

硕士学位论文

基于激光雷达的 SLAM 和路径规划算法 研究与实现

RESEARCH AND IMPLEMENTATION OF SIMULTANEOUS LOCALIZATION AND INDOOR MAPPING AND PATH PLANNING BASED ON LIDAR

刘文之

哈尔滨工业大学

2018 年 6 月

国内图书分类号：TP249

学校代码：10213

国际图书分类号：621

密级：公开

工程硕士学位论文

基于激光雷达的 SLAM 和路径规划算法 研究与实现

硕 士 研 究 生：刘文之

导 师：王常虹教授

申 请 学 位：工程硕士

学 科：控制工程

所 在 单 位：航天学院

答 辩 日 期：2018 年 6 月

授予学位单位：哈尔滨工业大学

Classified Index: TP249

U.D.C: 621

Dissertation for the Master Degree in Engineering

**RESEARCH AND IMPLEMENTATION OF
SIMULTANEOUS LOCALIZATION AND INDOOR
MAPPING AND PATH PLANNING BASED ON
LIDAR**

Candidate :	Liu Wenzhi
Supervisor :	Prof.Wang Changhong
Academic Degree Applied for :	Master of Engineering
Speciality :	Control Engineering
Affiliation :	School of Astronautics
Date of Defence :	June, 2018
Degree-Conferring-Institution :	Harbin Institute of Technology

摘 要

近年来,移动机器人导航已经应用于无人车(UGV)、无人船(USV)、无人机(UAV)。在机器人导航所需要的众多功能中,最重要三个组成部分是定位、地图和路径规划。

本课题以室内移动机器人导航为背景,进行基于单线激光雷达的 SLAM 和路径规划算法研究和实现。首先介绍了 SLAM 中常用的坐标系,以及各坐标系之间的相互转换,主要包括将激光雷达的观测数据转换到世界坐标系中用于构建地图。其次介绍了里程计的运动模型以及传感器(激光雷达)的观测模型。最后对二维地图的模型进行对比分析,结合路径规划算法,选用栅格地图作为本课题的地图表达模型,并对栅格地图构建算法进行理论推导。

针对室内移动机器人同时定位与地图构建技术,分别介绍了两种基于概率的 SLAM 算法: EKF_SLAM 和 FastSLAM,对以上两种基于概率的 SLAM 算法进行理论推导和仿真实验,随后介绍了基于扫描匹配的 SLAM 算法,对利用高扫描频率激光雷达的 Hector_SLAM 算法进行理论分析和仿真实验。从算法计算复杂度和仿真效果比较分析三种 SLAM 算法。

针对移动机器人基于已知地图的路径规划问题,本课题采用 A*算法作为全局路径规划算法, DWA 算法作为局部路径规划算法。从概念上比较了 Dijkstra 算法、BFS 算法、A*算法的优缺点,由于 A*算法既有 Dijkstra 算法最短路径的优势,又有 BFS 算法最快规划速度的优势,所以本课题决定采用 A*算法作为全局路径规划算法。然后通过对双轮差速移动机器人进行建模,介绍了 DWA 局部路径规划算法的具体流程。

为了验证以上算法的有效性,以 Turtlebot2 机器人(Kuboki 底盘)作为实验平台,在室内环境下进行实验分析。首先通过 Gmapping 和 Hector_SLAM 对室内相同环境进行建图,比较分析两种 SLAM 算法的建图精度,结果表明基于高扫描频率的激光雷达的 Hector_SLAM 算法具有更好的建图精度。然后基于 Hector_SLAM 所构建的二维环境地图进行路径规划实验,通过到指定目标点的自主导航验证路径规划算法的有效性。

关键词: SLAM; 激光雷达; 路径规划; 扫描匹配;

Abstract

In recent years, mobile robot navigation has been applied to unmanned vehicles (UGVs), unmanned ships (USVs), and unmanned aerial vehicles (UAVs). Of the many functions required for robot navigation, the three most important components are positioning, maps, and path planning.

This topic takes the background of indoor mobile robot navigation as the research and implementation of SLAM and path planning algorithm based on single-line laser radar. Firstly, the commonly used coordinate system in SLAM and the mutual transformation between coordinate systems are introduced. The transformation mainly includes the conversion of the observation data from laser radar into the world coordinate system for the construction of maps. Next, the odometry movement model and the sensor (lidar) observation model are introduced. Finally, the two-dimensional map model is compared and analyzed, and combined with the path planning algorithm, the grid map is selected as the map expression model of the subject, and the grid map construction algorithm is deduced theoretically.

Aiming at the simultaneous positioning and map construction technology of indoor mobile robots, two probabilistic SLAM algorithms, EKF_SLAM and FastSLAM, are introduced respectively. Theoretical derivation and simulation experiments of the above two SLAM algorithms based on probability are presented. Then SLAM based on scan matching is introduced. The algorithm performs theoretical analysis and simulation experiments on the Hector_SLAM algorithm using a high scanning frequency laser radar. The three SLAM algorithms are compared and analyzed from the computational complexity of the algorithm and the simulation results.

For the problem of path planning of mobile robots based on known maps, this topic uses A* algorithm as the global path planning algorithm and DWA algorithm as the local path planning algorithm. The advantages and disadvantages of the Dijkstra algorithm, the BFS algorithm, and the A* algorithm are conceptually compared. Because the A* algorithm has both the advantages of the shortest path of the Dijkstra algorithm and the advantage of the fastest programming speed of the BFS algorithm, the subject has decided to use the A* algorithm. As a global path planning algorithm. Then through modeling the two-wheeled differential mobile robot, the specific flow of DWA local path planning algorithm is introduced.

In order to verify the effectiveness of the above algorithm, a Turtlebot2 robot (Kuboki chassis) was used as an experimental platform to carry out experimental

analysis in an indoor environment. Firstly, the indoor same environment is constructed by Gmapping and Hector_SLAM. The accuracy of the two SLAM algorithms is compared and analyzed. The results show that the Hector_SLAM algorithm based on the high scan frequency LiDAR has better construction accuracy. Then based on the two-dimensional environment map constructed by Hector_SLAM, the path planning experiment was conducted, and the validity of the path planning algorithm was verified through autonomous navigation to the specified target point.

Keywords: SLAM, LIDAR, Path Planning, Particle Filter, Scan Matching

目 录

摘 要	I
Abstract.....	II
目 录	IV
第 1 章 绪 论	1
1.1 课题背景及研究的目的和意义	1
1.2 SLAM 及其相关理论的研究综述	2
1.2.1 国内外研究现状	2
1.2.2 国内外研究成果分析	3
1.3 本文的主要研究内容	6
第 2 章 系统模型分析与环境地图构建	7
2.1 引言	7
2.2 移动机器人系统建模	7
2.2.1 坐标系转换	7
2.2.2 里程计运动模型	8
2.2.3 激光雷达观测模型	11
2.3 环境地图的构建	13
2.3.1 地图的表达模型	13
2.3.2 栅格地图构建算法	14
2.4 本章小结	18
第 3 章 移动机器人实时定位与地图构建算法研究	19
3.1 引言	19
3.2 基于 EKF(Extended Kalman Filter)的 SLAM 算法原理	19
3.2.1 EKF 原理	20
3.2.2 EKF_SLAM 算法研究	21
3.2.3 EKF_SLAM 仿真实验及分析	21
3.3 基于 RBPF(Rao-Blackwellized Particle Filter)的 SLAM 算法	25
3.3.1 PF 原理	25
3.3.2 基于 PF 的 SLAM 算法研究	27
3.3.3 Gmapping 实验及分析	29
3.4 基于扫描匹配的 Hector_SLAM 算法研究	31

3.4.1 Hector_SLAM 算法原理	31
3.4.2 Hector_SLAM 实验及分析	33
3.5 本章小结	34
第 4 章 移动机器人路径规划算法研究	35
4.1 引言	35
4.2 全局路径规划算法研究	35
4.3 局部路径规划算法研究	39
4.4 代价地图	41
4.5 路径规划仿真	41
4.6 本章小结	43
第 5 章 移动机器人真实环境中实验	44
5.1 引言	44
5.2 机器人软硬件系统介绍	44
5.2.1 软件平台	44
5.2.2 硬件平台	45
5.3 SLAM 与路径规划系统总体框架	47
5.4 SLAM 算法实验	48
5.5 路径规划实验	51
5.6 本章小结	54
结 论	55
参考文献	57
攻读硕士学位期间发表的论文及其它成果	62
哈尔滨工业大学学位论文原创性声明和使用权限	63
致 谢	64

第 1 章 绪 论

1.1 课题背景及研究的目的和意义

随着科技的进步，人力资源成本的提高，自动化设备、智能型机器人已称为各家厂商、公司重要的发展方向之一，而其中室内机器人的应用如：家庭清扫、老人照护、居家安防、人机互动等是最为常见。近年来机器人的相关研究越来越受到关注。许多机器人相关的应用技术也得到大力发展。尤其是一些耗费人力或者一些极度危险且不适合以人力在其中工作的环境中，我们希望能利用机器人来代替人力完成工作。其中，机器人导航技术已是一个必要的研究课题。机器人自身定位、环境地图构建、路径规划以及闪避障碍物的能力是移动机器人不可或缺的功能。

然而，要达到这些功能并不容易，例如定位与建立地图是两个相互影响的话题，机器人若不能精确的自我定位，将导致建立的地图产生误差，并且以此含有误差的地图来定位机器人，将是的误差不断积累，无法使用。路径规划和避障也需要依赖良好的自我定位来确定机器人、障碍物、地图之间的关系，避障必须要有即时性以确保机器人能及时躲避障碍物。

机器人同时定位与建图(SLAM)技术得到了研究者长期关注，让机器人在未知环境下航行，航行途中同时定位并建立环境地图。机器人由所配备的传感器来预估本身的位置。从一开始使用里程计当作定位的传感器，到现在使用各种精密仪器，如相机、激光雷达等，让同时定位与建图越来越准确。此外，各种同时定位与建图更精确及更有效率的方法逐渐产生，如扩展卡尔曼滤波器、粒子滤波器、扫描匹配及图优化等。在完成了 SLAM 建立地图的基础上，实现基于已知地图的路径规划，使得机器人实现在未知环境下的智能化。

本课题的研究意义在于提出一套地图构建与路径规划系统，此系统可以在未知环境中控制机器人进行探索并实现室内二维地图的构建。系统分为前端的 SLAM 技术以及后端的导航框架。前端 SLAM 利用激光雷达构建栅格地图，后端的导航框架将前端 SLAM 提供的地图根据机器人的半径转换为权重地图，再使用全局路径规划算法和局部路径规划算法规划处机器人移动路径。本系统可使机器人在未知环境下做到探索并绘制环境二维地图，在已知地图的基础上，实现到指定目标点的导航。

1.2 SLAM 及其相关理论的研究综述

SLAM(Simultaneous Localization and Mapping)即同步定位与地图构建,最早在机器人领域提出,它指的是:机器人从未知环境的未知地点出发,在运动过程中通过重复观测到的环境特征定位自身位置和姿态,再根据自身位置构建周围环境的增量式地图,从而达到同时定位和地图构建的目的。由于 SLAM 的重要学术价值和应用价值,一直以来都被认为是实现全自主移动机器人的关键技术。通俗的来讲,SLAM 回答两个问题:“我在哪儿?”“我周围是什么?”,就如同人到了一个陌生环境中一样,SLAM 试图要解决的就是恢复出观察者自身和周围环境的相对空间关系,“我在哪儿”对应的就是定位问题,而“我周围是什么”对应的就是建图问题,给出周围环境的一个描述。回答了这两个问题,其实就完成了对自身和周边环境的空间认知。有了这个基础,就可以进行路径规划去达要去的目的地,在此过程中还需要及时的检测躲避遇到的障碍物,保证运行安全。

