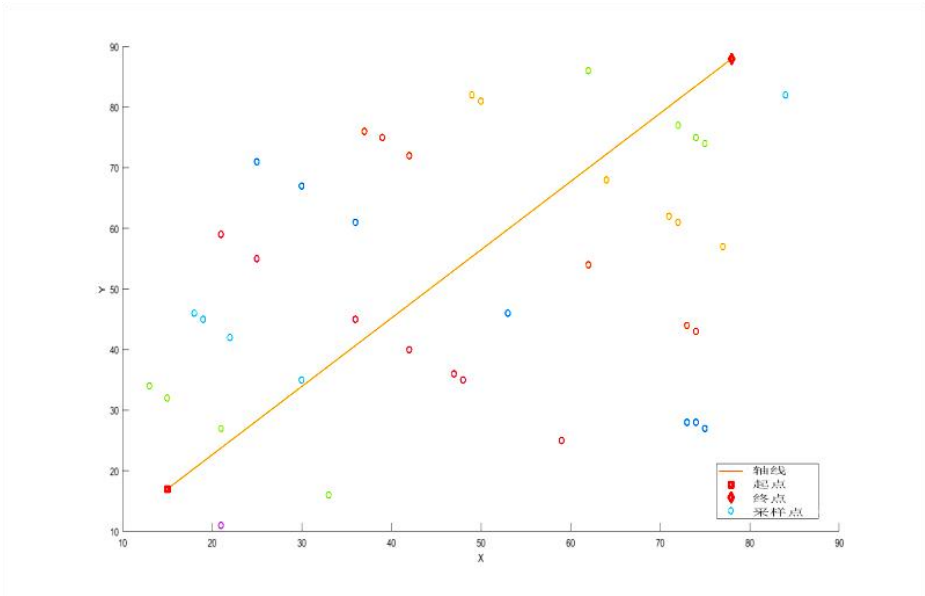


图 4-7 各层采样点数量图



第四步，定义邻层连接策略。关于邻层采样点之间的连接策略可以分为两种<sup>[56]</sup>：一种是全连接，即传统 PRM 算法中每个采样点之间的连接策略——两个采样点之间不存在障碍物即存在路径，如图 4-9(a)所示；另一种是邻层连接，每层采样点只会与其邻层上的采样点判断是否存在可行路径，如图 4-9(b)所示。本文从建图耗时方面分析，当采样点数量为 25 时，全连接与邻层连接耗时分别为 0.34s 与 0.13s，邻层连接相较于全连接提升了 61.78%的效率。所以改进 PRM 算法的设计采用邻层连接的方案。

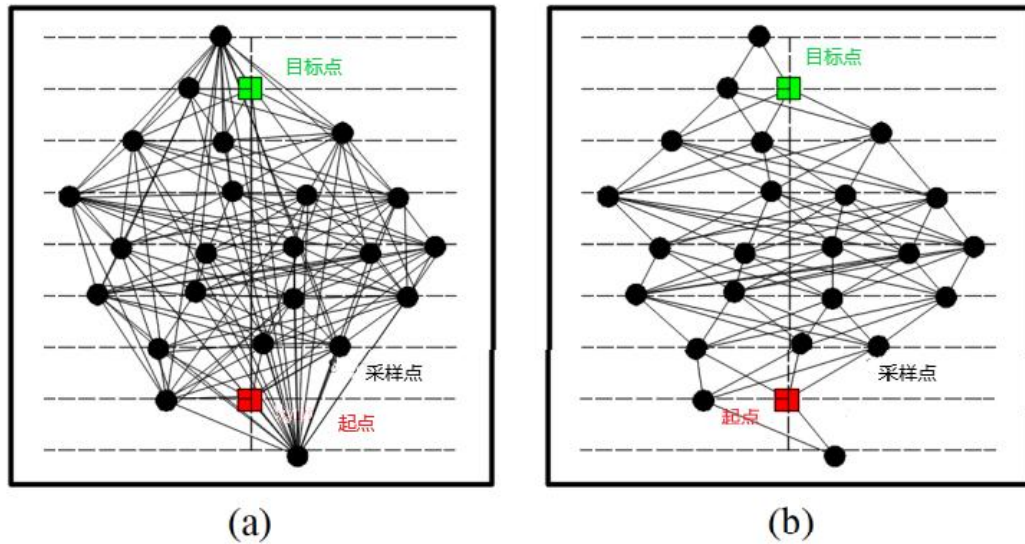


图 4-9 全连接和邻层连接策略

第五步，采用 Dijkstra 算法计算起点到目标点的最短距离。作为 PRM 算法核心的第二部分查询阶段，由于点与点之间连接后为拓扑地图，Dijkstra 算法适用于拓扑图的计算，所以本文采用 Dijkstra 算法的计算方式去判断最短路径，如图 4-10 所示，黄色线条为算法得出的最短路径。

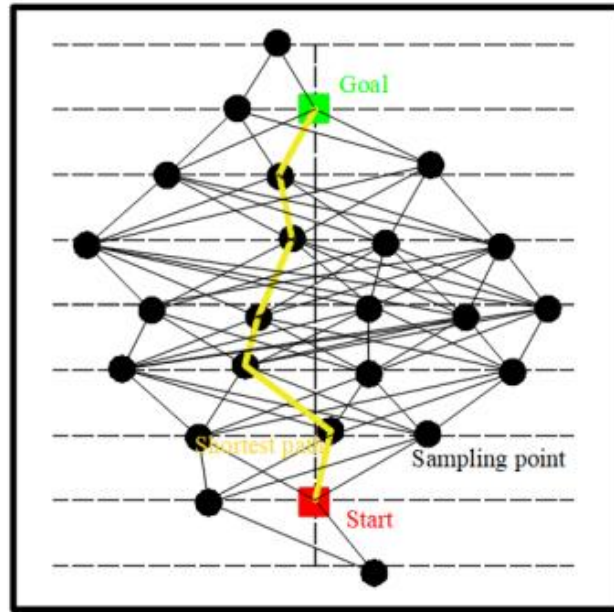


图 4-10 求解最短路径

#### 4.4 优化采样机制

由于 PRM 算法第一阶段的采样是随机性的，如果只完整进行一次算法流程，得出的结果往往不是理想的，但多次进行算法计算会造成结果的不稳定性，为了解决这一问题，本文提出对第一阶段的重采样机制，具体如下：

先进行第一次算法流程：将地图以起点到目标点为主轴线划分层，在每一层上随机生成总计为  $m$  的节点，再通过 Dijkstra 算法的计算方式去求得最短路径，将最短路径的节点  $p_1, p_2, p_3, \dots, p_n$  记录下来。

第二次采样：将由上一步最短路径的节点放入下一次的第一阶段即采样阶段并代入计算，假设第二次采样的随机节点依旧是  $m$  个，那么第二次采样的新节点群为  $p_1, p_2, p_3, \dots, p_n, p_{n+1}, \dots, p_{n+m}$ ，再重复算法的第二阶段，得到  $p'_1, p'_2, p'_3, \dots, p'_n$

第三次采样：重复第二次采样的操作。

通过重采样机制得到的最终路径，保证了计算结果不会变差相较于前一次。

图 4-11 为本文全局路径规划示意图，蓝色线条为无向路径图，红色为最短路径。

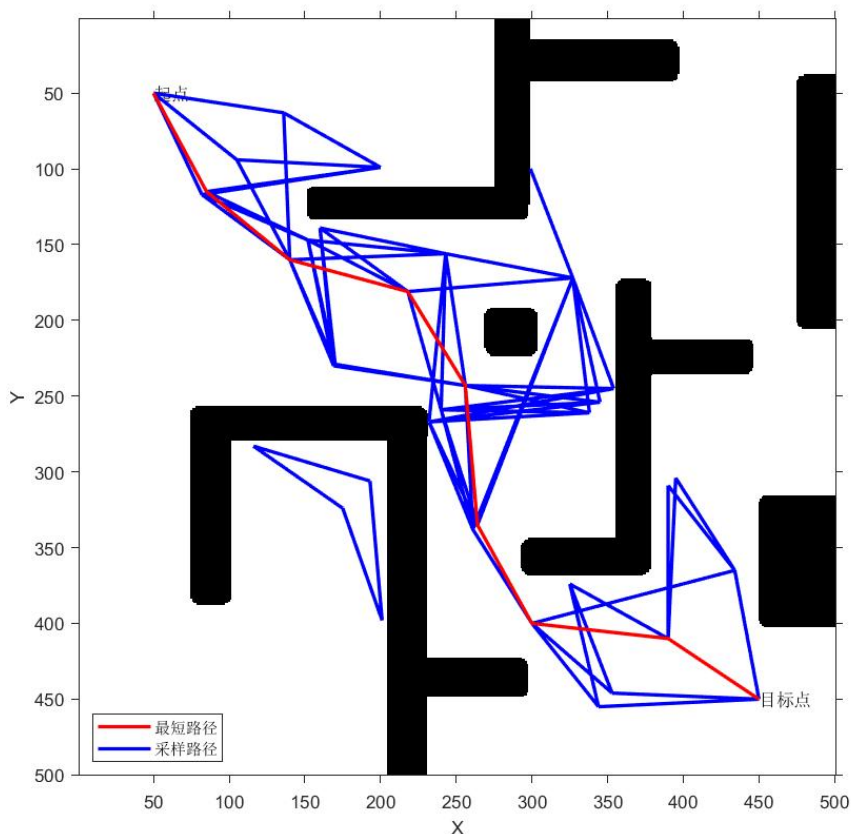


图 4-11 全局路径规划结果图

## 4.5 改进 PRM 算法流程

改进 PRM 算法步骤：

- (1) 初始化地图，创建安全区域地图，设定目标点位置。
- (2) 将地图以起点与目标点之间的直线作为主轴线，均等划分区域，区域面作为之后采样点随机生成的区域。
- (3) 按照正态分布的形式将数量确定的随机点随机生成在由(2)划分的区域。
- (4) 以邻层连接的方式，将之间无障碍物的采样点连接起来，得到可行路径，并存入路径集合。
- (5) 采用 *dijkstra* 算法的原理对路径集合进行处理，得到从起点到目标点最短的路径。
- (6) 进行路径规划重采样，将由(5)得到的路径节点带入步骤(3)的采样点随机生成阶段，并再次进行步骤(5)处理，进行一定次数的循环。
- (7) 最后输出经过一定次数重采样循环后的路径节点信息，作为最终路径。