1.2.1 国内外研究现状

移动机器人在室内环境下导航可分为两个主要部分,一方面是如何构建环境地图,另一方面是如何在先验地图的基础上规划出一条到指定目标点的安全路径并在机器人运动到目标点的过程中规避动态障碍物。很多关于 SLAM 和基于先验地图的导航已经被研究人员应用在一些传统环境^[1-3]。此外,这些算法应该保证在低成本传感器下正常运行,并能获取安全的路径规划^[4]。

很多关于 SLAM 算法的探索已经取得了一定成果,典型的室内环境下,基于 Rao-Blackwellized 粒子滤波的 SLAM 算法在应用中有很好的表现,该算法已经被开发者优化成 ROS 中软件包 Gmapping^[7]。另一种典型的基于贝叶斯滤波的 SLAM 算法是通过迭代机器人位姿的后验概率分布,其主要思想来自于卡尔曼滤波^[11]。过去的二十年间,基于卡尔曼滤波算法在理论方面进行了很多探索并取得了颇多成就,例如扩展卡尔曼滤波和基于 Rao-Blackwellized 的粒子滤波。

近年来,主流的 SLAM 算法开始利用高扫描频率的距离传感器,其高度依赖扫描数据与现有地图进行匹配确定机器人的相对位姿,并结合多分辨率地图(Hector_SLAM^[8]),或者结合测量数据的动态似然估计^[9]。本课题中采用 Hector_SLAM 的扫描匹配算法预测机器人的位姿。目前更前沿的算法采用多传感器融合弥补了激光雷达传感器在类似雾霾的场景下无法准确建立环境地

图的情况^[10]。除此之外，基于分类的图优化算法^[12,15]通过一个归纳分类和消除不相关测量的方程在构建大范围环境地图非常有效。

另一方面，在导航过程中基于已知地图的路径规划是不可或缺的一部分，许多典型的图搜索算法已经发展和应用在现实生活中，例如 Dijkstra 算法^[13]和 A*算法^[14]。

无论是 SLAM 还是导航，最重要的问题都是定位，这里的定位是指根据现有环境地图估计机器人位姿。相比于室外环境下的 GPS 定位，在室内 GPS 信号失效下的定位相对更复杂。基于已知地图的定位就是将传感器观测到的数据作为基础信息，通过求解观测信息相对已知地图的最大似然估计确认机器人在现有地图中的位姿^[5,6]。

虽然国内在 SLAM 方面的研究起步较晚，但是发展较快，面向大尺度环境中的 SLAM 问题，提出平方根容积 Rao-Blackwellised 粒子滤波的 SLAM，减小了非线性模型的误差并提高了计算效率^[19]。针对基于容积卡尔曼滤波器的无人水下航行器 SLAM 过程中存在模型参数改变后，系统鲁棒性差、收敛速度慢、对突变状态跟踪能力低，提出在基于容积卡尔曼滤波中引入渐消因子，提高了对突变状态量的跟踪能力^[20]。针对 SLAM 面对噪声干扰估计精度低的缺点，提出基于容积扩展 H_∞ 滤波的 SLAM 算法，避免了雅克比矩阵的计算和线性化误差积累同时增强了 SLAM 算法鲁棒性^[21]。针对多机器人视觉协同 SLAM，提出一种团队共享路标信息的多机器人视觉 SLAM 算法，改进了 FastSLAM 使之适用于多机器人协作。该算法加快了对大规模未知环境的地图构建速度^[22]。针对灾后救援建筑物内部层次化 SLAM，提出一种基于图形分割的区域划分方法，该方法在解决 SLAM 计算量递增问题的基础上，最小化相关信息损失，确保全局一致性^[23]。针对单一传感器精度低、抗干扰性差的特点，提出一种基于 Bayes 方法的激光传感器和 RGB-D 传感器的信息融合 SLAM 方法^[24]。针对巷道狭窄,易于发生碰撞的问题,在估价函数中引入了碰撞威胁代价,避免铲运机与巷道壁发生碰撞，验证得出改进的 A*算法可提高搜索效率^[25]。

1.2.2 国内外研究成果分析

SLAM 技术最早可追溯到 1986 年，Smith 的系列论文《空间位置的表达与估计》，研究和解决未知环境中的机器人导航问题。但早期的 SLAM 往往依赖价格昂贵或专门定制的传感器，例如激光雷达，声呐或立体相机，这项技术并未走入市场。随着现代智能手机技术的发展，几乎所有的手机都配备了摄像

头、陀螺仪和加速度传感器，硬件的进步帮助 SLAM 技术得到更广泛的传播和应用。今天，SLAM 不仅可用于增强现实技术，而且还适用于其他场景，包括无人驾驶汽车、家庭服务机器人和微创手术机器人等。

从国内外研究现状可以看出，由于国外起步较早，研究的更为全面，在实际应用中也取得了很多成果。例如美国的“机遇号”和“勇气号”火星车运用了视觉 SLAM 技术，通过其顶部的双目视觉摄像头可以实现高精度的定位。如图 1-1 所示为“勇气号”火星车。



图 1-1“勇气号”火星车

我们生活中比较常见的扫地机器人，运用视觉 SLAM 技术，能够对室内清扫区域进行环境构建，根据环境地图进行高效的室内清扫，并且能在电量不足时自动回到充电桩补充电量，如图 1-2 所示 Roomba 扫地机器人。



图 1-2 Roomba 扫地机器人

随着近年来从事 SLAM 领域科研人员越来越多，国内企业在应用方面也取得了一些成果。例如近年来比较火的话题无人车，利用激光雷达传感器 (Velodyne、IBEO 等)作为工具，获取地图数据，并构建地图，规避路程中遇到的障碍物，实现路径规划。跟 SLAM 技术在机器人领域的应用类似，只是相比较于 SLAM 在机器人中的应用，无人驾驶的雷达要求和成本要明显高于机器人。国内多家企业把无人驾驶作为重要的研究方向，其中百度无人车已经进入路试阶段，并取得了良好的测试效果。如图 1-3 所示为百度无人车。



图 1-3 百度无人车

随着近年来廉价激光雷达的出现，小米作为后起之秀将基于激光雷达的 SLAM 技术应用到扫地机器人中，通过激光雷达可以更精准、更快速的构建室内二维地图，如图 1-4 所示为小米扫地机器人。



图 1-4 小米扫地机器人

1.3 本文的主要研究内容

本课题主要研究基于激光雷达的室内地图构建、定位和路径规划算法与实现，其内容主要围绕以下几个方面展开：

第 1 章介绍课题的研究意义和背景，并介绍 SLAM 和路径规划算法的国内外发展现状。然后介绍了本课题的各章节主要研究内容。

第 2 章对移动机器人系统建模，主要包括里程计运动模型、激光雷达观测模型以及介绍 SLAM 中常用的坐标转换。对三种二维地图表达模型进行比较分析，选用本课题的地图表达模型，并对栅格地图的构图算法进行理论推导。

第 3 章针对室内移动机器人 SLAM 算法进行比较分析，主要两种基于滤波的 SLAM 算法，分别是基于扩展卡尔曼滤波的 EKF_SLAM 算法和基于 Rao-Blackwellized 粒子滤波的 SLAM 算法，对两种基于滤波的 SLAM 算法进行理论推导和仿真，随后介绍基于扫描匹配的 Hector_SLAM 算法，对 Hector_SLAM 算法原理进行介绍。最后对三种 SLAM 算法进行仿真比较。

第 4 章对路径规划算法进行分析，比较了三种全局路径规划算法优缺点，重点分析 A*算法。对局部路径规划算法 DWA 进行理论推导。随后介绍了在路径规划中采用的代价地图概念。最后通过 Stage 仿真平台对全局路径和局部路径规划算法进行仿真实验。

第 5 章介绍实验所需软硬件平台。对 Gmapping 和 Hector_SLAM 算法在相同室内环境下进行建图，比较两种 SLAM 算法的建图精准性。随后，对路径规划进行真实环境实验，验证路径规划算法的可行性。

第 2 章 系统模型分析与环境地图构建

2.1 引言

在室内未知环境下，移动机器人常用的传感器有里程计、摄像机、激光雷达、超声波、红外线、微波雷达、陀螺仪、指南针、速度或加速度计、触觉或接近觉传感器等。移动机器人通过这些传感器感知室内环境，并对传感器感知导的信息进行处理，例如应用激光传感器通过匹配两帧扫描数据，得到移动机器人的位姿变化。相比于视觉传感器，激光雷达具有较高的精度、不受光照影响和抗干扰能力等优点。由于近年来国产激光雷达的出现，大幅降低了激光雷达的价格，使得激光雷达更广泛的应用在室内移动机器人定位和地图构建等实际应用中。机器人利用激光雷达等传感器来进行周围环境的感知，再将感知到的信息进行进一步的处理，得到相邻时刻机器人位姿的变化，以及室内环境的信息，实现同时定位与室内地图的构建。因此，在本课题研究中采用单线激光雷作为机器人外部传感器，选用里程计作为机器人内部传感器。当前在二维地图的构建中普遍采用的地图表达方式为栅格地图、拓扑地图、特征地图，本章将通过分析三种地图表达方式，结合课题基于已知地图的路径规划选择合适的地图表达方式。

2.2 移动机器人系统建模

2.2.1 坐标系转换

移动机器人 SLAM 过程中，系统的状态由机器人的位姿和地图信息(特征的位置信息)组成。假设 t 时刻机器人通过激光雷达观测到特征 m ，如图 2-1 所示。根据观测信息只能获得特征 m 在机器人坐标系 $O_R X_R Y_R$ 中的坐标，机器人坐标系 $O_R X_R Y_R$ 随着机器人的运动而运动，机器人需要估计自身在世界坐标系 $O_W X_W Y_W$ 中的位姿，然后通过坐标变换才能计算出特征 m 在世界坐标系 $O_W X_W Y_W$ 中的坐标。可见在构建环境地图过程中必须计算机器人在世界坐标系 $O_W X_W Y_W$ 下的位姿，也就是进行机器人的定位。

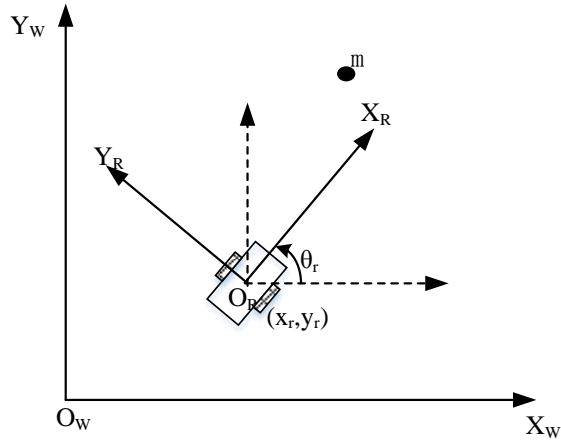


图 2-1 机器人坐标系

如图 2-1 所示，机器人坐标系中点 m 坐标为 $\mathbf{X}_0 = [x_0, y_0]^T$ ，则由式(2-1)可以求得，点 m 在世界坐标系下的坐标 $\mathbf{X}_w^0 = [x_w^0, y_w^0]^T$ ：

$$\begin{cases} x_w^0 = x_r + x_0 \cos \theta_r - y_0 \sin \theta_r \\ y_w^0 = y_r + x_0 \sin \theta_r + y_0 \cos \theta_r \end{cases} \quad (2-1)$$

2.2.2 里程计运动模型

在实际应用中，我们经常使用两种运动模型，基于里程计的运动模型和基于速度的运动模型。基于里程计的运动模型需要在机器人驱动轮电机上安装光电编码器。里程计是通过计算一定时间内光电编码器输出脉冲数来估计机器人运动位移的装置，光电编码器模块如下图 2-2 所示。