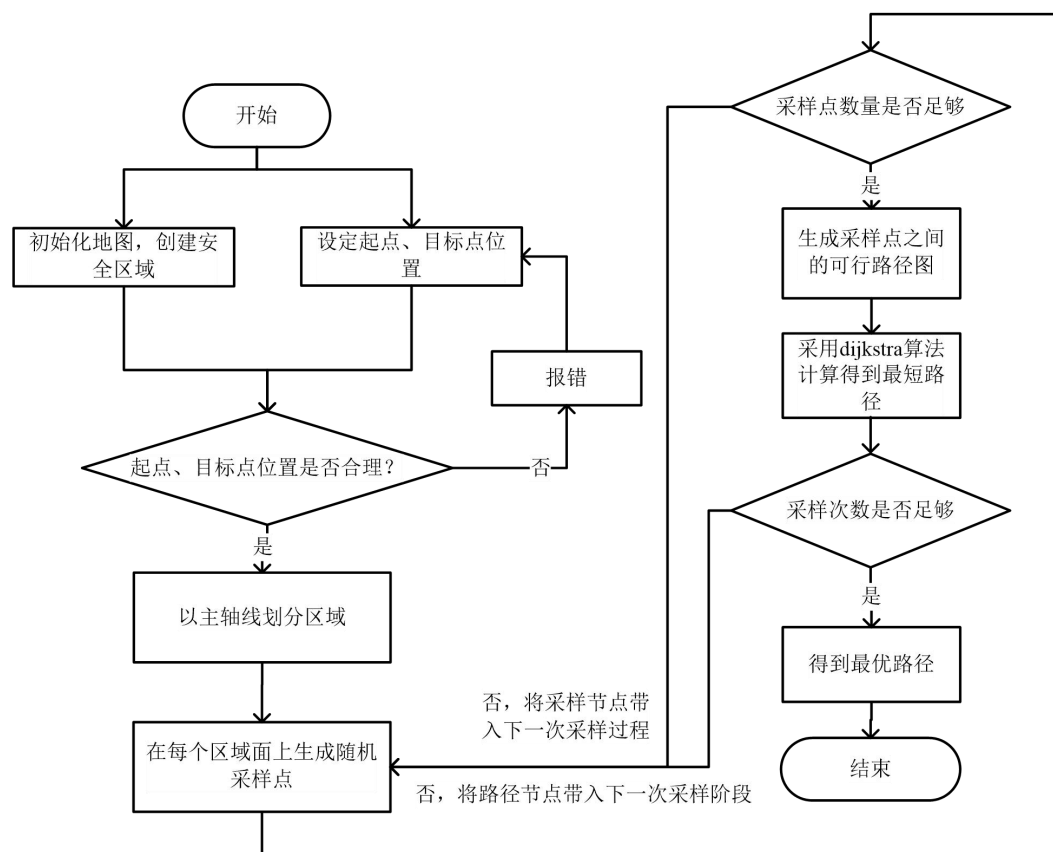


图 4-12 算法流程图

## 4.6 本章小结

本章主要内容为履带式移动机器人的在静态环境下的改进 PRM 算法，开篇介绍了传统 PRM 算法的基本原理，接着本文对传统 PRM 算法原理进行改，提出优化地图安全区域、优化采样点位置、优化采样机制的优化算法方式，以及通过数据比较得出分层连接方式为更加合理有效的采样点连接方式。

## 第 5 章 局部路径规划研究

### 5.1 融合动态窗口法

为了解决算法处理动态障碍物的问题，本文提出基于动态窗口法的改进局部路径规划方法，通过对履带式机器人的运动学模型分析，并对其下一时间间隔的轨迹进行评价处理，选取最佳路径，从而获得更加安全、平滑的最优局部路径<sup>[57]</sup>。为了方便直接观察算法效果，本文只设定垂直于 Z 轴的水平动态障碍物。

### 5.2 建立运动模型

动态窗口法需要模拟履带式移动机器人的运动航迹，先得建立运动模型。 $v(t)$ 、 $\omega(t)$  分别对应履带式移动机器人时间  $\Delta t$  内作匀速直线运动的线速度与角速度，其运动关系为：

$$\begin{cases} x(t) = x(t-1) + v(t)\Delta t \cos(\theta(t-1)) \\ y(t) = y(t-1) + v(t)\Delta t \sin(\theta(t-1)) \\ \theta(t) = \theta(t-1) + \omega(t)\Delta t \end{cases} \quad (5-1)$$

式中  $x(t)$ 、 $y(t)$ 、 $\theta(t)$  为履带式移动机器人在  $t$  时刻的位姿。

### 5.3 速度采样

通过使用动态窗口法，可以将避障问题抽象为一个具有约束条件的优化过程，这些约束条件包括差速机器人的不完全性、环境中的障碍物以及机器人的动态特性<sup>[58]</sup>。在二维地图中速度采样结果如图 5-1 所示。

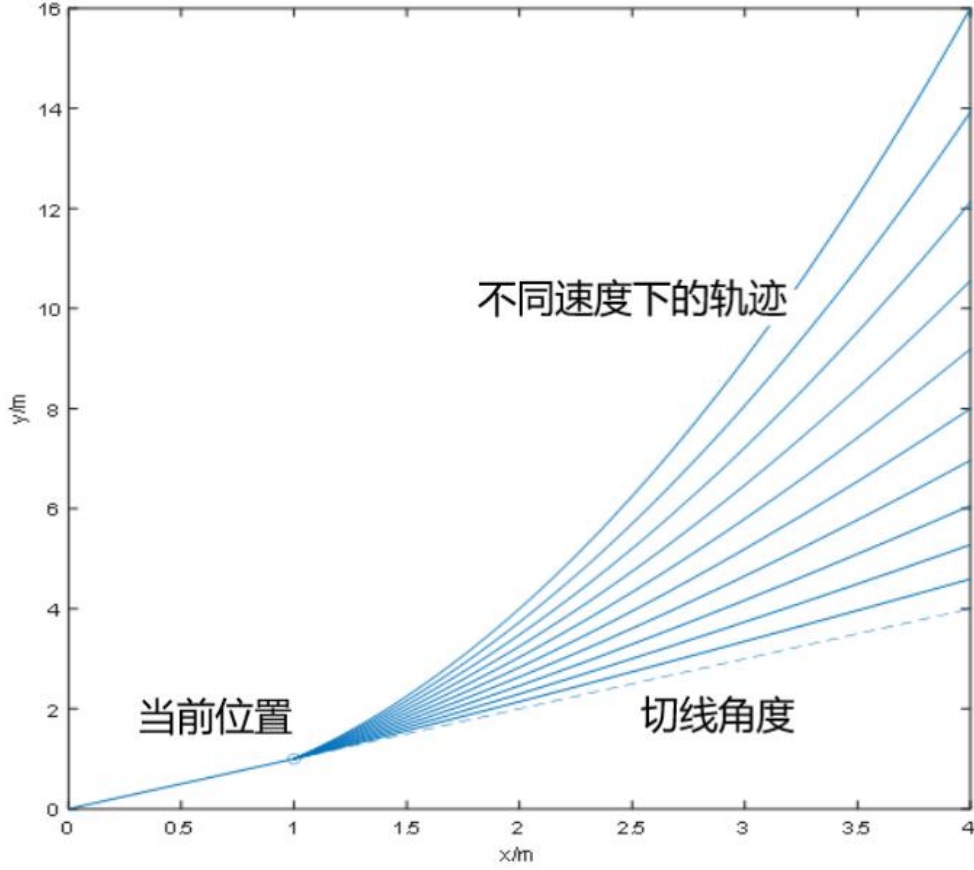


图 5-1 不同速度组的行驶轨迹

履带式移动机器人最大、最小速度约束为：

$$V_m = \{(v, \omega) | v \in [v_{\min}, v_{\max}] \cap \omega \in [\omega_{\min}, \omega_{\max}]\} \quad (5-2)$$

式中： $v_{\max}$ 、 $v_{\min}$  为最大、最小速度； $\omega_{\max}$ 、 $\omega_{\min}$  为最大、最小角速度。

电机加减速约束：

$$V_d = \{(v, \omega) | v \in [v_c - v_b \Delta t, v_c + v_a \Delta t] \cap \omega \in [\omega_c - \omega_b \Delta t, \omega_c + \omega_a \Delta t]\} \quad (5-3)$$

式中： $v_c$ 、 $\omega_c$  为当前速度； $v_a$ 、 $\omega_a$  为最大加速度； $v_b$ 、 $\omega_b$  为最大减速度。

制动距离约束：

$$V_a = \{(v, \omega) | v \leq (2 \text{dist}(v, \omega) v_b)^{1/2}, \omega \leq (2 \text{dist}(v, \omega) \omega_b)^{1/2}\} \quad (5-4)$$

式中： $\text{dist}(v, \omega)$  为  $(v, \omega)$  在轨迹上与障碍物最近的距离。

履带式移动机器人模拟轨迹的速度组需满足上述集合的限制条件，待选集合

$$V_s = V_m \cap V_d \cap V_a。$$

## 5.4 评价函数

评价函数是为了让履带式移动机器人选出最优航行轨迹在采样速度范围内。为了将局部路径规划融入全局路径规划，使履带式移动机器人完成动态避障任务，并朝向目标点快速运动。定义评价函数为：

$$G(v, \omega) = \lambda(\alpha head(v, \omega) + \beta dist(v, \omega) + \gamma path(v, \omega)) \quad (5-5)$$

式中， $\lambda$  为平滑函数； $\alpha$ 、 $\beta$ 、 $\gamma$  为加权系数； $head(v, \omega)$  为方位角评价函数，用于表示当前速度与模拟轨迹终点之间的方位角偏差； $dist(v, \omega)$  为评价履带式移动机器人到障碍物距离函数； $path(v, \omega)$  为路径评价函数，计算模拟轨迹端到全局路径规划的距离。

## 5.5 改进动态窗口法

传统动态窗口算法在速度采样时通常需要满足 5.3 节中的三个条件限制条件，其中制动距离约束  $V_a$  为想要移动机器人不撞上障碍物的最大减速度。但在实际的动态路径规划中，目标点的栅格点可能包含于障碍物的所在的位置范围。所以本文提出了一种新型碰撞评估机制，即通过程序检测并判断目标点是否于障碍物位置重复。如果目标点在障碍物位置中，则在速度空间  $V_a$  中选用距离障碍物最近的速度组  $(v, \omega)$  作为移动机器人的当前行驶速度，不必再对其他速度组评价，使移动机器人减速运行，停在距离障碍物由一定安全距离的位置。若目标点在障碍物位置中，则将速度集合  $V_a$  中距离障碍物最近的速度组  $(v, \omega)$  删除，不需要再进行评价。由于算法只需检测栅格点，这大大缩短了进行评价的时间，并且有效地提高了效率。

设目标点为  $g(x, y)$ ，动态障碍物点集合为  $Obstacles \{(x_0, y_0), \dots, (x_i, y_i)\}$ ，则速度约束条件如式 (5-6) 所示。

$$V_a = \begin{cases} \{(v, \omega) \mid v < \sqrt{2 \cdot dist(v, \omega) \cdot a_{v_{\min}}}, \omega < \sqrt{2 \cdot dist(v, \omega) \cdot a_{\omega_{\min}}}\} \\ \text{if } g(x, y) \notin Obstacles \\ \{(v, \omega) \mid v = \sqrt{2 \cdot dist(v, \omega) \cdot a_{v_{\min}}}, \omega = \sqrt{2 \cdot dist(v, \omega) \cdot a_{\omega_{\min}}}\} \\ \text{if } g(x, y) \in Obstacles \end{cases} \quad (5-6)$$

改进动态窗口法流程图如图 5-2 所示。

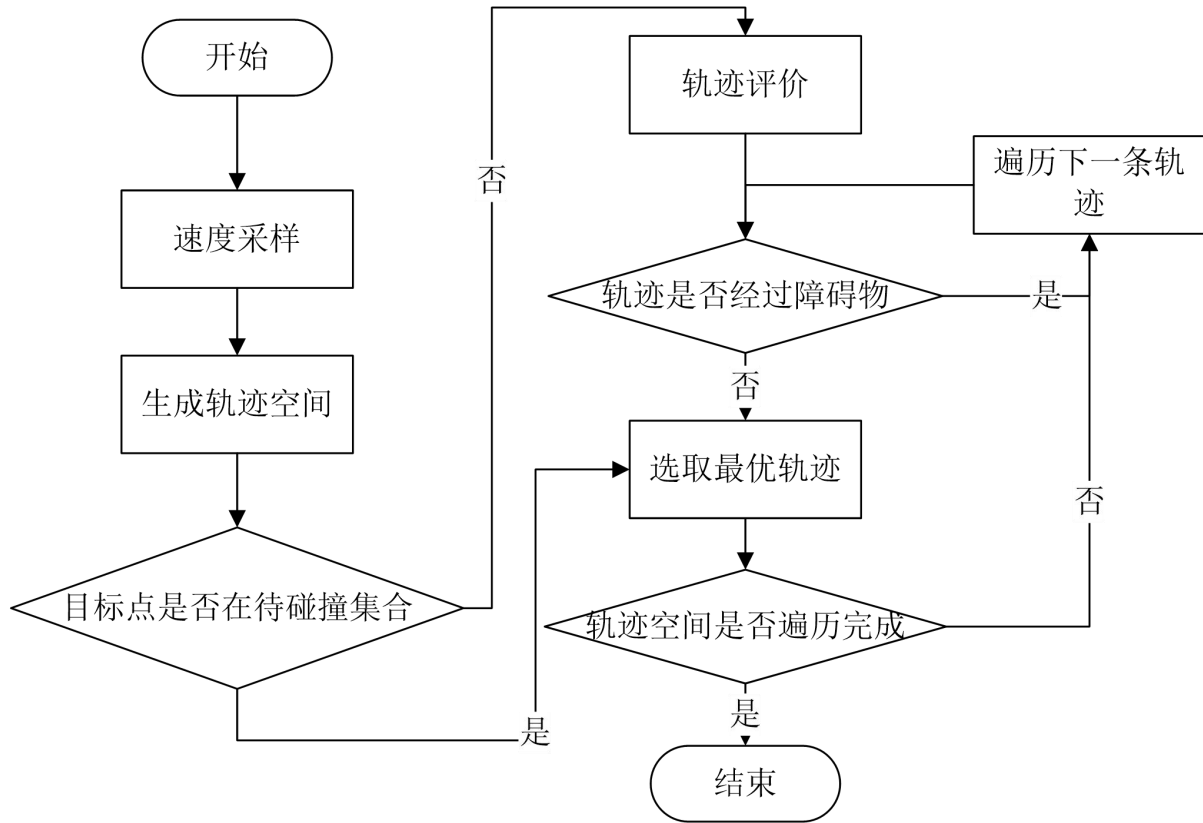


图 5-2 改进动态窗口法流程图

## 5.6 曲线化处理

通过使用改良的 PRM 算法，可以生成一组最优的路径。这些路径包含了从起点到终点的所有节点，并且通过对这些节点进行反向搜索来确定最佳的路线。然而，由于栅格地图的易于制作和便于处理，通常用于路径规划的地图都是栅格地图，因此在选择最佳路线时，可能会遇到拐点处的曲率太大的问题，导致路线不够平滑。当机器人在拐点处遇到阻力时，其速度会发生显著的变化，这可能会使其偏离预期的路径，从而导致履带式移动机器人的导航任务无法完成。为了解决这一问题，必须对已经生成的最佳路径点集合进行平滑处理，以确保机器人能够顺利完成导航任务。曲线处理方法一般分为三次样条插值法与 B 样条插值法两种，为了更好的优化局部路径，本文将分别使用两种曲线法对所得路径进行曲线化处理，并进行对比。

### 5.6.1 三次样条插值法

三次样条函数数学定义如下所示：

假设在区间  $[a, b]$  上存在多个插值点， $a = x_0 < x_1 < \dots < x_n = b$ ，若满足以下两个条件，则

在 $[a, b]$ 上的函数 $f(x)$ 称为三次样条函数:

在每个小区间 $(x_{i-1}, x_i)(i=1, 2, \dots, n)$ 内 $f(x)$ 分别为三次多项式函数:

$$f_i(x) = a_i + b_i(x - x_i) + c_i(x - x_i)^2 + d_i(x - x_i)^3 \quad (5-7)$$

$f(x)$ ,  $f'(x)$ 和 $f''(x)$ 在 $[a, b]$ 上连续。满足:

$$\begin{cases} f(x_0) = y_0, \dots, f(x_n) = y_n \\ f_-(x_i) = f_+(x_i) = y_i, i=1, 2, \dots, n \\ f'_-(x_i) = f'_+(x_i), i=1, 2, \dots, n \\ f''_-(x_i) = f''_+(x_i), i=1, 2, \dots, n \end{cases} \quad (5-8)$$

本文将由前面得到的直线路径节点作为插值点计算得到平滑的曲线作为最终路径。如图 5-3 所示, 蓝色虚线为原始路径, 蓝色圆圈为路径节点, 将节点坐标代入三次样条插值法函数得到最终的平滑红色路径。

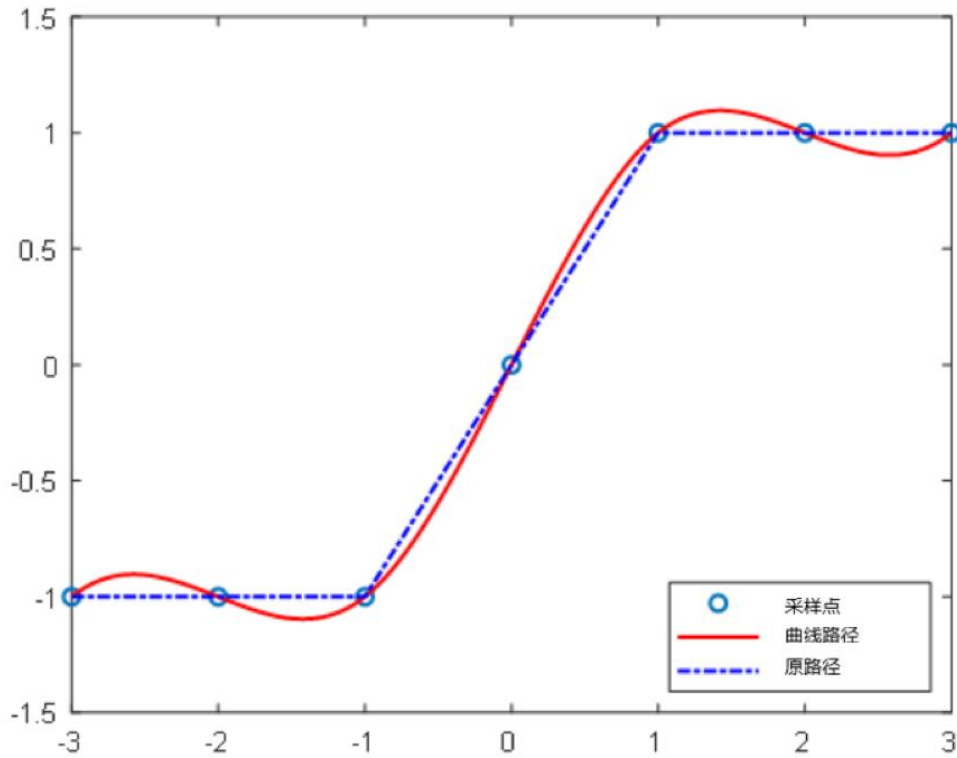


图 5-3 三次样条曲线

### 5.6.2 B 样条插值法

B样条插值法进行曲线化处理是将每个路径节点设为 $p_1, p_2, p_3, \dots, p_n$ 一共 $n+1$ 个控制点, 这些控制点用于定义样条曲线的走向、界限范围,  $k$ 阶B样条曲线的定义为:

$$P(u) = [p_1, p_2, p_3, \dots, p_n] \begin{bmatrix} B_{0,k(u)} \\ B_{1,k(u)} \\ \vdots \\ B_{n,k(u)} \end{bmatrix} = \sum_{i=0}^n P_i B_{i,k}(u) \quad (5-9)$$