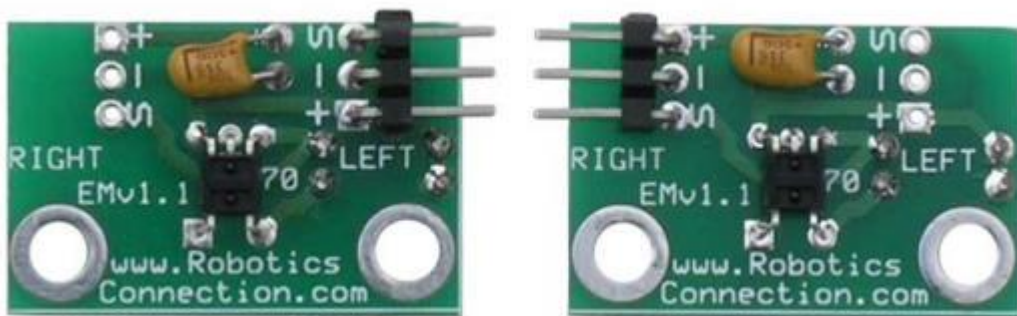


图 2-2 编码器

这个模块要求 5V 供电，编码器与电机同轴，光栅盘经过发光二极管等转换装置，将电机的转动量转换为脉冲信号，当识别导白色时输出 0V，当识别导黑色时输出+5V，通过单位时间脉冲数，得到电机的转速，实际应用中，已知

驱动轮半径 R ，由公式由式(2-2)、式(2-3)可以得到驱动轮单位时间的位移增量。

$$\delta = \frac{2\pi R}{\eta P} \quad (2-2)$$

$$\Delta d = \delta N_L \quad (2-3)$$

式中 R 为驱动轮半径， η 为电机减速比， P 为编码器的分辨率(指可输出最小变化的角度)， δ 为单位脉冲驱动轮转动的距离， N_L 为单位时间内驱动轮输出的脉冲数。

上式(2-3)得到的单位时间位移的增量即该驱动轮在当前时刻的速度。再将得到的速度对时间进行积分，得到该驱动轮在指定时间的位移。运用上面的原理，将编码器装配在机器人平行安装的左右的两个驱动轮中，且两驱动轮与机器人中心等距，则可通过航迹推算出移动机器人前进速度 v 、转向角速度 ω 与左轮速度 v_l 、右轮速度 v_r 之间的转换。如图 2-3 所示为移动机器人相邻两个时刻的位姿示意图。

如图 2-3 所示， θ_1 为两个相邻时刻移动机器人转角， θ_3 为两个相邻时刻移动机器人航向角的改变值， l 表示左右两驱动轮间隔， d 表示右轮比左轮多运行的距离， r 表示移动机器人运动轨迹所所在圆弧半径。

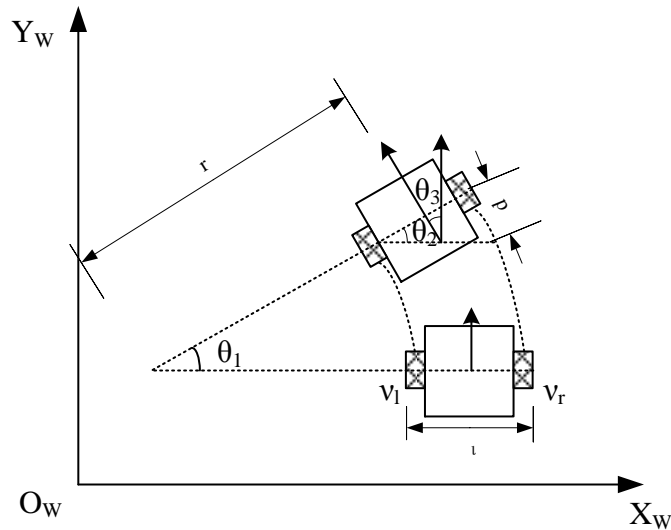


图 2-3 机器人两个相邻时刻位姿

左右驱动轮运动速度的均值即为机器人前进速度，如式(2-4)所示：

$$v = \frac{v_r + v_l}{2} \quad (2-4)$$

由图 2-3 中几何关系可以得到 $\theta_1 = \theta_2 = \theta_3$ 也就是说移动机器人航向角变化了多少角度，它就绕其运动轨迹的圆心旋转了多少角度。在这三个角度变量中， θ_2 相对更容易求得，因为两个相邻时刻很短，移动机器人角度变化值 θ_2 较小，可以通过公式(2-5)近似求得：

$$\theta_2 \approx \sin(\theta) = \frac{d}{l} = \frac{(v_r - v_l) \cdot \Delta t}{l} \quad (2-5)$$

通过 θ_2 可以求得移动机器人围绕其运动轨迹圆心的角速度 w ，即机器人航向角的角速度：

$$w = \frac{\theta_1}{\Delta t} = \frac{v_r - v_l}{l} \quad (2-6)$$

通过移动机器人前进方向的线速度和角速度，可以得到移动机器人圆弧运动的半径：

$$r = \frac{v}{w} = \frac{l \cdot (v_r + v_l)}{2(v_r - v_l)} \quad (2-7)$$

假设机器人在 $t-1$ 时刻的位姿为 $x_{t-1} = (x, y, \theta)^T$ ，由左右驱动轮上的编码器根据航迹推演的过程可求得机器人的前进方向的速度 v 和角速度 w ， ΔT 为采样时间间隔，则 t 时刻由里程计得到的机器人的位姿如式(2-8)所示：

$$\bar{\mathbf{X}}'_t = \begin{bmatrix} \bar{x}'_t \\ \bar{y}'_t \\ \bar{\theta}'_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_{t-1} + v\Delta T \cos(\theta_{t-1} + w\Delta T) \\ y_{t-1} + v\Delta T \sin(\theta_{t-1} + w\Delta T) \\ \theta_{t-1} + w\Delta T \end{bmatrix} \quad (2-8)$$

在时间 $(t-1, t]$ 的间隔中，移动机器人的真实位姿由 x_{t-1} 到 x_t ，而里程计所得到的位姿则由 $t-1$ 时刻的 $\bar{x}_{t-1} = (\bar{x}_{t-1}, \bar{y}_{t-1}, \bar{\theta}_{t-1})^T$ 变化到 t 时刻的 $\bar{x}_t = (\bar{x}'_t, \bar{y}'_t, \bar{\theta}'_t)^T$ 。由于机器人真实的位姿是难以直接测量的，而通过里程计所求得的只是机器人的真实位姿的估计值。因此建立机器人的概率运动模型，可以利用前后两个时刻里程计机器人位姿估计值的差值，来进行机器人 t 时刻真实位姿的描述。

从原理上讲，里程计其实是一种位移测量传感器，而非控制器，然而如果将里程计信息按照测量信息处理，则后续的贝叶斯滤波则需要包含速度信息作为状态变量，这样势必会增加状态空间维度，增大计算的复杂度。因此，为了尽量减少状态空间的维度，通常把里程计数据视为控制信号：

$$\mathbf{u}_t = \begin{bmatrix} \bar{x}_{t-1} \\ \bar{x}_t \end{bmatrix} \quad (2-9)$$

可得机器人的概率运动模型为 $p(x_t | u_t, x_{t-1})$ ，为了简单起见，可以在 $(t-1, t]$

的间隔中将机器人的运动分为三个阶段：旋转 δ_{rot1} ，平移 δ_{trans} 和旋转 δ_{rot2} ，由于旋转和移动都存在不确定性，因此在这三个阶段都会存在误差，在此我们假设这三种误差都是相互独立的^[27]。

由于里程计的位置估计是通过车轮上的光电编码器获取的，其所带来的误差，会随着时间的增长越来越大，这一现象在角度的误差累积尤为明显，除此之外，车轮与地面之间的滑动或路面高低起伏也会带来误差，而这些都是机器人运动模型的局限性，因此，需要引入外部传感器，通过对周围环境的观测来修正这些误差，从而提高定位精度。

2.2.3 激光雷达观测模型

激光雷达实际上是一种工作在光学波段(特殊波段)的雷达，它的优点非常明显，具有极高的分辨率、抗干扰能力强、获取丰富信息、可全天时工作等优点。激光雷达的分类，从体制上划分，主要有直接探测激光雷达和相干探测激光雷达。包括自动驾驶、机器人、测绘用到的激光雷达，基本上属于这种直接探测类型的激光雷达。有比较特殊的，比如测风、测速之类的雷达，一般会采用相干体制。不管是单线激光雷达、多线激光雷达或测绘激光雷达，基本上可以将其划分到激光三维成像雷达的范畴。一个激光三维成像雷达，实际上它需要得到两个核心信息：目标距离信息以及目标角度信息。如果我们把它的三维坐标确定下来，我们需要得到它的距离、方位角、俯仰角信息。然后我们根据距离、方位角度、俯仰角度三个信息，将目标的三维坐标点计算出来。激光三维成像雷达可以通过直接测距、直接测角的技术得到目标的三维点云数据，并且获得的数据本身就是三维数据，不需要通过大量运算和处理才生成目标三维图像，而且激光测距有非常高的精度。所以，激光三维成像雷达是目前能获取大范围三维场景图像效率最高的传感器，也是目前能获取三维场景精度最高的传感器。

目前，我们通常能见到的测距方法，从大类上可以分为：激光飞行时间(Time of Fly, TOF)法以及三角法。激光飞行时间法可以分为两类，一类是脉冲调制(脉冲测距技术)，一类是对激光连续波进行强度的调制，通过相位差来测量距离信息的相位测距。激光脉冲测距技术的原理非常简单：通过测量激光脉冲在雷达和目标之间来回飞行时间获取目标距离的信息。这里用了一个基准，就是光的速度。所有的测量都必须有一个基准，对于一束激光来说有两个基准：速度和频率(两个最准的基准)，因为 TOF 用的基准就是激光的飞行速度。

目前单线激光雷达产品，主要有 SICK 公司和 HOKUYO 公司。单线激光

雷达，实际上是一个高同频脉冲激光测距仪，加上一个一维旋转扫描。单线激光雷达的特点：

- (1) 只有一路发射和一路接收，结构相对简单，使用方便
- (2) 扫描速度快、角度分辨率高
- (3) 体积、重量和功耗低
- (4) 可靠性更高
- (5) 成本低

本课题主要应用激光雷达进行室内二维地图的增量式构建，以及在现有地图的基础上实现全局路径规划和局部路径规划。因此本课题采用单线激光雷达作为室内移动机器人的外部传感器。

在本课题中，激光雷达主要用于周围环境的探索，其用途主要体现在三个方面，首先是通过当前时刻激光雷达数据与已经构建的环境地图相匹配，实现机器人的位姿估计；其次，在得到精确的位姿估计后，利用当前时刻激光雷达感知到的数据可以进行地图的增量式绘制；最后，在路径规划过程中利用激光雷达实现对动态障碍物的实时监测进行局部路径规划。

要想实现机器人精确的定位，首先应建立精准的传感器观测坐标转换模型，即将激光雷达所测量点的端点投影到世界坐标系中。激光雷达的数据类型是以极坐标的形式来表现的，其返回的值分别为激光测量点到激光器的距离 z_t^k 和与激光器横坐标的夹角 $\theta_{k,sens}$ ，其中 k 表示当前激光扫描周期中激光测量点的编号。如图 2-4 所示，在 t 时刻，机器人的位姿为 $\mathbf{X}_t = (x, y, \theta)^T$ ，激光雷达的安放位置在机器人坐标系中坐标为 $(x_{k,sens}, y_{k,sens})^T$ ，激光束与机器人的朝向角度为 $\theta_{k,sens}$ ，则由式(2-10)可得激光测量的点在世界地图中的坐标 $\mathbf{X}_z^k = (x_{z_t}^k, y_{z_t}^k)$ 。

$$\begin{bmatrix} x_{z_t}^k \\ y_{z_t}^k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \cos \theta & -\sin \theta \\ \sin \theta & \cos \theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_{k,sens} \\ y_{k,sens} \end{bmatrix} + z_t^k \begin{bmatrix} \cos(\theta + \theta_{k,sens}) \\ \sin(\theta + \theta_{k,sens}) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \xi_x \\ \xi_y \end{bmatrix} \quad (2-10)$$