式中， $B_{i,k}(u)$  是第  $i$  个  $k$  阶 B 样条基函数，与控制点  $P_i$  相对应， $k \geq 1$ ； $u$  是自变量。基函数具有如下德布尔-考克斯递推式：

$$B_{i,k}(u) = \begin{cases} 1, & u_i \leq u \leq u_{i+1} \\ 0, & \text{其他} \\ \frac{u-u_i}{u_{i+k-1}-u_i} B_{i,k-1}(u) + \frac{u_{i+k}-u}{u_{i+k}-u_{i+1}} B_{i+1,k-1}(u), & k \geq 2 \end{cases} \quad (5-10)$$

准均匀 B 样条曲线：两端节点具有重复度  $k+1$ ，中间节点非递减的序列，如  $U = \{0,0,0,1,2,3,4,5,5,5\}$ 。准均匀 B 样条曲线具有贝塞尔曲线的特性，它的两个端点之间的切线就是它们的倒数第二个端点的连线，这种特性使得它们能够被精确地描述。

通过 B 样条曲线法得到大的新路径如图 5-4 所示，蓝色线为原路径，红色线为经过 B 样条插值法处理后的路径。

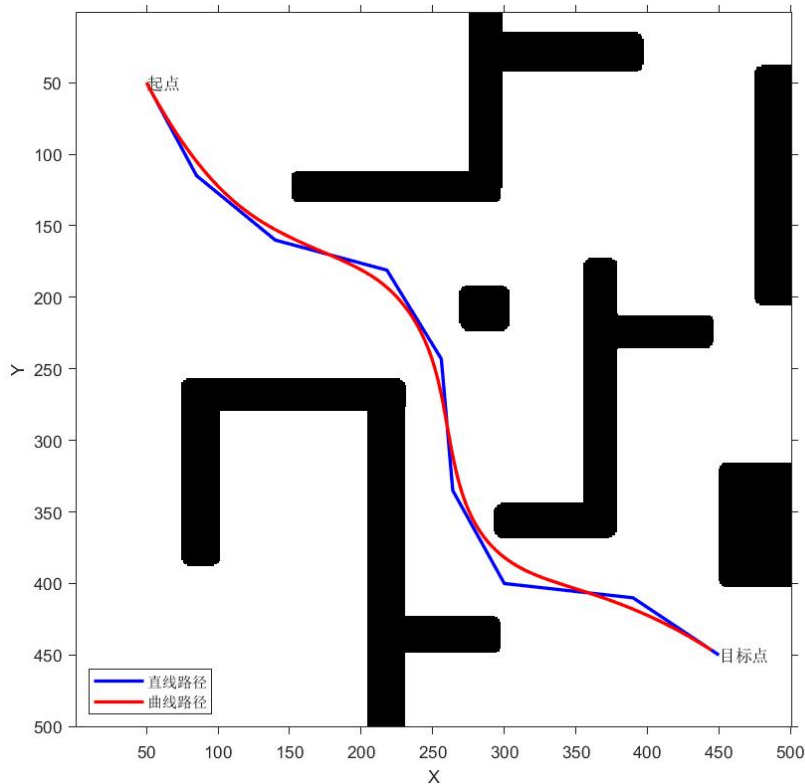


图 5-4 B 样条曲线

### 5.6.3 效果对比

为了清晰分析两种插值曲线法对由本文算法得到直线路径的作用效果，将同一条路径分别用三次样条插值法与 4 阶 B 样条插值法进行曲线化处理，如图 5-5 所示，黑色的线为原路径，绿色为三次样条插值法处理得到的路径，红色为 4 阶 B 样条插值法处理得到的路径。路径长度分别为：原路径 627.69m、三次样条插值法 788.73m、4 阶 B 样条插值法 596.39m。从图上看也能轻易分析出，由三次样条得到的曲线，虽然路径光滑，但加长了距离，不是最优选择；反观由 4 阶 B 样条插值法得到的路径不仅路径长度上有着相较于原路径更短的优势，而且有效的解决了路径不光滑问题。

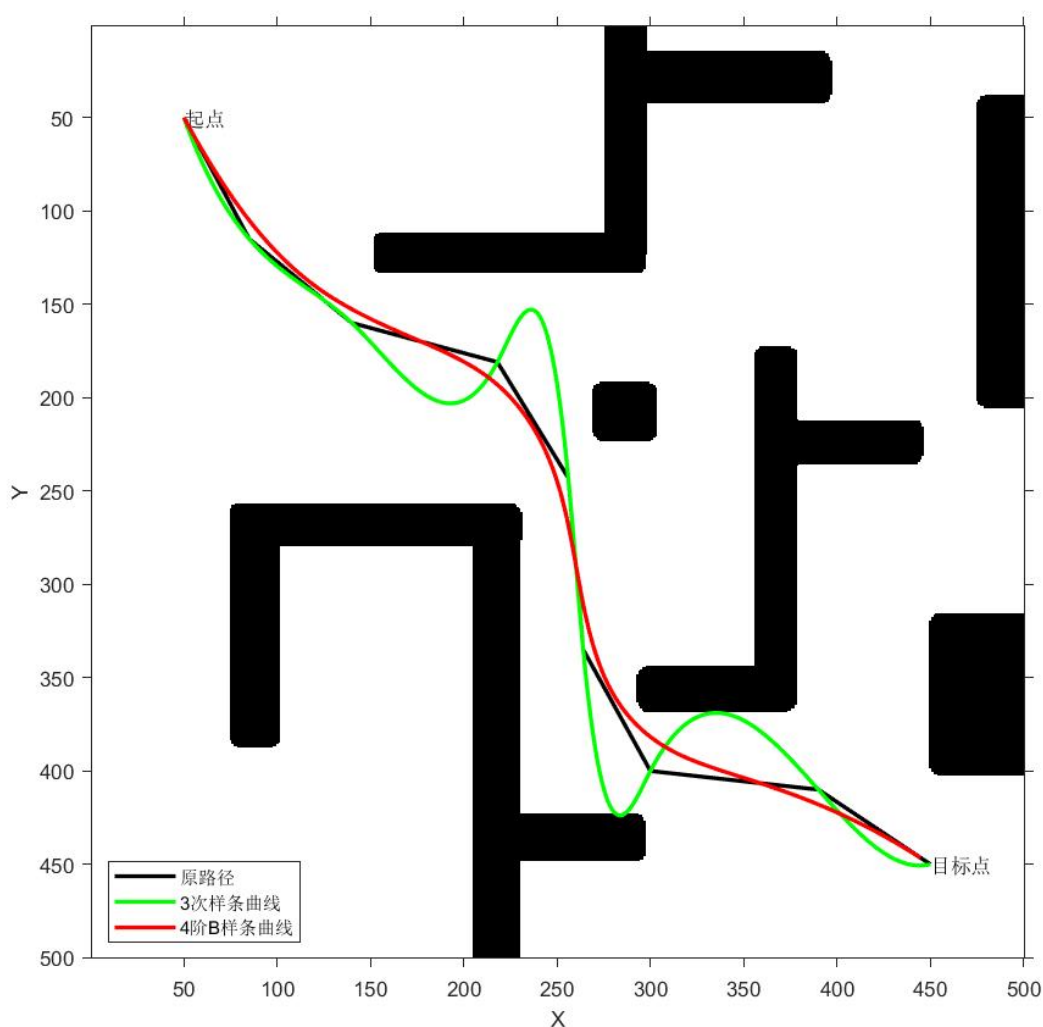


图 5-5 曲线对比图

## 5.7 本章小结

本章通过将动态窗口法和 B 样条曲线法相结合，可以有效地解决履带式移动机器人面临的动态障碍物的避难挑战，从而使其能够进行有效的局部路径规划，基于第 4 章中的全局路径规划。提出了一种新的动态窗口方法，它能够有效地评估速度空间  $V_s$  中的各种参数，从而更好地理解目标点和障碍物之间的位置关系。这种新的技术不仅能够有效地减少后期评估的计算量，还能够极大地提高算法的执行效率，同时还能够有效地节省机器人的计算空间。

## 第 6 章 仿真实验

### 6.1 仿真实验验证

本文首先在静态地图中,将几种常用的路径规划算法与本文的改进 PRM 算法进行多次仿真对比实验,比较本文算法与其他常用算法的优缺点。另外,将本文算法与传统 RPM 进行对比实验,检验改进后的提升大小。本文的仿真平台配置为 Windows 10 家庭中文版;处理器 AMD Ryzen7 5700U with Radeon Graphics 1.80 GHz; 16GB 内存。实验软件采用 matlab2021b。

### 6.2 与传统 PRM 算法的对比实验

为了证明改进的 PRM 算法能够有效提高路径规划的效率,在相同的地图环境中,采用 PRM 算法与改进 PRM 算法进行路径规划对比实验,如图 6-1 所示。由于该算法是基于随机采样的,因此需要进行 100 次重复实验,以便获得更准确的结果。

另外由于采样点数量会对算法的结果产生影响,所以分别设定采样点数量  $N = 50, 70, 90, 110$  进行实验。结果见表 6-1。

以采样点数量  $N = 50$  为例。传统 PRM 算法虽然采样点覆盖面广,且两节点之间的路径数量少相较于改进 PRM 算法,这样会使得算法计算量减少,但是算法的成功率降低了;与其相反,改进 PRM 算法的采样点更具有一定的导向性,虽然无向路径数量相较于 PRM 算法增加了,采样点的冗余现象明显减弱。

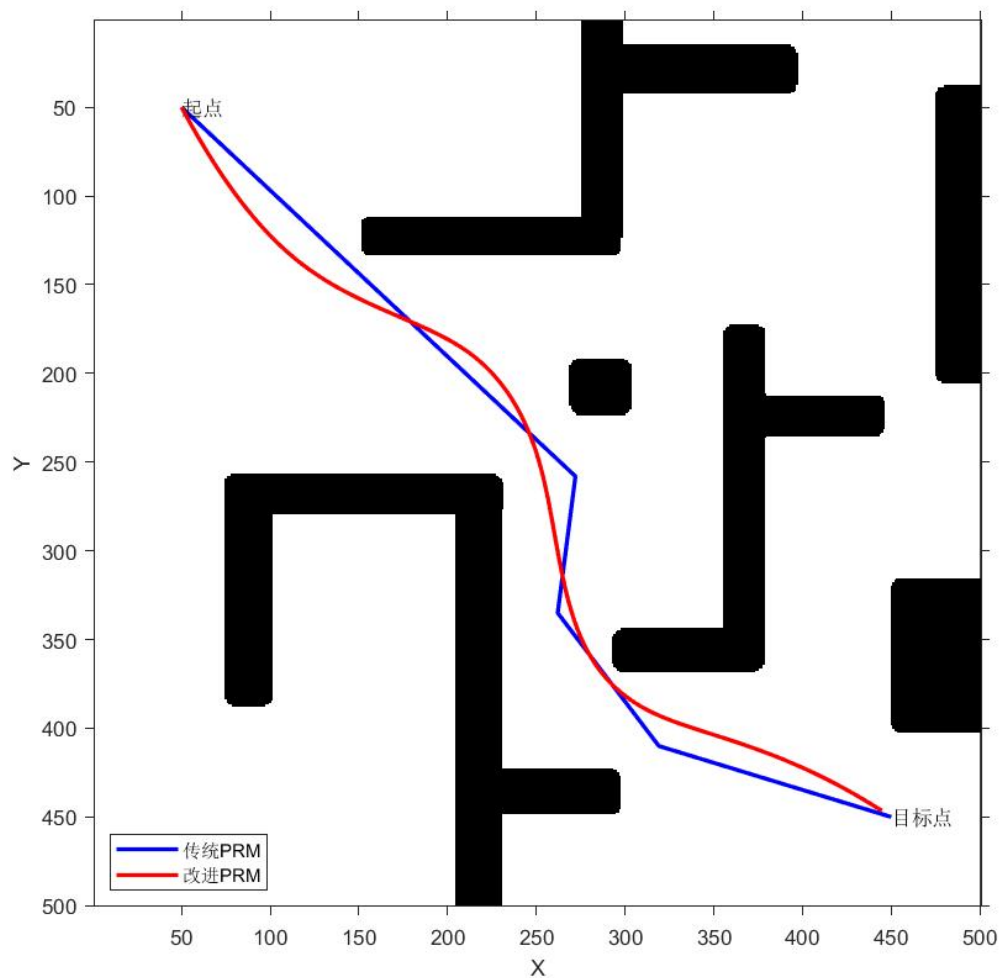


图 6-1 传统 PRM 与改进 PRM 对比图

表 6-1 传统 PRM 与改进 PRM 对比结果

| 采 样 点<br>数量(N) | 传统 PRM 算法  | 改进 PRM 算法 |        |        |        |        |
|----------------|------------|-----------|--------|--------|--------|--------|
|                | 路径长<br>度/m | 运行时间/s    | 成功率(%) | 路径长度/m | 运行时间/s | 成功率(%) |
| 50             | ——         | ——        | 0      | 607.0  | 0.36   | 80     |
| 70             | 674.9      | 0.76      | 65     | 601.1  | 0.95   | 94     |
| 90             | 648.3      | 1.13      | 96     | 597.2  | 1.23   | 100    |
| 110            | 612.0      | 1.71      | 100    | 596.2  | 1.82   | 100    |

由表 6-1 可知，在运行时间方面，当采样点数量要求一致时，传统 PRM 算法用时比改进 PRM 算法用时要短，这是由于改进 PRM 算法生成采样点之间距离更近，导致生成的无向路径要比传统 PRM 算法多，且包含了路径曲线化处理，所以计算量更多，用时更多；但在获得的平均路径长度方面改进 PRM 算法有明显的优势，以及在成功率方面，改进 PRM 算法也有

着明显的优势。

### 6.3 与其他算法的对比实验

为了验证本文算法的优越性，将采样点数量为 70 的改进 PRM 算法与 ImprovedA\*算法、Theta\*算法、采样点数量为 110 的传统 PRM 算法和改进遗传算法<sup>[59]</sup>在同样的地图环境上进行对比实验。实验最终效果如图 6-2 所示。

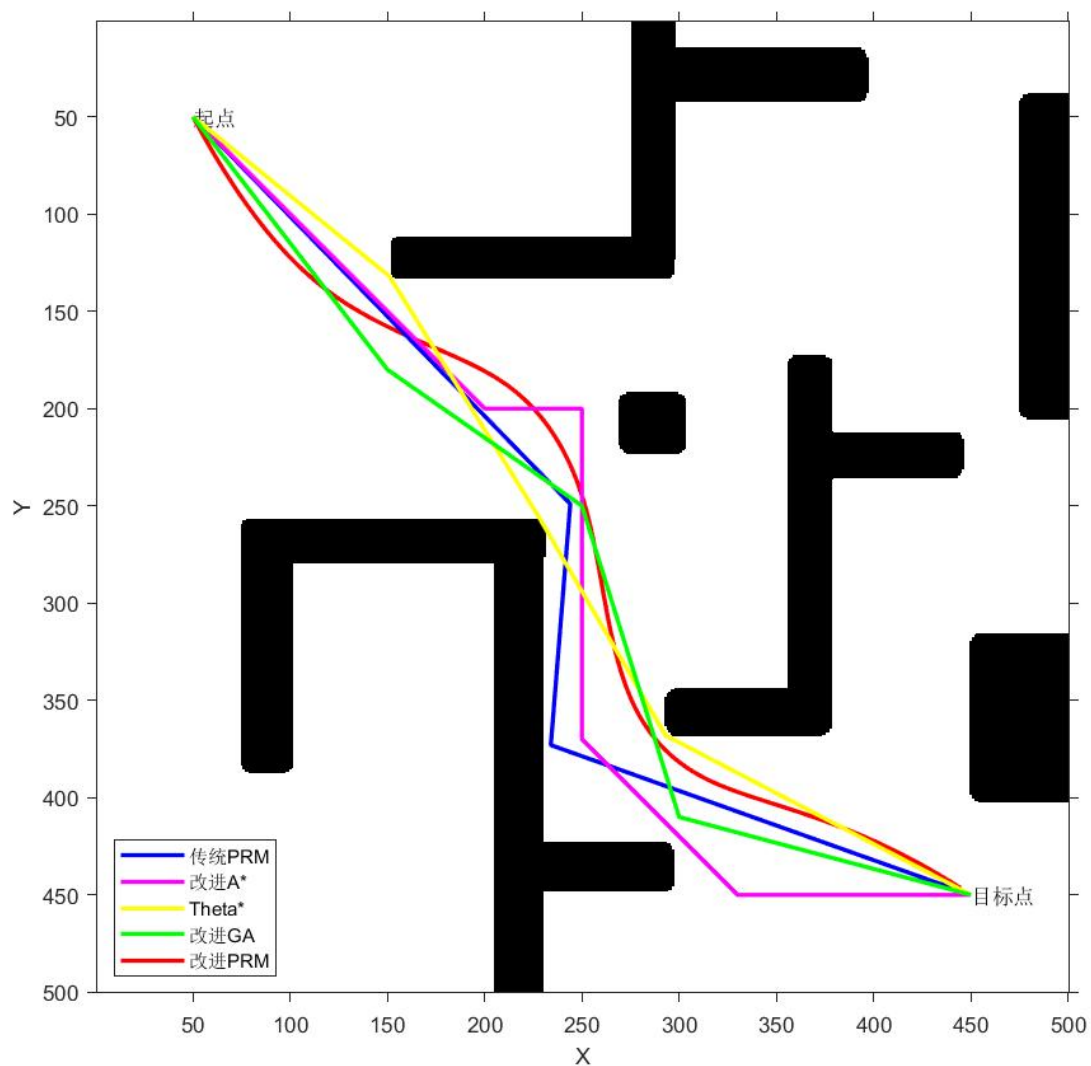


图 6-2 多种算法路径图

表 6-2 传统 PRM 与改进算法对比结果

| 路径规划算法      | 路径长度/m   | 运行时间/s |
|-------------|----------|--------|
| A*算法        | 610.0676 | 3.54   |
| Theta*算法    | 604.097  | 1.81   |
| 传统 PRM      | 633.5532 | 1.59   |
| Improved GA | 600.3088 | 2.56   |
| 改进 PRM 算法   | 596.6384 | 0.98   |

从表 6-2 上可知,改进 PRM 算法相较于 ImprovedA\*算法在路径长度方面提升 2.20%,在运行时间方面提升 72.31%;改进 PRM 算法相较于 Theta\*算法在路径长度方面提升 1.23%,在运行时间方面提升 45.861%;改进 PRM 算法相较于传统 PRM 算法在路径长度方面提升 5.83%,在运行时间方面提升 38.36%。改进 PRM 算法相较于 Improved GA 在路径长度方面提升 0.61%,在运行时间方面提升 61.71%。从实验数据方面可以得到改进 PRM 算法在无论是在路径规划的求解结果还是运算效率方面都有着显著优势相较于其他的算法,可以很好的适用于履带式移动机器人复杂环境下的路径规划任务。

## 6.4 本章小结

本章主要的目的为测试改进算法的可行性,本章通过使用 matlab 编程语言对改进 SLAM 方法得出的地图数据格式进行验证实验。并进行对比实验,与 ImprovedA\*算法、Theta\*算法、Improved GA、改进 A\*算法进行结果对比,从距离、时间、能耗等方面进行分析,得到改进 PRM 算法在无论是在路径规划的求解结果还是运算效率方面都有着显著优势相较于其他的算法,可以很好的适用于履带式移动机器人复杂环境下的路径规划任务。

## 第 7 章 实验验证

本章结合前面研究的建图与定位算法和改进的 PRM 算法在 ROS 系统的帮助下，将上述算法整合为一个导航系统，并通过程序植入到履带式移动机器人硬件平台上。本章主要测试的环境为真实静态实验室环境与真实动态实验室环境。

### 7.1 实验平台导航架构

如图 7-1 所示，履带式移动机器人的导航系统由激光雷达和 IMU 组成，其中激光雷达可以提供精确的定位信息，而 IMU 则可以收集机器人的里程计数据，此外，Gmapping 建图功能包还可以收集这些信息，并将其用于机器人的建图和定位（SLAM）。利用路径规划技术，可以对履带式移动机器人的即时位置信息进行数据分析，并根据解析计算结果调节当前的航向。这样，就可以根据当前的航向，为履带式移动机器人设计最优化的路线，并由驱动器板控制电动机，最后完成航向引导。