式中， ξ_x 和 ξ_y 表示测量噪声，一般假定该噪声为零均值高斯白噪声。

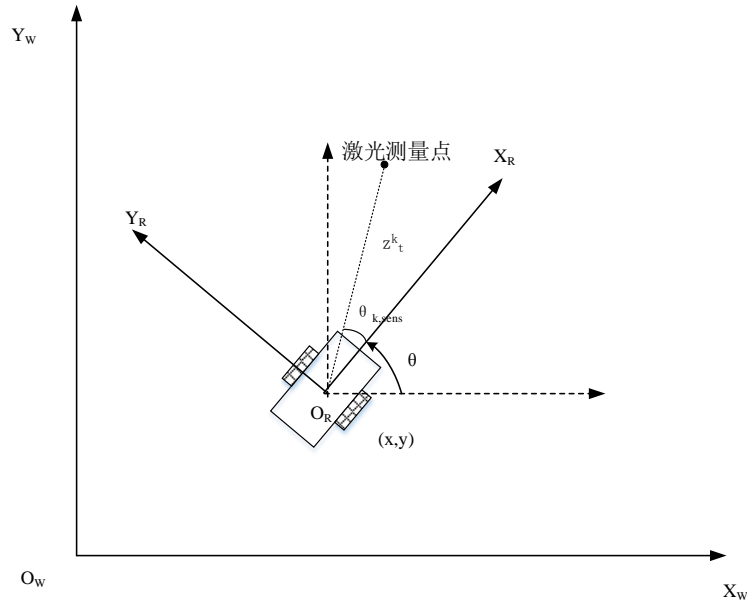


图 2-4 激光雷达数据点坐标转换

2.3 环境地图的构建

2.3.1 地图的表达模型

在日常生活中我们也在接触各种各样的地图，例如手机中常用的导航软件中的电子地图，在谷歌地图软件中的卫星地图，以及在公园景区常见的游览图等。移动机器人通过单线激光雷达在进行 SLAM 的过程中，也要增量式的构建室内二维地图，这种地图有目前有三种主流模型。分别是栅格地图、几何信息地图、拓扑地图，下面是这三种地图模型的介绍。

栅格地图表示法即将整个环境分为若干相同大小的栅格，对于每个栅格各指出其中是否存在障碍物。栅格地图的优点在于创建和维护容易，尽量保留了环境的各种信息，同时借助栅格地图地图，可以方便地进行机器人定位和路径规划。缺点在于当大规模环境下栅格数量增大时，这将导致对地图的维护行为变得困难，同时定位过程中搜索空间变大，没法满足实时性要求。

几何信息地图表示法是指机器人收集对环境的感知信息，从感知的信息中提取线段或者曲线等抽象的几何特征，使用这些抽象的几何信息描述环境。该地图表示方法更为紧凑，便于位置估计和目标识别。几何方法利用卡尔曼滤波在局部区域内可获得较高精度，且计算量小，但在广域环境中却难以维持精确的坐标信息。几何信息地图需要提前获取一定量的感知数据做预处理。

拓扑地图抽象度高，特别在环境大而简单时。这种方法将环境表示为一张拓扑意义中的图(graph)，图中的节点对应于环境中的一个特征状态、地点。如果节点间存在直接连接的路径则相当于图中连接节点的弧。其优点是：

- (1) 有利于进一步的路径和任务规划
- (2) 存储和搜索空间都比较小，计算效率高
- (3) 可以使用很多现有成熟、高效的搜索和推理算法

缺点在于对拓扑图的使用是建立在对拓扑节点的识别匹配基础上的，如当环境中存在两个很相似的地方时，拓扑图方法将很难确定这是否为同一点。

由于栅格地图的易于维护性，能以数组的形式存储在计算机，便于调用，便于在路径规划中应用。因此，本课题选择栅格地图作为同时定位与建图的地图模型。

2.3.2 栅格地图构建算法

在上一节中，详细介绍了三种主流的室内建图模型的概念，通过对分析三种建图模型的优缺点，结合本课题基于单线激光雷达室内同时定位与建图以及基于已知地图的导航，决定采用栅格地图模型。

占据栅格地图理论将环境划分成大小相同的独立栅格，每个栅格代表该环境所包含的区域^[33,34]。在栅格地图中，假设每个独立栅格的状态只有两种占用或空闲。用 $p(s)$ 表示每个栅格被障碍物占据的概率， $p(s=1)$ 表示该栅格为占用状态， $p(s=0)$ 表示该栅格为空闲状态，二者的概率和为 1。假设栅格地图中每个栅格被占用的概率是相互独立的，因此全局地图 m 的占用概率为全局地图中所有栅格占用概率之积。

$$p(m) = \prod_{s \in m} p(s) \quad (2-11)$$

则对于任意一个独立栅格的占用概率估计，可由式(2-12)得：

$$p(s | x_{1:t}, z_{1:t}) = \frac{p(z_t | s, x_{1:t}, z_{1:t-1}) \cdot p(s | x_{1:t}, z_{1:t-1})}{p(z_t | x_{1:t}, z_{1:t-1})} \quad (2-12)$$

式中， $x_{1:t}$ 表示机器人的状态序列， $z_{1:t}$ 表示机器人的传感器观测序列。

假设 t 时刻的观测只和当前时刻的状态和观测相关，则式(2-13)可化简为为：

$$p(s | x_{1:t}, z_{1:t}) = \frac{p(z_t | s, x_t) \cdot p(s | x_{1:t}, z_{1:t-1})}{p(z_t | x_{1:t}, z_{1:t-1})} \quad (2-13)$$

式(2-13)中， $p(z_t | c, x_t)$ 由贝叶斯公式可转换为：

$$p(z_t | s, x_t) = \frac{p(s | x_t, z_t) \cdot p(z_t | x_t)}{p(s | x_t)} \quad (2-14)$$

将式(2-14)代入式(2-13)中, 并且假设若没有观测值 z_t , 则 t 时刻机器人状态 x_t 不包含栅格地图中独立区域信息, 可得:

$$p(s | x_{1:t}, z_{1:t}) = \frac{p(s | x_t, z_t) \cdot p(z_t | x_t) \cdot p(s | x_{1:t-1}, z_{1:t-1})}{p(s) \cdot p(z_t | x_{1:t}, z_{1:t-1})} \quad (2-15)$$

同理可得栅格空闲概率为:

$$p(\neg s | x_{1:t}, z_{1:t}) = \frac{p(\neg s | x_t, z_t) \cdot p(z_t | x_t) \cdot p(\neg s | x_{1:t-1}, z_{1:t-1})}{p(\neg s) \cdot p(z_t | x_{1:t}, z_{1:t-1})} \quad (2-16)$$

式中 $\neg s$ 表示栅格空闲状态。

将式(2-15)与式(2-16)作除约去无关项, 可得式(2-28):

$$\frac{p(s | x_{1:t}, z_{1:t})}{p(\neg s | x_{1:t}, z_{1:t})} = \frac{p(s | x_t, z_t) \cdot p(\neg s) \cdot p(s | x_{1:t-1}, z_{1:t-1})}{p(\neg s | x_t, z_t) \cdot p(s) \cdot p(\neg s | x_{1:t-1}, z_{1:t-1})} \quad (2-17)$$

由于 $p(s) = 1 - p(\neg s)$, 则式(2-17)可化为:

$$\frac{p(s | x_{1:t}, z_{1:t})}{1 - p(s | x_{1:t}, z_{1:t})} = \frac{p(s | x_t, z_t)}{1 - p(s | x_t, z_t)} \cdot \frac{1 - p(s)}{p(s)} \cdot \frac{p(s | x_{1:t-1}, z_{1:t-1})}{1 - p(s | x_{1:t-1}, z_{1:t-1})} \quad (2-18)$$

$$\text{定义: } Odds(x) = \frac{p(x)}{1 - p(x)} \quad (2-19)$$

则式(2-18)可化简为:

$$Odds(s | x_{1:t}, z_{1:t}) = Odds(s | x_t, z_t) \cdot Odds(s)^{-1} \cdot Odds(s | x_{1:t-1}, z_{1:t-1}) \quad (2-20)$$

式(2-19)满足递归计算占据栅格概率的结构, 为了便于计算, 对等式两边同时求对数将乘法运算转换为加法运算的形式:

$$\lg Odds(s | x_{1:t}, z_{1:t}) = \lg Odds(s | x_t, z_t) - \lg Odds(s) + \lg Odds(s | x_{1:t-1}, z_{1:t-1}) \quad (2-21)$$

初始状态下 $\lg Odds(s)$ 中没有机器人的状态数据和观测数据, 其被占用的概率和其空闲的概率相等, 都为 0.5, 因此 $\lg Odds(s)$ 的值为 0.

将式 (2-19)和式(2-21)联立可得:

$$p(s | x_{1:t}, z_{1:t}) = [1 + \frac{1 - p(s | x_t, z_t)}{p(s | x_t, z_t)} \cdot \frac{1 - p(s | x_{1:t-1}, z_{1:t-1})}{p(s | x_{1:t-1}, z_{1:t-1})}]^{-1} \quad (2-22)$$

式(2-19)描述了在已有栅格地图概率的基础上, 基于 t 时刻机器人位姿和观测值, 实现栅格概率的更新。

在实际的应用中还要进行地图分辨率、地图尺寸、机器人七点等设置。通过这些设置就可以将激光雷达测量点在世界坐标系下的坐标转换到栅格地图中的坐标。

在二维栅格地图中,假设 $\mathbf{X}_r = (x, y)$ 为世界坐标系 $O_w X_w Y_w$ 下的坐标, r 表示每个栅格的边长,其倒数 $1/r$ 为栅格地图的分辨率,则可得到该坐标点在栅格地图中的坐标值 $\mathbf{X}_m = (\lfloor x/r \rfloor, \lfloor y/r \rfloor)$, 其中 $\lfloor \cdot \rfloor$ 为取整符号。

通过移动机器人的激光雷达以及上文提到的栅格地图坐标转换公式,可以得到激光雷达的每条激光点所测量到的障碍物在栅格地图中的坐标。假定此时机器人的位姿为 (x, y, θ) , 激光雷达任意采样点与机器人朝向角的夹角为 α , 该采样点返回得到障碍物与自身距离为 ρ , 则障碍物在真实环境中的坐标如式 (2-23) 所示:

$$\begin{cases} x_l = \rho \cos(\theta + \alpha) + x \\ y_l = \rho \sin(\theta + \alpha) + y \end{cases} \quad (2-23)$$

由上面的转换关系可以得到障碍物和移动机器人在栅格地图中的坐标 $\mathbf{X}_m = (x_i, y_i)$, $\mathbf{X}_r = (x_{ri}, y_{ri})$, 在已知这两点坐标的情况下, 可以用 Bresenham 算法^[35]求得激光点通过的空闲栅格集合, 如图 2-5 所示。Bresenham 算法即将线特征转换为网格特征的转换方法, 在本课题中, 该算法主要用于求解激光线穿过的非占用栅格地图区域, 便于实现地图更新。

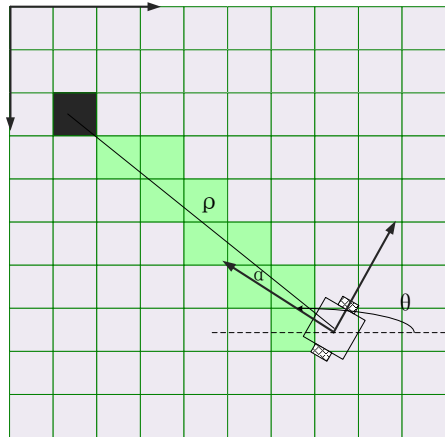


图 2-5 激光雷达障碍物扫描在栅格地图中的表现

通过激光雷达的实测数据和机器人的真实位姿数据集, 并且结合本节所介绍的栅格地图的构建算法, 编写相应的 MATLAB 程序, 可以进行栅格地图构建的仿真实验。本实验所用数据集为宾夕法尼亚大学 Daniel Lee 教授公开的实验室实测数据, 数据集中包含所有时刻激光雷达的距离信息、角度信息, 机器人真实位姿等。