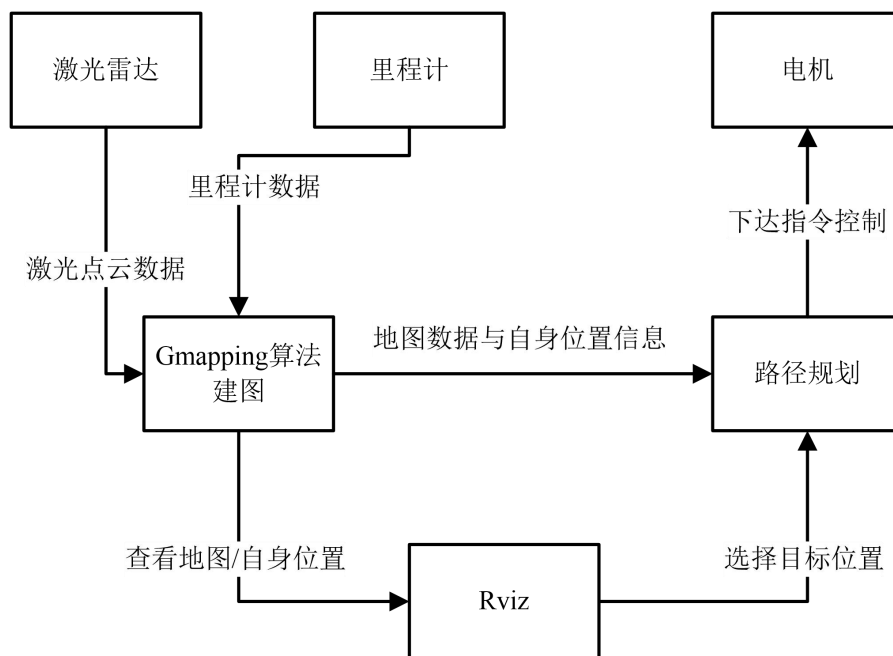


图 7-1 履带式移动机器人导航框架

## 7.2 导航系统的数据传输

ROS 系统的核心功能是将节点连接起来，从而实现履带式移动机器人导航系统的运行。为了更好地展示这种连接，用户可以使用工具 `rqt_graph`，它可以将节点之间的连接图呈现出来，如图 7-2 所示。

当使用 Gazebo 来创建一个履带式移动机器人仿真环境时，可以利用 UDP/IP 传输协议，从 `/gazebo` 节点接收数据，然后使用 `gazebo_gui` 节点，以便更好地展现出所构建的模拟结果，从而实现更高效的交互。当 SLAM 开始使用，`map_server` 会根据不断变化的环境变化，及时向全网提交最新的地理信息。此外，`fake_location` 节点则会根据 `/map` 和 `/odom` 的变化，及时调整履带式移动机器人的定位参考，从而完成 `/tf` 的数据采集，从而为全网提供精准的定位服务。通过 `/tf` 技术，能够向导航节点提供履带式移动机器人的每一个部分的信息。`move_base` 是一个用来帮助履带式移动机器人进行自动导引的节点，它包含多种工具，如绘制地形和定向。它还可以为用户提供当前的 `/tf`、`map_odom_broadcaster` 和虚拟环境中的坐标信息，并使用专业的导航算法生成 `/cmd_vel`。这些信息可以帮助用户更好地控制和管理自己的飞行轨迹，从而实现自动化的飞行任务。经过精确的数值模拟，可以获取履带式移动机器人的当前最佳指令，并利用上位机和下位机的数据分析，精确测量履带式移动机器人的实时位姿，从而使用控制器来调节电机的转速。

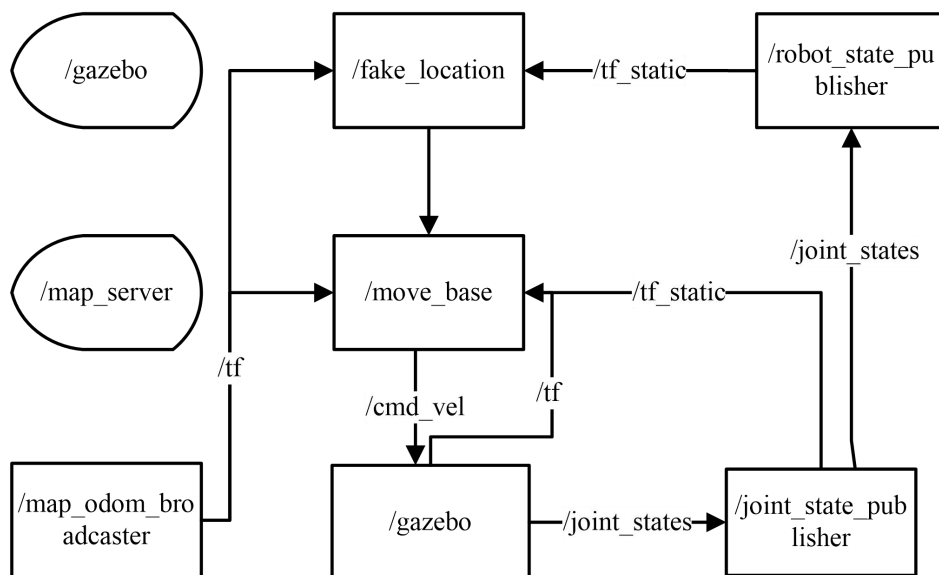


图 7-2 导航系统各独立运行程序通讯关系

### 7.3 导航系统的运行流程

为了更好地完成导航任务，首先要把导航系统复制到履带式移动机器人上。树莓派电脑拥有大量的外部接口，可以直接连接 Ubuntu 电脑，并且可以利用它的输入/输出界面来调试。然后，可以把全域路径规划算法和局部路径规划算法的版本存储在/src 的目录表里，并利用 catkin\_make 的编程语言来完成这一步骤。生成导航规划器。

机器人平台整套导航系统的架构如图 7-3 所示，导航系统运行的流程为：

(1) 使用履带式移动机器人平台为树莓派提供电源，它将自动安装经过编码的导航规划器，并建立起 WiFi 无线通讯网络，以便 PC 端连接，此外，激光雷达也将开始工作。机器人已经完成了所有准备工作，正在等待 PC 端发出导航指令，并确定导航目标。

(2) 将 PC 端与履带式移动机器人端连接起来，并设置环境变量，然后登录 ROS 系统，以便进行相关操作。最后，通过无线网络，将 PC 端与履带式移动机器人端连接起来，以便进行更多的操作。

(3) 使用 PC 端的 Rviz，可以向用户发送导航指南，以便让用户能够精确指引履带式移动机器人的最佳位置。此时，"move\_base/goar"系统可以接收用户输入的"/map"系统的相关参考，AMCL 系统也可以接收用户输入的 AMCL 系统的参考，从而为用户提供最佳的搜索结果。经过精心设计的 A\*算法，可以有效地检测出机器人当前的位置，从而将其映射到栅格地图上，以便于更好的分析其周围的环境，从而获取更加完善的全局最佳路径。

通过贝塞尔线路平滑节点订阅 move\_base 节点提供的道路/path 话题，可以获得设计的道路点，然后经过平滑加工，形成一个道路点，以便更好地满足 PC 端用户的需求。此外，局部路径规划器也可以订阅平滑的道路点，以及当前的代价地图，根据订阅的道路点的坐标值，经过精确的计算，以及 PC 端用户的控制指令，获取最佳的路径规划，然后向 Arduino 驱动模块发送这些路径规划的信息。通过实时监测和调整，可以确保机器人能够准确无误的抵达指定的位置。

## 7.4 真实静态环境实验

56



图 7-4 真实静态环境图



图 7-5 静态地图

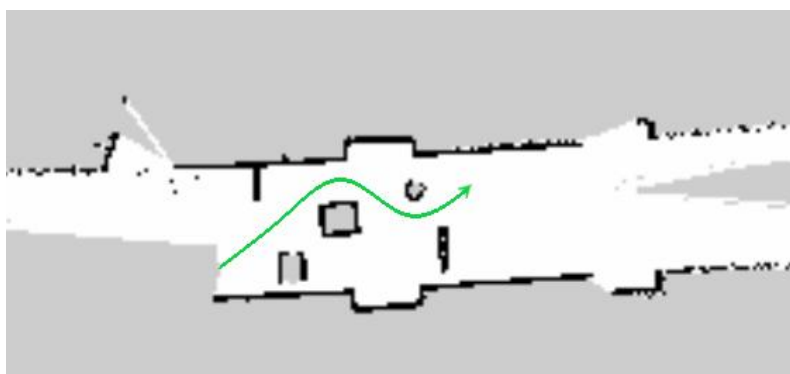


图 7-6 路径规划图

履带式移动机器人由出发点开始向行驶，如图 7-7 所示，按照由路径规划算法得出的路径行驶最终到达之前设置的终点，完成到导航任务。通过在搭建的实物导航环境测试实验，可以得到改进算法在静态实际环境的适应性与有效性，可以从以下几点体现出来：（1）履带式移动机器人规划出来的路径与障碍物之间存在安全距离，具有导航安全性。（2）履带式移

动机器人能按照改进算法得到的路径进行光滑的路径导航，体现了算法的适应性。（3）履带式移动机器人能够自主选择最合适的路径进行导航，充分体现了改进算法的有效性。



图 7-7 履带式移动机器人导航过程图

## 7.5 真实动态环境实验

实际很多情况要求履带式机器人不仅能够在静态环境能实现导航功能，在行驶过程中也要具有遇到动态障碍物的应变能力。本节在 7-4 节静态环境导航实验的基础上加入新的障碍物，对履带式机器人进行干扰，去考验算法是否具备应对动态环境的能力。

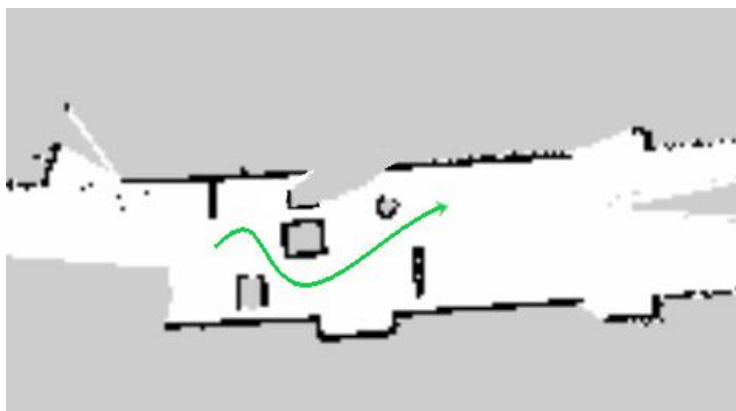


图 7-8 重采样得到的路径图

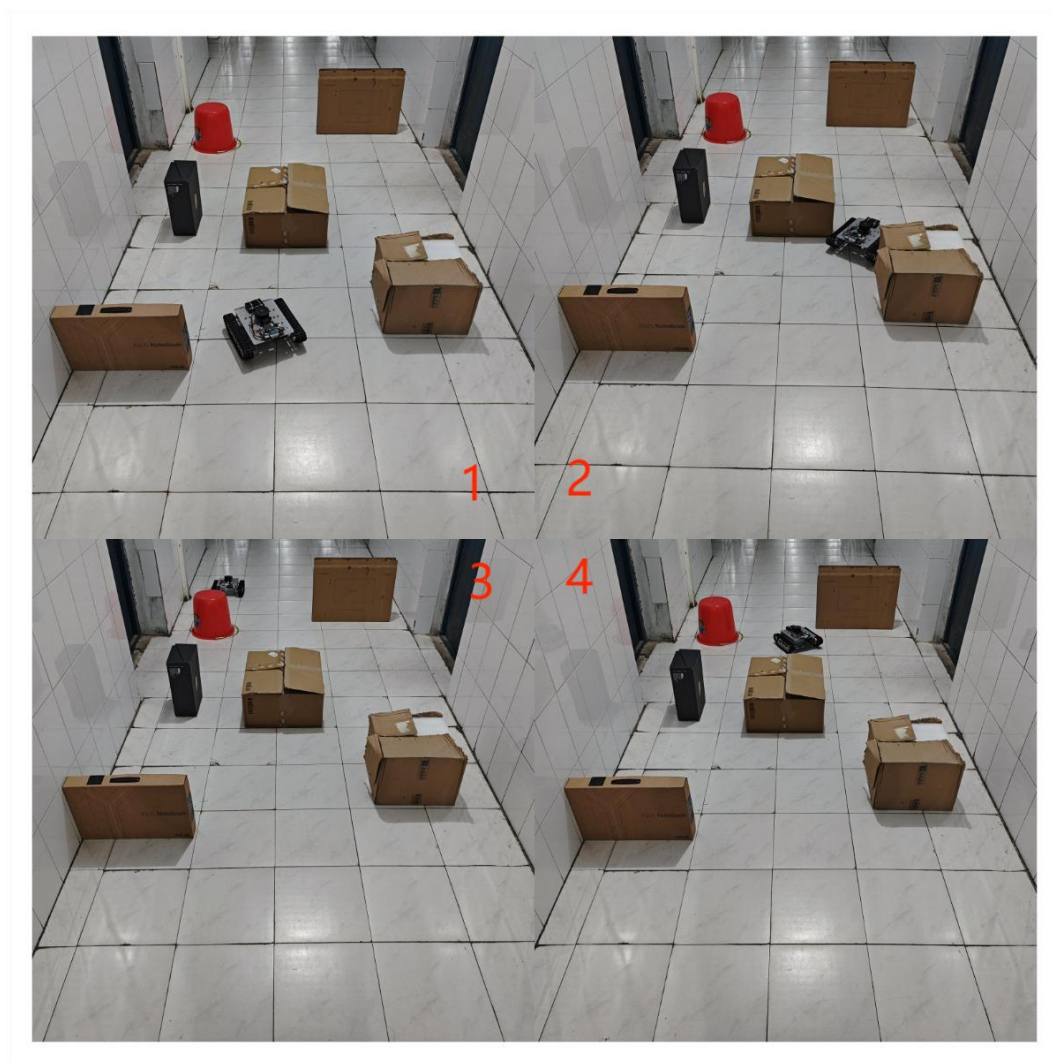


图 7-9 加入动态障碍物后的导航过程图

在图 7-9 中，可以清晰看出，当履带式移动机器人运行到中间的障碍物前时，外界增加了一个新的障碍物，此时履带式移动机器人通过激光雷达传感器扫描得到新的地图，如图 7-8 所示，并立刻进行二次导航重新规划路径。通过重新规划路径，履带式移动机器人得以按照

新的路径行驶并完成导航任务，最终到达目标位置点，如图 7-9 所示。所以可以得到结论，改进算法具备处理动态环境不确定因素的能力，可以很好的完成动态环境导航任务。

## 7.6 本章小结

本章主要目的为验证履带式移动机器人的导航系统是否可以实际运用在现实环境当中，运用第二章搭建的履带式移动机器人平台结合第三、四章的改进算法进行静态、动态环境导航实验，最后分析实验结果，得出本文算法的有效性、适用性，以及本文导航系统的安全性、可行性。

## 第 8 章 结论与展望

### 8.1 全文总结

本文利用 SLAM 技术,深入探讨了履带式移动机器人导航系统的理论,并在复杂的仿真环境中进行了实验验证,以确保其可靠性。此外,还通过对移动机器人软硬件平台的深入分析,揭示出导航系统的核心操作流程及其应用的关键技术。使用改进 PRM 算法对履带式移动机器人进行路径规划,关于改进 PRM 算法的全局路径规划主要通过优化采样点位置以及增加自适应调整采样点数量的方式保证算法的运算效率,并解决传统 PRM 算法的采样点冗余问题;局部路径规划则采用动态窗口法进行速度采样,并通过评价函数选出最优航迹结合全局路径规划对路径进行调整,最后通过 4 阶 B 样条曲线法将由先前得到的路径节点带入计算,得到最终的散点曲线,即最终的光滑曲线路径。

### 8.2 主要创新点

(1) 提出改进激光 SLAM 方法,以 Gmapping 算法其中的重采样流程作为切入点进行改进,提出分区重采样策略,按粒子的权重大小进行划分,然后分别进行重采样,有效缓解了粒子退化现象。

(2) 对传统 PRM 算法原理进行改进,先是提出设置安全区域方法,后提出优化采样点生成位置以及增加自适应调整采样点数量的优化算法方式,一方面保证算法的运算效率得到提高,另一方面也解决了传统 PRM 算法的采样点冗余问题。

(3) 基于全局路径规划,本文提出了一种新的局部路径规划方法,它结合了改进动态窗口法和 B 样条曲线法,以帮助履带式移动机器人更好地实现自主路径规划。改进动态窗口法是一种有效的速度空间规划技术,它能够从速度空间  $V_s$  中抽取出最优的速度组,并且能够根据目标点与障碍物的集合关系,有效地识别出能够稳定停止在障碍物前的最优速度,从而有效地减少后期对速度组的评估计算量。通过优化算法,可以显著减少机器人内存的消耗。

### 8.3 后续研究工作展望

尽管本文提出的履带式移动机器人导航系统可以满足实际应用的要求,但是由于其算法自身带有一定的局限性,使得它的应用范围受到了一定的影响。因此,仍然需要对这个导航

系统进行更深入的研究，以解决存在的问题，具体表现在：

（1）由于单一的激光雷达信息无法提供足够的周围环境信息，从而影响了整个导航系统的效率和准确性。因此，计划在未来开发更多的智能传感器，以便将其应用于履带式移动机器人的设计和开发中，以提高整体的导航系统的效率和准确性。

（2）由于本文提出的全局路径规划器和局部路径规划器的技术参数存在较大的偏差，因此，为了有效地改善这种情况，应该采用更加灵活的算法，来自主控制并减少对机器人硬件的依赖，从而提高导航精度。

（3）通过引入 PRM 算法和 DWA 算法，可以有效地解决单独的动态障碍，但是，由于这些算法的复杂性，在处理复杂的动态环境下，仍然无法实现准确的导航。未来，将致力于开发出更先进的导航技术。

（4）随着科技的不断进步，多线程编程已经成为当今社会发展的重要组成部分。在这种情况下，编写程序的效率显得尤为重要，而多线程编程则是解决这一问题的有效途径。未来，履带式移动机器人将会在各行各业得到广泛应用，并且将与手机一样成为人们日常生活中不可或缺的一部分。本文的研究仅仅是一种初步的尝试，但已经取得了一定的进展。因此，在未来的机器人领域，有必要进一步探索和发展机器人的智能化技术，以提高其应用效率和可靠性。

## 参考文献

- [1] 王春颖,刘平,秦洪政. 移动机器人的智能路径规划算法综述[J].传感器与微系统,2018,37(08):5-8.
- [2] 任楠,谢时军,李福,等. 自动导引运输车在自动化仓储系统中的应用[J].制造业自动化,2021,43(05):9-12,17.
- [3] 陈高远,宋云雪. 改进遗传算法在移动机器人路径规划中的应用研究[J].计算机应用与软件,2023,40(02):302-307.
- [4] 陶永,高赫,王田苗,等. 移动工业机器人在飞机装配生产线中的应用研究[J].航空制造技术,2021,64(05):32-41,67.
- [5] 鲍久圣,张牧野,葛世荣,等. 基于改进 A\*和人工势场算法的无轨胶轮车井下无人驾驶路径规划[J].煤炭学报,2022,47(03):1347-1360.
- [6] 赵春江. 智慧农业的发展现状与未来展望[J].华南农业大学学报,2021,42(06):1-7.
- [7] 钟晓茹. 移动机器人在医疗场景的研究与应用进展[J].中国医疗设备,2021,36(02):155-159.
- [8] 唐鸿儒,包加桐,宋爱国. 一种基于人机交互的移动机器人反应式导航方法[J].测控技术,2013,32(04):56-60.
- [9] 田野,陈宏巍,王法胜,等. 室内移动机器人的 SLAM 算法综述[J].计算机科学,2021,48(09):223-234.
- [10] 张松灿,普杰信,司彦娜,等. 蚁群算法在移动机器人路径规划中的应用综述[J].计算机工程与应用,2020,56(08):10-19.
- [11] 林韩熙,向丹,欧阳剑,等. 移动机器人路径规划算法的研究综述[J].计算机工程与应用,2021,57(18):38-48.
- [12] 谢嘉,桑成松,王世明,等. 智能跟随移动机器人的研究与应用前景综述[J].制造业自动化,2020,42(10):49-55.
- [13] 桑和成,宋栓军,邢旭朋,等. 自适应遗传算法在移动机器人路径规划中的应用[J].西安工程大学学报,2021,35(01):44-49,56.
- [14] 张飞凯,黄永忠,李连茂,等. 基于 Dijkstra 算法的货运索道路径规划方法[J].山东大学学报(工学版),2022,52(06):176-182.