首先进行实验的参数设置, 实验中栅格地图尺寸为 $36 \times 36 \text{m}$, 机器人初始位姿为 $(0, 0, 85.95^\circ)$, 栅格地图分辨率设置为 4cm , 则在初始时刻通过激光雷达扫

描数据所得到的栅格地图，如图 2-6 所示：

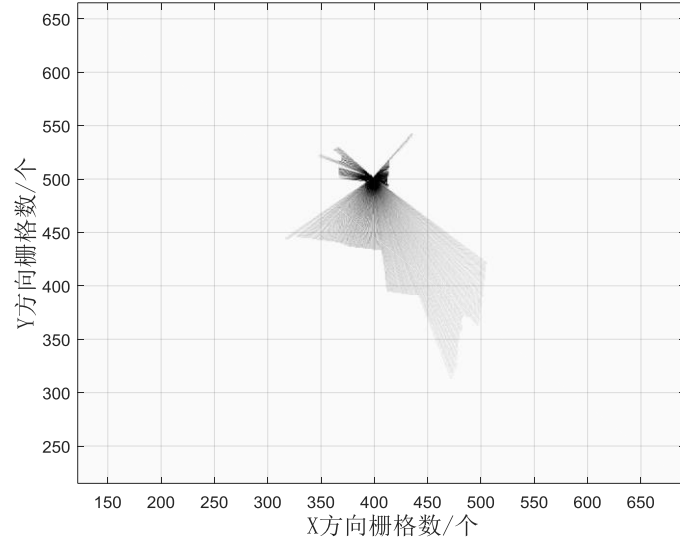


图 2-6 初始时刻栅格地图的构建

在得到初始时刻的栅格地图后，随着机器人的运动的同时进行激光雷达扫描信息的处理，并利用这一信息，进行实时的栅格地图构建，如图 2-7 所示：

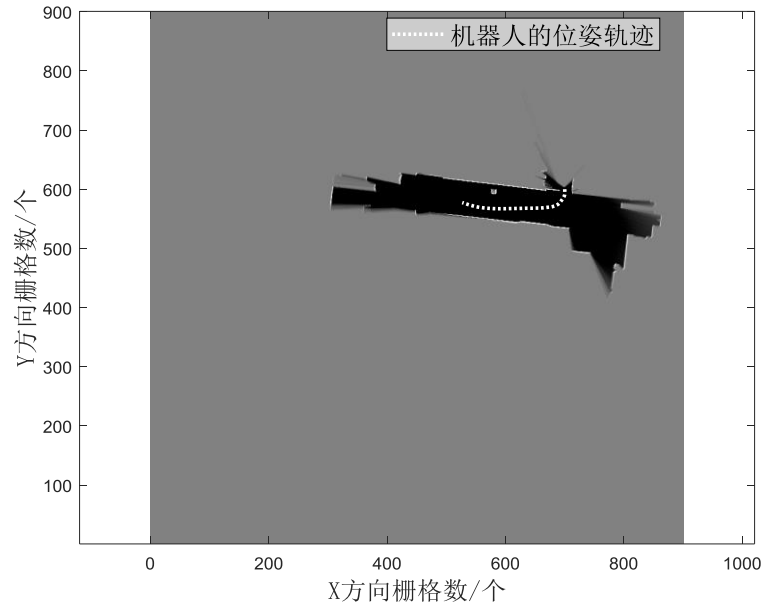


图 2-7 运动中栅格地图的构建

运用栅格地图更新算法，将初始时刻与运动后时刻的栅格地图进行结合，实现栅格地图的更新，得到更新后的全局栅格地图，如图 2-8 所示：

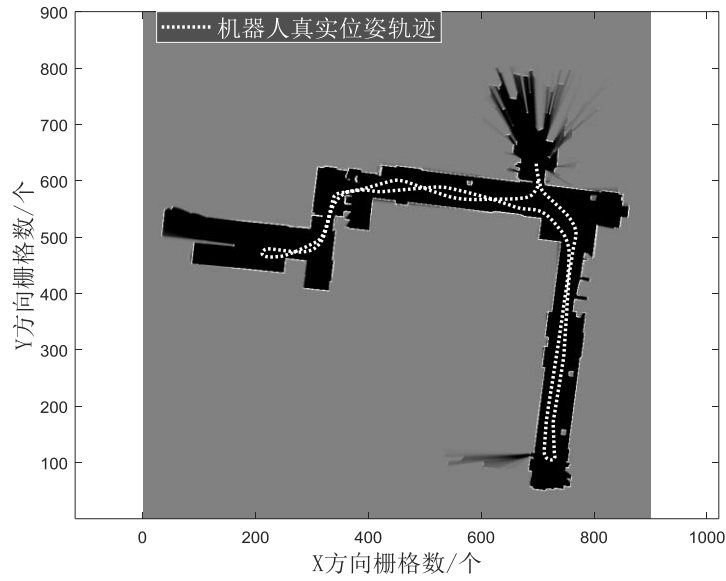


图 2-8 全局栅格地图的增量式更新

从本次栅格地图构建仿真实验可以看出，运用本章所提到的栅格地图更新算法结合激光雷达观测数据，能够有效地进行栅格地图构建，在已知机器人位姿的情况下，完成全局栅格地图的增量式更新。

2.4 本章小结

本章首先定义了移动机器人坐标系模型，并给出局部坐标系与全局坐标系的坐标转换方法。阐述了机器人系统中的重要传感器里程计和激光雷达的原理，并建立里程计的运动模型和激光雷达感知模型；然后总结了在移动机器人地图构建中主流的三种地图模型，并通过比较三种地图模型的优缺点，结合基于已知地图的路径规划，选择栅格地图作为地图表现形式，用基于概率的模型完成了栅格地图更新过程的推导，并通过 MATLAB 对该栅格地图更新算法进行了仿真，验证了该算法的建图效果，为后续算法的实现建立框架。

第 3 章 移动机器人实时定位与地图构建算法研究

3.1 引言

移动机器人的 SLAM 系统是整个机器人导航系统的关键。构造精确详尽的地图，获得机器人精准的位姿，是进行下一步基于已知地图导航的前提。第二章已经对机器人在 SLAM 的过程中用到的坐标转换、激光雷达模型建立及处理和采用合适的地图表示模型进行分析。早期的基于激光雷达的 SLAM 算法以概率方法为主。近年来，随着计算机性能的提高和传感器技术的发展，基于扫描匹配和基于图优化的 SLAM 算法逐渐成为新的发展方向。由于基于概率学的 SLAM 算法在激光雷达 SLAM 算法中仍占重要的基础地位，在实际应用中也有很好的效果。本章首先介绍基于概率的 SLAM 算法，即基于扩展卡尔曼滤波器的 SLAM 算法和基于粒子滤波器的 SLAM 算法。随着传感器技术的发展，高扫描频率和高精度的激光雷达越来越多的应用在实际工程中。基于优化的 SLAM 方法已经成为新的趋势。基于优化的 SLAM 算法分为两部分，前端解决数据关联和闭环检测，基于激光雷达的 SLAM 前端主要是扫描匹配算法；后端优化主要解决位姿估计问题，通常采用图优化的思想解决。最后通过实验对基于粒子滤波器的 FastSLAM 和基于扫描匹配的 Hector_SLAM 在实验室环境下进行建图和定位效果对比分析，并为下一步路径规划提供条件。

3.2 基于 EKF(Extended Kalman Filter)的 SLAM 算法原理

卡尔曼滤波(Kalman filter)是一种高效率的递归滤波器(自回归滤波器)，它能够从一系列的不完全及包含噪声的测量中，估计动态系统的状态。卡尔曼滤波会根据各测量量在不同时间下的值，考虑各时间下的联合分布，再产生对未知变数的估计，因此会比只以单一测量量为基础的估计方式要准。卡尔曼滤波得名自主要贡献者之一的鲁道夫·卡尔曼。基本卡尔曼滤波器是限制在线性的假设之下。然而，大部分非平凡的系统都是非线性系统。其中的“非线性性质”可能是伴随存在过程模型中或观测模型中，或者两者兼有之。扩展卡尔曼滤波解决了非线性非高斯应用场景的问题。扩展卡尔曼滤波目前而然是状态估计和数据融合领域的主流算法之一。

3.2.1 EKF 原理

设非线性状态空间模型为如式(3-1)所示:

$$\begin{cases} x_k = f_k(x_{k-1}, v_{t-1}) \\ z_k = h_k(x_k, n_t) \end{cases} \quad (3-1)$$

式中 $x_t \in R$ 和 $y_t \in R$ 分别表示在 t 时刻系统的状态量和观测量, $v_t \in R$ 和 $n_t \in R$ 分别表示过程噪声和观测噪声, $f(\bullet)$ 和 $h(\bullet)$ 表示非线性函数。

扩展卡尔曼滤波(Extended kalman filter,以下简称 EKF)是传统非线性估计的代表,其基本思想是围绕状态估值对非线性模型进行一阶 Taylor 展开,然后应用线性系统 Kalman 滤波公式。

EKF 是用泰勒展开式中的一次项来对式(3-1)中的非线性函数 $f(\bullet)$ 和 $h(\bullet)$ 进行线性化处理,即先计算 $f(\bullet)$ 和 $h(\bullet)$ 的雅克比矩阵,然后再在标准卡尔曼滤波框架下进行递归滤波。 v_t 和 n_t 均为零均值的高斯白噪声。

EKF 的算法同 KF 一样,也可分为两步预测和更新,如图 3-1 所示:

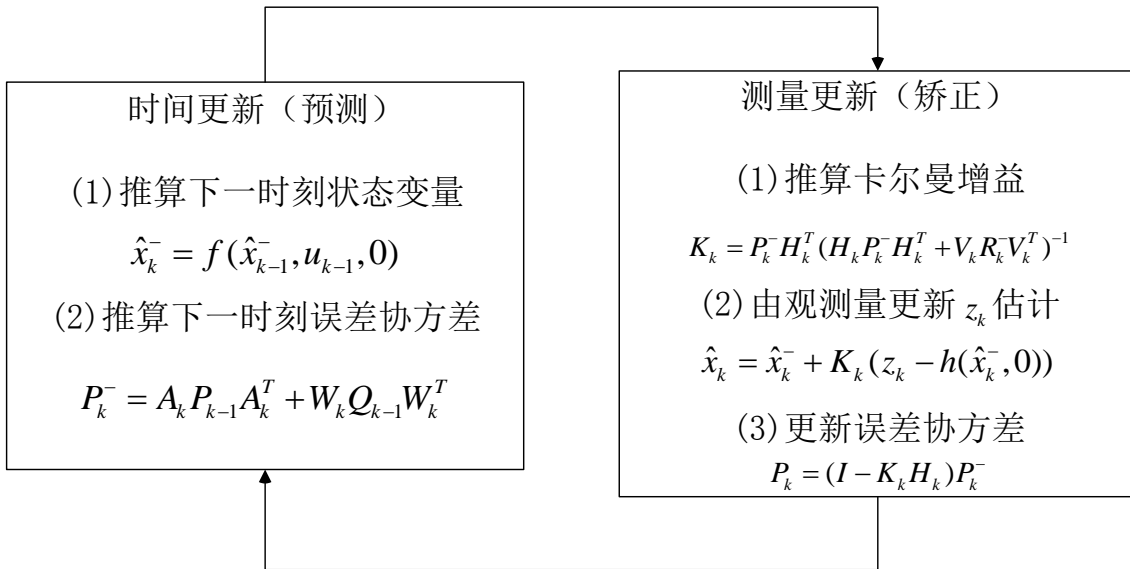


图 3-1 扩展卡尔曼滤波过程

因为 EKF 忽略了非线性函数泰勒展开的高阶项,仅仅用了一阶项,是非线性函数在局部线性化的结果,这就给估计带来了很大误差,所以只有当系统的状态方程和观测方程都接近线性且连续时,EKF 的滤波结果才有可能接近真实值。

EKF 滤波结果的好坏还与状态噪声和观测噪声的统计特性有关,在 EKF 的递推滤波过程中,状态噪声和观测噪声的协方差矩阵保持不变,如果这两个噪

声协方差矩阵估计的不够准确，那就容易产生误差累计，导致滤波器发散。EKF 的另外一个缺点是初始状态不太好确定，如果假设的初始状态和初始协方差误差较大，也容易导致滤波器发散。

3.2.2 EKF_SLAM 算法研究

在 EKF_SLAM 中，地图是由一个表示传感器运动的多维矩阵和路标组成，它通过高斯变量来建模。这张地图通常被称为随机地图，是由 EKF 通过预测的过程(传感器移动)和校正的过程(传感器观察到以前环境中的地标映射)。

为了实现真正的探索，EKF 通过一个特别的路标初始化，新发现的地标被添加到地图中。路标初始化是通过观测方程的逆运算，通过传感器的位姿和观测值，以及之前观测到的路标状态来判定新路标，最后将新路标添加到状态向量和协方差矩阵中。随机地图通过预测过程和校正过程增量式生成。

EKF 和 EKF_SLAM 对应过程如下表 3-1 所示：

表 3-1 EKF 和 EKF_SLAM 对应过程

项目	EKF_SLAM	EKF
机器人移动	机器人运动	EKF 预测
传感器检测到新路标	路标初始化	状态扩充
传感器检测到已有路标	地图校正	EKF 校正
已建好路标失效	路标删除	状态还原

EKF_SLAM 基本过程可分为以下四个部分：

- (1) 地图初始化，
- (2) 使用里程计数据和运动模型更新当前状态，
- (3) 通过路标校正当前状态，
- (4) 在当前地图状态下更新新的路标信息。

3.2.3 EKF_SLAM 仿真实验及分析

使用 Matlab 仿真工具对 EKF_SLAM 算法仿真实验。仿真过程中，用红色星标表示随机路标，暗红色星标表示路标在 SLAM 过程中被观测到位置，蓝色曲线表示里程计计算的真实轨迹，绿色曲线表示经过 EKF_SLAM 算法校正的估计轨迹，如图 3-2 所示。

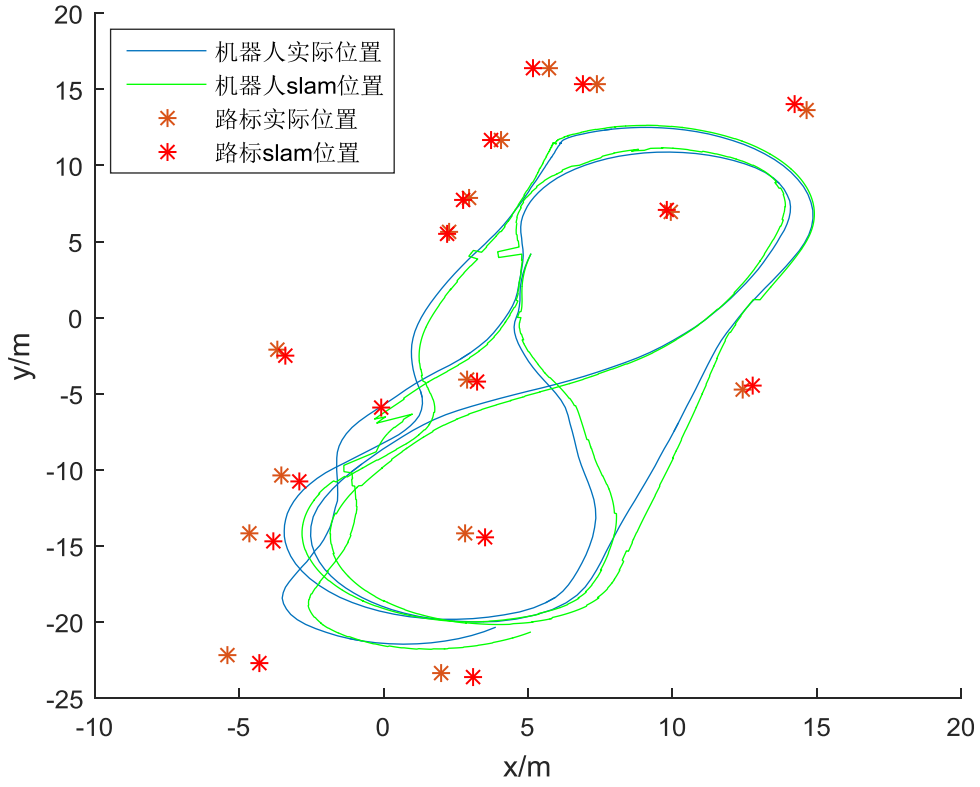


图 3-2 Matlab 仿真 EKF_SLAM

如图 3-2 所示，机器人在 EKF_SLAM 过程中的实际位置和估计位置之间有一定的偏差，表面机器人的里程计数据存在一定噪声。如图 3-3 所示，为机器人位置 x 轴和 y 轴的误差，可以看出在机器人转弯时，机器人通过 EKF_SLAM 估计的位置误差逐渐增大，在直线前进过程中，EKF_SLAM 对机器人位置估计的比较准确。