- [15] 吴玉,顾毅,董鹏飞. 核电站环境监测履带式移动机器人设计与研究[J].机器人技术与应用,2016,(03):41-45.
- [16] Wang J, Davies K. Autonomous locomotion mode transition in quadruped track-legged robots: A simulation-based analysis for step negotiation[J]. Simulation Modelling Practice and Theory, 2024, 132: 102893.
- [17] Naho S ,Kazuyoshi W ,Tomohiro K . A method for service robot development based on a design structure matrix[J].Advanced Robotics,2022,36(23):1305-1325.
- [18] Philippe M. First record of the spider mite genus Mixonychus (Acari: Tetranychidae) from Iran based on the description of a new species[J].Systematic and Applied Acarology,2021,26(3):557-567.
- [19] Honda A. Humanoid Robot Inspires Students to Become Tech Innovators[J].Journal of Transportation,2017,54-64.
- [20] 高博俊,徐晶晶,杜静,等. 教育机器人产品的功能分析框架及其案例研究[J].现代教育技术,2020,30(01):18-24.
- [21] 邸凯昌, 王文辉, 赵红颖, 等. 视觉 SLAM 技术的进展与应用[J]. 测绘学报,2018,47(06):770-779.
- [22] Caroline B ,Susanna P ,Kristian M . Hanging, blowing, slamming and playing: Erotic control and overflow in a digital chemsex scene[J]. Sexualities,2023,26(8):909-925.
- [23] Charles S T. A smart helmet framework based on visual-inertial slam and multi-sensor fusion to improve situational awareness and reduce hazards in mountaineering[J].International Journal of Software Science and Computational Intelligence (IJSSCI),2023,15(1):1-19.
- [24] 杨雪梦,姚敏茹,曹凯. 移动机器人 SLAM 关键问题和解决方法综述[J].计算机系统应用,2018,27(07):1-10.
- [25] 刘铭哲,徐光辉,唐堂,等. 激光雷达 SLAM 算法综述[J].计算机工程与应用,2024,60(01):1-14.
- [26] 薛光辉,李瑞雪,张钰昊,等. 基于 3D 激光雷达的 SLAM 算法研究现状与发展趋势[J].信息与控制,2023,52(01):18-36.
- [27] 胡晓强,刘汉忠,贾良冠,等. 基于 ROS 平台的激光雷达 Slam-Gmapping 的重定位方法研究[J].现代信息科技,2019,3(12):159-161.
- [28] 侯可馨,李霁翔,邹腾跃,等. 基于 Karto 算法的割草机器人建图及其运动畸变校正[J].南方农机,2022,53(14):1-4.

- [29] 苏易衡,张奇志,周亚丽. 适用于低端激光雷达的优化 Hector SLAM 算法[J].实验室研究与探索,2019,38(09):47-51.
- [30] 张亮,刘智宇,曹晶瑛,等. 扫地机器人增强位姿融合的 Cartographer 算法及系统实现[J].软件学报,2020,31(09):2678-2690.
- [31] 郎少波. 基于改进 SLAM 技术的仓储机器人控制系统设计[D].重庆大学,2020.
- [32] 罗元,苏琴,张毅,等. 基于优化 RBPF 的同时定位与地图构建[J].华中科技大学学报(自然科学版),2016,44(05):30-34.
- [33] 许宇伟,颜文旭,吴炜. 相似场景下基于局部地图的激光 SLAM 前端算法改进[J].机器人,2022,44(02):176-185.
- [34] 王鹤静,王丽娜. 机器人路径规划算法综述[J].桂林理工大学学报,2023,43(01):137-147.
- [35] 李琼琼,布升强,杨家富. 生物群体智能算法在移动机器人路径规划中的应用研究综述[J].世界科技研究与发展,2021,43(05):535-546
- [36] Zhouyu Z ,Yunfeng C ,Peiyi Z , et al. An edge-boxes-based intruder detection algorithm for uav sense and avoid system[J].Transactions of Nanjing University of Aeronautics and Astronautics,2019,36(02):253-263.
- [37] Gomes D M, Meirelles L M A, Araujo P M, et al. Improving riparin-a dissolution through a laponite based nanohybrid[J]. Pharmaceutics, 2023, 15(8): 2136.
- [38] 薛光辉,刘爽,王梓杰,等. 基于改进概率路线图算法的煤矿机器人路径规划方法[J].工矿自动化,2023,49(06):175-181.
- [39] 曹思萌. 动态环境下移动机器人的路径规划算法研究[D].哈尔滨工业大学,2019.
- [40] 蒋逸飞. 动态场景中的移动机器人避障算法研究[D].南昌大学,2020.
- [41] 潘振钊,王建青,祝锡晶,等. 基于改进型 P-RRT~\*算法的机器臂路径优化[J].组合机床与自动化加工技术,2023,(03):21-24.
- [42] Junli G,Yan Y,Haibing Z, et al. Effect of different forms on geogrid tensile properties based on 3D printing technology[J].Journal of Thermoplastic Composite Materials,2023,36(9):3771-3790.
- [43] Lingjian Y,J inbao C,Yimin Z . Real-time path planning for robot using op-prm in complex dynamic environment [J]. Frontiers in neurorobotics,2022,16910859-910859.
- [44] Xiaolu M, Rui G,Yibo T, et al. Path planning of mobile robot based on improved prm based on cubic spline[J].Wireless Communications and Mobile Computing,2022,2022
- [45] Qiongqiong L, Yiqi X, Shengqiang B , et al. Smart vehicle path planning based on modified PRM algorithm[J].Sensors,2022,22(17):6581-6581.

- 
- [46] Quigley M, Salisbury C, Ng Y A, et al. Mechatronic design of an integrated robotic hand[J].The International Journal of Robotics Research,2014,33(5):706-720.
- [47] 张开乐,陈兴文,许爽. 基于 ROS 的移动机器人开发平台设计与实现[J].制造业自动化,2023,45(09):104-109.
- [48] 高美原,秦现生,白晶,等. 基于 ROS 和 LinuxCNC 的工业机器人控制系统开发[J].机械制造,2015,53(10):21-24.
- [49] 武星,杨俊杰,汤凯,等. 面向复合地图的移动机器人分层路径规划[J].中国机械工程,2023,34(05):563-575.
- [50] 孙涛,冯玉田. 基于改进粒子群最优化算法的 Gmapping 研究[J].工业控制计算机,2022,35(02):64-66,69.
- [51] 汪建华,黄磊,石雨婷,等. 基于优化 Hector-SLAM 算法的机器人自主导航系统设计[J].工程设计学报,2023,30(06):678-686.
- [52] 张亮,刘智宇,曹晶瑛,等. 扫地机器人增强位姿融合的 Cartographer 算法及系统实现[J].软件学报,2020,31(09):2678-2690.
- [53] Jianwei Z, Shengyi L, Jinyu L. Research and implementation of autonomous navigation for mobile robots based on SLAM algorithm under ROS[J].Sensors,2022,22(11):4172-4172.
- [54] 施泽君.基于 Gmapping 的移动机器人同时定位与建图算法研究[D].海南大学,2023.
- [55] Qiao L, Luo X,Luo Q. An optimized probabilistic roadmap algorithm for path planning of mobile robots in complex environments with narrow channels[J]. Sensors,2022,22(22).
- [56] Gang C, Ning L, Dan L , et al. Path planning for manipulators based on an improved probabilistic roadmap method[J].Robotics and Computer-Integrated Manufacturing,2021,72.
- [57] Dakulovic M, Petrovic I. Complete coverage path planning of mobile robots for humanitarian demining[J]. Industrial Robot: An International Journal, 2012, 39(5): 484-493.
- [58] Sen H, Lei W, Yiting W, et al. A dynamically hybrid path planning for unmanned surface vehicles based on non-uniform Theta\* and improved dynamic windows approach[J]. Ocean Engineering,2022,257
- [59] Huang S,Tian J, Qiao L, et al. Unmanned aerial vehicle path planning based on improved genetic algorithm[J]. Journal of Computer Applications 2021, 41(2):390-397.

## 硕士学习期间获得的科研成果

### 一、发表学术论文情况

- [1] Li W M, Wang L, Zou A W, et al. Path Planning for UAV Based on Improved PRM[J]. Energies, 2020,15(19):7267. (SCI 收录)
- [2]李伟民,王雷,邹阿威,等.PRM 蚁群融合算法的 AGV 路径规划研究[J].井冈山大学学报(自然科学版),2023,44(02):65-70.

### 二、专利授权情况

- [1] 李伟民,王雷,蔡劲草,邹阿威,等.一种改进 A\*算法的 4 阶 B 样条曲线路径规划方法[P]. 安徽省: CN114995391A,2022-09-02.

## 致谢

时光荏苒，转眼间我即将完成我最后的学业。在此，我要向帮助过我的家人、老师、同学、朋友表达我最诚挚的感激之情。

首先，我要感谢我的导师。是您给予我悉心的指导和耐心的帮助，让我在研究的道路上不断前行，您的言传身教使我受益匪浅，同时，也让我明确了今后人生的方向。

感谢我的家人，是你们一直默默支持我的学业和事业，让我有了勇气和力量去追求梦想。感谢我的朋友们，是你们在我疲惫和迷茫时给予我鼓励和支持，让我坚定前行的脚步。

最后，我要感谢所有在我学习生涯中遇到的人们，是你们的激励和支持，让我能够克服困难、不断进步，度过美好的大学时光。

在未来的工作和学习中，我会继续努力不懈，不忘初心，砥砺前行。

再次感谢您们为我所做的一切，谢谢！

谨以此文，致以衷心的感谢和祝福。

谢谢！

尚德敏学 唯实惟新