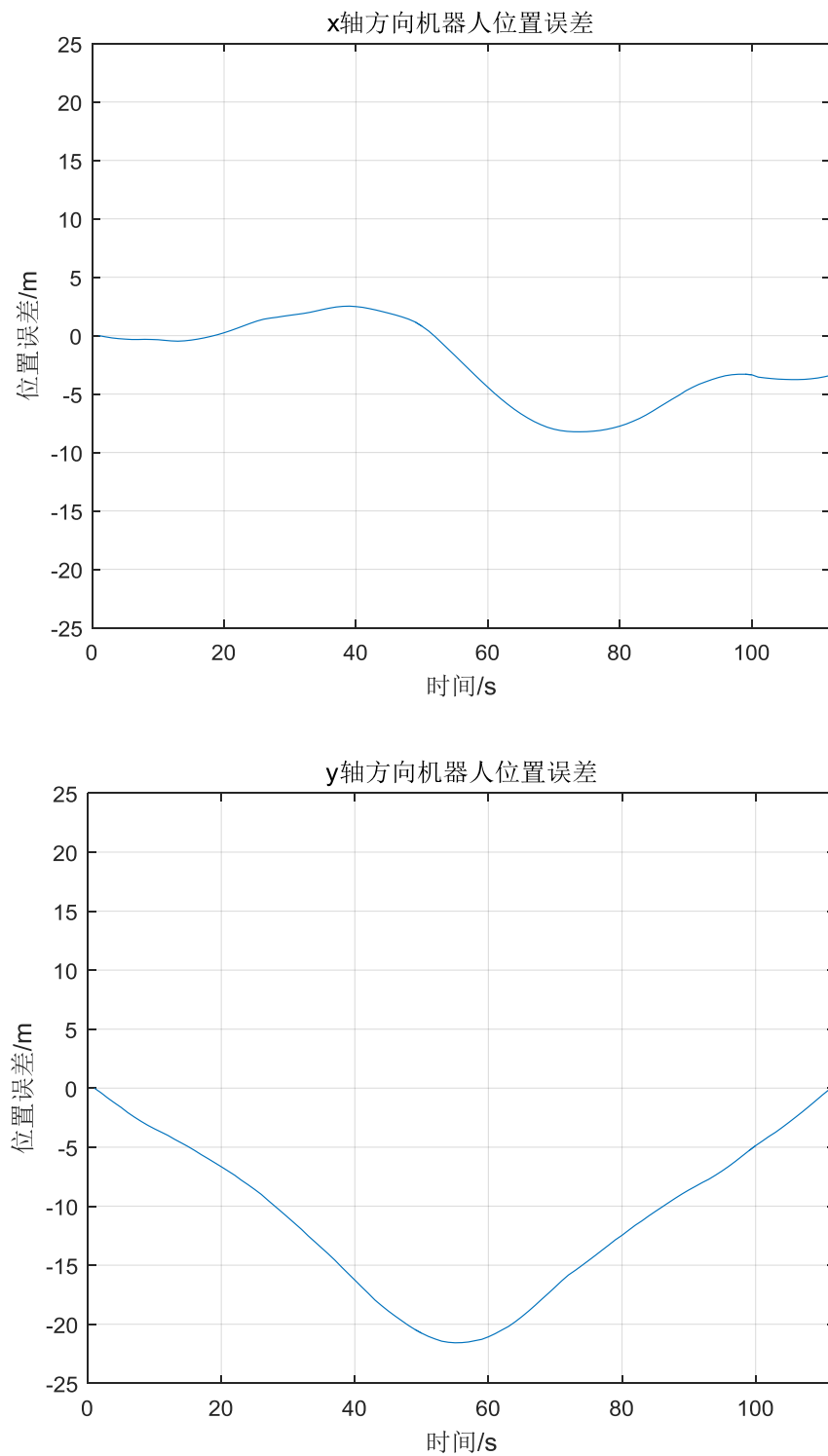


图 3-3 机器人位置误差

如图 3-4 所示，为路标位置 x 轴和 y 轴的误差，从路标的均方根误差可以看出，机器人直线前进时，对路标的估计比较准确，在转弯时路标估计出现偏

差较大。

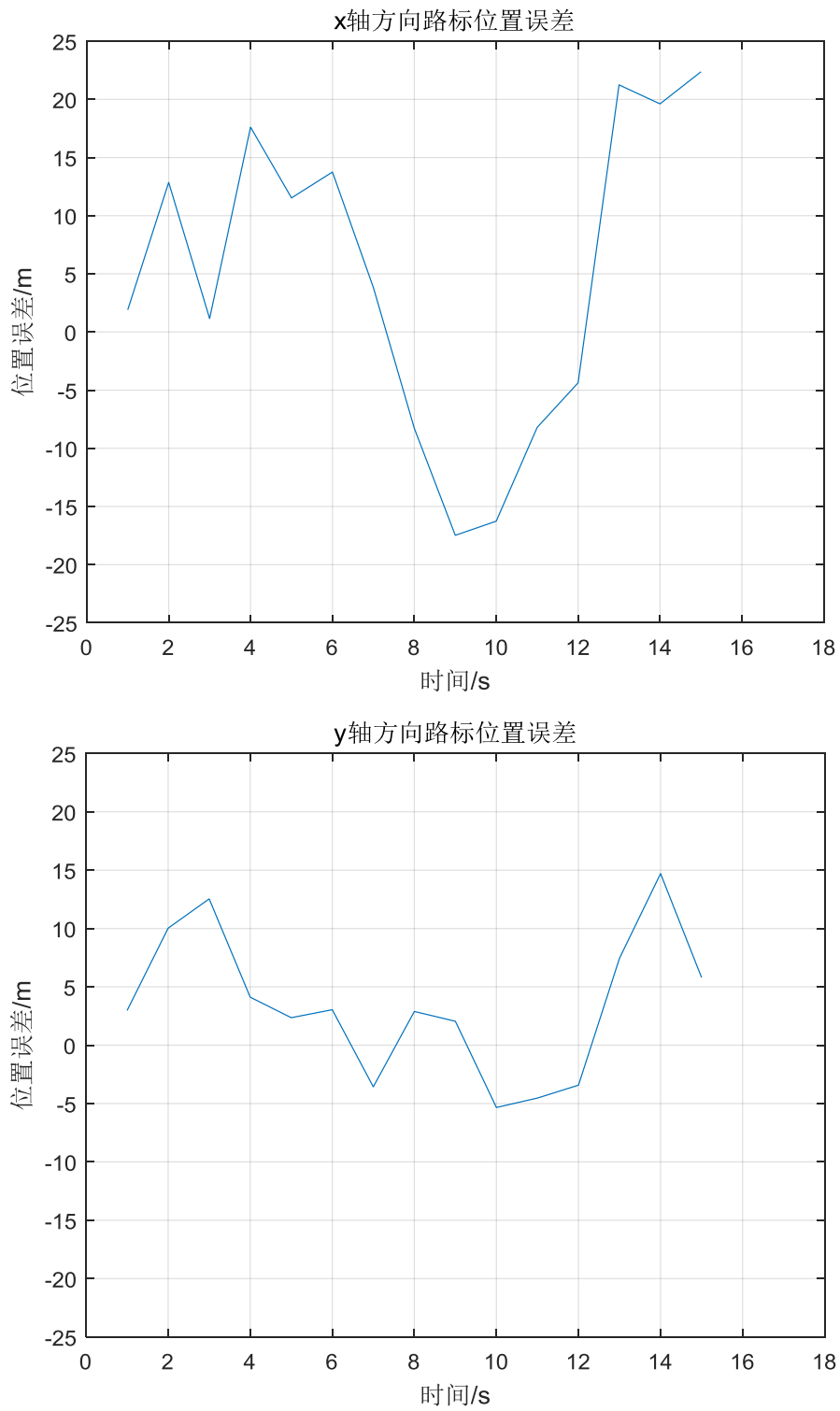


图 3-4 路标位置误差

EKF_SLAM 的第一个限制是算法的一致性。估计的不一致性是 EKF 对非

线性系统线性化的结果。由于 SLAM 任务会使线性化误差累积, 所以 EKF 最终会导致不一致的地图估计。对于 EKF-SLAM 估计的不一致性问题。

EKF-SLAM 的第二个限制是数据关联, 正确的数据关联是 EKF-SLAM 的关键, 错误的数据关联将会导致错误的地图创建以致任务失败。数据关联问题本质上是由 EKF 方法的高斯噪声假设造成的。实际上, 观测噪声的独立高斯假设有一个重要制约。例如, 考虑包含两个不可区分路标的环境, 通过传感器对特征的观测会使机器人位姿产生一个多模分布, 这就违背了高斯噪声假设。

EKF-SLAM 的第三个限制是计算成本高。EKF 的计算复杂度为 $O(n^2)$, 其中 n 正比于地图规模。因此, 应用 EKF 方法建立小规模地图比建立大规模地图效率高。

虽然 EKF-SLAM 有以上三个主要缺陷, 但仍然是最早的应用在 SLAM 中的滤波器模型, 对基于概率的 SLAM 有重要的指导意义。

3.3 基于 RBPF(Rao-Blackwellized Particle Filter)的 SLAM 算法

对于基于 EKF 的 SLAM 算法, 实际上是通过泰勒级数展开, 将非线性过程线性化, 对于弱非线性系统, 线性化以后的误差还可以接受。但在实际应用中, 噪声的概率分布函数往往是单边分布或者多峰值分布, 当系统属于强非线性系统时, 采用线性化带来误差较大甚至可能造成系统发散。粒子滤波利用一系列带权值的空间随机采样的粒子来逼近后验概率密度函数, 是一种基于 Monte Carlo 的贝叶斯估计方法, 因此它就独立于系统的模型, 不受线性化误差或高斯噪声假定的限制, 既可以解决 EKF 因线性化带来的误差, 也可以避免 UKF 因非高斯的 PDF 导致的误差, 适用于任何环境下的任何状态和量测模型。

3.3.1 PF 原理

粒子滤波算法的核心思想便是利用一系列随机样本的加权和表示后验概率密度, 通过求和来近似积分操作。粒子滤波器是卡尔曼滤波器的一般化方法, 卡尔曼滤波是建立在线性化状态方程和高斯白噪声的基础上, 粒子滤波器的状态空间模型可以是非线性, 且噪声分布可以任何形式。

粒子滤波器通过含有噪声的观测值估计出动态系统的内部状态, 这需要两个模型, 系统模型和观测模型, 系统模型描述系统随时间的变化, 观测模型描述每个状态下的观测噪声。每次得到一个新的观测值都需要通过递归滤波器对系统进行一次估计, 递归滤波器包含两个步骤:

(1) 预测

利用系统模型，由前一个状态预测下一个状态的概率密度函数，利用查普曼-科尔莫戈罗夫等式(Chapman-Kolmogorov equation)，可以由状态转移函数与时间 $k-1$ 的概率密度函数 $p(x_{k-1} | y_{1:k-1})$ 计算出 k 时刻的先验概率 $p(x_k | y_{1:k-1})$ ：

$$\begin{aligned} p(x_k | y_{1:k-1}) &= \int p(x_k, x_{k-1} | y_{1:k-1}) dx_{k-1} \\ &= \int p(x_k | x_{k-1}, y_{1:k-1}) p(x_{k-1} | y_{1:k-1}) dx_{k-1} \\ &= \int p(x_k | x_{k-1}) p(x_{k-1} | y_{1:k-1}) dx_{k-1} \end{aligned} \quad (3-2)$$

式(3-2)中，假设状态转移模型符合一阶马尔科夫过程， k 时刻的状态只由 $k-1$ 时刻决定，因此 $p(x_k | x_{k-1}, y_{1:k-1}) = p(x_k | x_{k-1})$ ， $p(x_k | x_{k-1})$ 是由状态转移函数 $x_k = f_k(x_{k-1}, v_{k-1})$ 决定。

(2) 更新

利用最新的观测值，修改预测出的概率密度函数。在 k 时刻得到观测值 y_k ，根据贝式定理，由先验概率 $p(x_k | y_{1:k-1})$ 得到后验概率 $p(x_k | y_{1:k})$ ，如下式(3-3)所示：

$$p(x_k | y_{1:k}) = \frac{p(y_k | x_k) p(x_k | y_{1:k-1})}{p(y_k | y_{1:k-1})} \quad (3-3)$$

其中归一化常数为：

$$p(y_k | y_{1:k-1}) = \int p(y_k | x_k) p(x_k | y_{1:k-1}) dx_k \quad (3-4)$$

其中似然函数 $p(y_k | x_k)$ 由观测函数 $y_k = h_k(x_k, n_k)$ 决定。

上述的预测和更新的递归关系，在实际应用非线性、非高斯系统中需要利用蒙特卡罗方法近似求解。

在序列重要性采样(Sequential Importance Sampling, SIS)中，将后验概率 $p(x_k | y_{1:k})$ 用 N 个随机采样的样本(即粒子)与各自权重表示为 $\{x_k^{(i)}, w_k^{(i)}\}_{i=1}^N$ ，其中 $w_k^{(i)}$ 表示每个粒子的权重，权重必须满足 $\sum_{i=1}^N w_k^{(i)} = 1$ 。

序列重要性采样是将重要性采样递归执行的一种方法，例如函数 f 的期望可以用加权平均来近似，如下式(3-5)所示：

$$\int f(x_k) p(x_k | y_{1:k}) dx_k \approx \sum_{i=1}^N w_k^{(i)} f(x_k^{(i)}) = 1 \quad (3-5)$$

在每次递归过程中，由前一次采样的权重计算下一次采样的权重，假设重

要性密度函数 $q(x)$ ，采样过程可表示为 $x^{(i)} \sim q(x)$ ， $i=1, \dots, N$ 。若 k 时刻，从重要性密度函数 $q(x_k | y_{1:k})$ 抽取样本 $x_k^{(i)}$ ，则权重可表示为式(3-6)：

$$w_k^{(i)} \propto \frac{p(x_k^{(i)} | y_{1:k})}{q(x_k^{(i)} | y_{1:k})} \quad (3-6)$$

重要性密度函数可分解为：

$$q(x_k | y_{1:k}) = q(x_k | x_{k-1}, y_{1:k}) q(x_{k-1} | y_{1:k-1}) \quad (3-7)$$

再将后验概率表示为式为：

$$\begin{aligned} p(x_k | y_{1:k}) &= \frac{p(y_k | x_k, y_{1:k-1}) p(x_k | y_{1:k-1})}{p(y_k | y_{1:k-1})} \\ &= \frac{p(y_k | x_k, y_{1:k-1}) p(x_k | x_{k-1}, y_{1:k-1}) p(x_{k-1} | y_{1:k-1})}{p(y_k | y_{1:k-1})} \\ &= \frac{p(y_k | x_k) p(x_k | x_{k-1}) p(x_{k-1} | y_{1:k-1})}{p(y_k | y_{1:k-1})} \\ &\propto p(y_k | x_k) p(x_k | x_{k-1}) p(x_{k-1} | y_{1:k-1}) \end{aligned} \quad (3-8)$$

权重的递归式可表示为：

$$w_k^{(i)} \propto \frac{p(y_k | x_k^{(i)}) p(x_k^{(i)} | x_{k-1}^{(i)}) p(x_{k-1}^{(i)} | y_{1:k-1})}{q(x_k^{(i)} | x_{k-1}^{(i)}, y_{1:k}) q(x_{k-1}^{(i)} | y_{1:k-1})} = w_{k-1}^{(i)} \frac{p(y_k | x_k^{(i)}) p(x_k^{(i)} | x_{k-1}^{(i)})}{q(x_k^{(i)} | x_{k-1}^{(i)}, y_{1:k})} \quad (3-9)$$

SIS 在经历过几次递归后，很多小权重粒子可以忽略不计，只剩下权重比较大的粒子，这样就会浪费大量的计算量在可以忽略不计的小权重粒子，降低估计性能。在递归过程中，权重的变换只会越来越大，因此退化问题不可避免。为了评估退化问题，定义有效粒子数为：

$$N_{eff} = \frac{1}{\sum_{i=1}^N (w_k^{(i)})^2} \quad (3-10)$$

在 SIS 过程中，若有效粒子数小于某一个阈值，对粒子进行重采样，避免退化问题。重采样的意义是去除权重小的粒子，专注权重大的粒子。进行重采样时，要从现在的粒子分布取样，产生一组新的粒子 $\{x_k^{(i)*}\}_{i=1}^N$ ，产生的新样本是独立同分布，权重重新设置为 $w_k^{(i)} = 1/N$ 。

3.3.2 基于 PF 的 SLAM 算法研究

在上一节 EKF_SLAM 分析中，可以看出 EKF 计算量巨大，计算复杂度为 $O(K^2)$ ，其中 K 表示路标的个数，无法适应大环境地图的构建，同时由于卡尔曼滤波器主要针对线性系统设计，所以对非线性非高斯噪声系统适应性较差。

Doucet 和 Murphy 等人提出的基于 RAO-Blackwellized 的粒子滤波器解决了标准粒子滤波无法应用在高维的问题，当粒子滤波器选用 N 个粒子时，算法复杂度 $O(N \log K)$ ，同时提高了 SLAM 在大范围使用的可能性。Grisetti 在提出的基于 RBPF 的栅格地图改进方法，即目前最常用的二维激光雷达 SLAM 算法 Gmapping。本节主要介绍基于 RBPF 的 Gmapping 算法原理及实验。

SLAM 的核心思想是根据其观测值和其里程计测量信息去估计联合后验概率密度函数，其中观测量指地图中的点，里程计测量值表示机器人的轨迹。可以得出轨迹机器人的轨迹和地图需要同时计算出来，这样的计算复杂度高且不容易收敛。而 RBPF 算法利用式(3-11)对联合概率密度函数进行分解。

$$p(x_{1:k}, m | z_{1:k}, u_{0:k}) = p(m | x_{1:k}, z_{1:k}) p(x_{1:k} | z_{1:k}, u_{0:k}) \quad (3-11)$$

因此 RBPF 可以先估计机器人认的轨迹而后再去根据已知轨迹计算地图。由地图的概率密度函数可知地图依赖机器人的准确位姿。

上一节中介绍的 SIR 算法需要新的观测值到达时从头评估粒子的权重。当轨迹的长度随着时间的推移增加时，计算的复杂度将会越来越高。因此 Doucet 通过对式(3-12)限制重要性概率密度函数来获得递归公式去计算重要性权重。

$$\pi(x_{1:k} | z_{1:k}, u_{1:k-1}) = \pi(x_k | x_{1:k-1}, z_{1:k}, u_{1:k-1}) \pi(x_{1:k-1} | z_{1:k-1}, u_{1:k-2}) \quad (3-12)$$

根据(3-12)式可得权重的计算公式：

$$\begin{aligned} w_k^{(i)} &= \frac{p(x_{1:k}^{(i)} | z_{1:k}, u_{1:k-1})}{\pi(x_{1:k}^{(i)} | z_{1:k}, u_{1:k-1})} \\ &= \frac{p(x_{1:k}^{(i)} | z_{1:k}, u_{1:k-1})}{\pi(x_t | x_{1:t-1}, z_{1:t}, u_{1:t-1})} w_{k-1}^{(i)} \end{aligned} \quad (3-13)$$

Gmapping 是 2007 年发布在 ROS 中的 SLAM 软件包，是目前使用最广泛的 SLAM 软件包。Gmapping 应用改进的自适应 RBPF 算法来进行实时定位与建图，可应用于室内和室外环境。Doucet 等学者基于 RBPF 算法提出了改进重要性概率密度函数并且增加了自适应重采样技术。如上一节所述，为了获得下一代步骤的粒子采样需要在预测阶段从重要性概率密度函数中抽取样本。显然，重要性概率密度函数越接近目标分布，滤波器的效果越好。

典型的粒子滤波器应用里程计运动模型作为重要性概率密度函数。这种运动模型的计算非常简单，并且权值根据观测模型即可算出。然而，这种模型并不是最理想的。当机器人装备激光雷达(如 SICK, Hokuyo 等)时，激光测得的数据比里程计精确的多，因此使用观测模型作为重要性概率密度函数将要准确的多。如图 3-5 所示观测模型的分布明显小于运动模型的分布。由于观测模型的分布区域很小，样本处在观测的分布的几率很小，在保证充分覆盖观测的分

布情况下所需要的粒子数就会变得很多，这将会导致需要大量的样本来充分覆盖分布的区域。

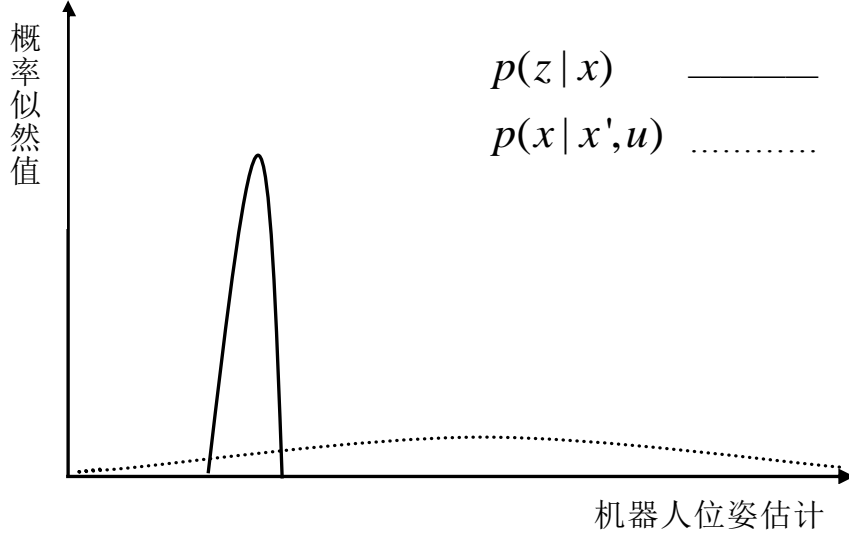


图 3-5 观测模型和运动模型分布

为了克服这个问题，在生成下一次采样时将最近的观测考虑进去，通过将观测量整合到概率分布中，可以将抽样集中在观测似然有意义的区域。Doucet 提出了最优重要性概率密度函数，(3-14)式为粒子权重的最优分布。

$$p(x_k | m_{k-1}^{(i)}, x_{k-1}^{(i)}, z_k, u_{k-1}) = \frac{p(z_k | m_{k-1}^{(i)}, x_k) p(x_k | x_{k-1}^{(i)}, u_{k-1})}{p(z_k | m_{k-1}^{(i)}, x_{k-1}^{(i)}, u_{k-1})} \quad (3-14)$$

改进 RBPF 后，Gmapping 的执行过程：

- (1) 根据运动模型对机器人下一时刻位姿进行预测，得到预测状态并对其采样，
- (2) 通过(3-14)式对各粒子权重进行计算，之后进行重采样，根据粒子权重重新分布粒子，作为下次预测输入，
- (3) 最后根据粒子的轨迹计算地图的后验概率。

该算法将最近的里程计信息与观测信息同时并入重要性概率密度函数中，使用匹配扫描过程来确定观测似然函数的分布区域，把采样的重点集中在可能性更高的区域。当由于观察不佳或者当前扫描与先前计算的地图重叠区域太小而失败时，将会用里程计运动模型作为重要性概率密度函数。

3.3.3 Gmapping 实验及分析

在 ROS 中利用 Stage 仿真器搭建仿真环境如图 3-6 所示：

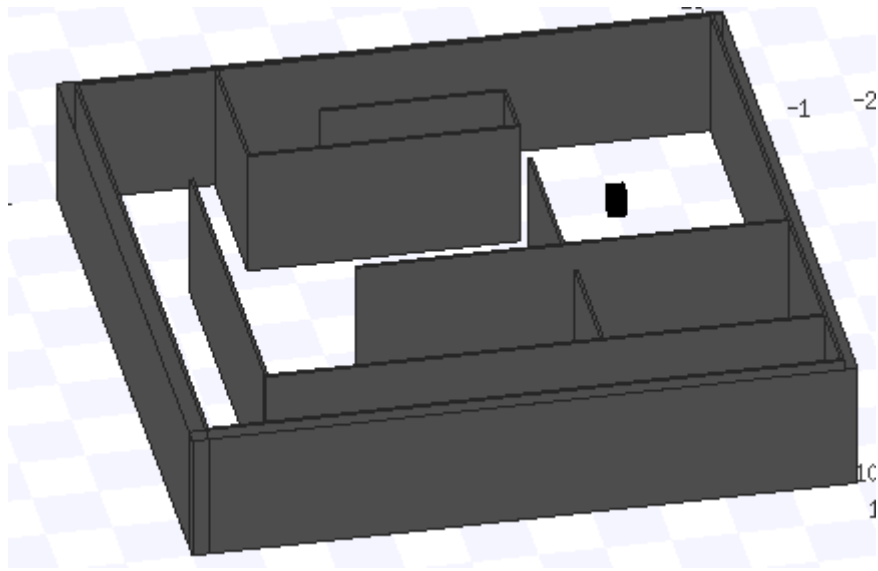


图 3-6 Stage 仿真环境

在 Stage 仿真环境中通过 Turtlebot 机器人搭载激光雷达传感器对仿真环境的二维地图进行构建。如图 3-7 所示为 Gmapping 算法构建的仿真环境二维地图。

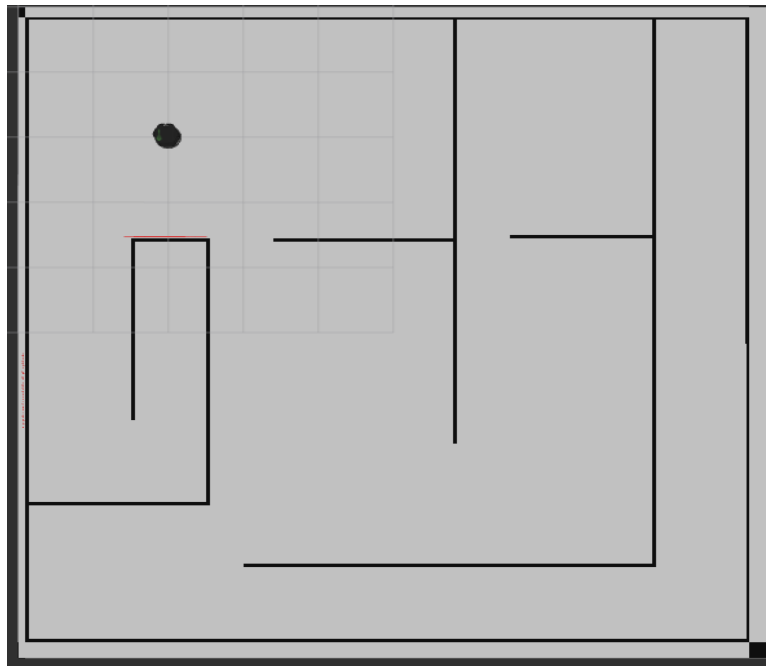


图 3-7 二维环境地图

通过仿真可以验证 Gmapping 算法可以准确的构建环境二维地图。

3.4 基于扫描匹配的 Hector_SLAM 算法研究

近年来, SLAM 技术得到越来越的发展和应用。不仅在扫地机器人, 在灾难救援中也得到广泛的应用。但是由于 Gmapping 强烈依赖里程计信息获得初始位姿, 所以在地形不平的颠簸路面, Gmapping 算法就会失效。随着高扫描频率激光传感器的出现, 基于扫描匹配的 SLAM 算法在各类环境下体现出极高的适应性, 近年来也得到越来越多的应用。区别于前面介绍的两种基于概率的 SLAM 算法, 基于优化的 SLAM 方法利用激光雷达数据直观简单, 数据采集稳定噪音小的特点, 逐渐成为新的研究方向和热点, 并且已经证明在某些应用场景优于基于 RAO-Blackwellized 的粒子滤波 SLAM 算法。

基于激光雷达的扫描匹配算法大致可以分为四种:

- (1) 经典方法: 例如卡尔曼滤波
- (2) 迭代、梯度下降方法: 例如 ICP、NDT、Hector_SLAM
- (3) 粒子滤波方法: 例如 FastSLAM
- (4) 概率栅格方法: 例如 CSM、Karto_SLAM

本节主要介绍第二种迭代和梯度下降方法的扫描匹配算法, 区别 ICP 帧到帧(scan to scan)的局部扫描匹配, Hector_SLAM 利用高扫描频率的激光雷达实现帧到地图(scan to map)的全局扫描匹配, 相比与帧到帧(scan to scan)的局部扫描匹配, 利用当前帧到现有地图的匹配可以获得机器人在现有地图中的最佳的位置, 减小了帧到帧(scan to scan)的累计误差, 在实际应用中体现出更好的鲁棒性。

3.4.1 Hector_SLAM 算法原理

基于优化思想的 SLAM 算法, 前端采用扫描匹配获得机器人在全局地图中的位姿, 后端通过位姿优化进行回环检测, 而 Hector_SLAM 采用基于优化思想的前端, 没有图优化思想的后端回环检测。所以 Hector_SLAM 要求远距离, 高分辨率的激光雷达, 才能保持很高的精度, 同时由于在很多灾难救援场景下无法实现全局回环, 所以 Hector_SLAM 这种对硬件运算能力要求低, 实时性好的算法有很好的应用意义。

Hector_SLAM 算法依赖于高分辨率、高扫描频率的激光传感器, 忽略了里程计信息。因为 Hector_SLAM 算法进行三维运动估计时是基于二维平面的定位信息, 所以它可以很容易扩展为普通的平面 SLAM 算法。

该算法假设地图模型为栅格地图, 同时通过扫描匹配进行定位。在初始化阶段, 激光传感器的第一帧数据直接进行构图, 接下来的传感器数据与地图进

行匹配，通过匹配推导出机器人最优位姿 x_t 。利用高斯-牛顿梯度法进行最优解的搜索求解，如下式(3-15)所示：

$$x_t^* = \arg \min_{x_t} \sum_{i=1}^n [1 - M(S_i(x_t))]^2 \quad (3-15)$$

其中， $S_i(x_t)$ 表示激光传感器端点坐标 $s_i = (s_{i,x}, s_{i,y})^T$ 在全局坐标系下的坐标，如下式(3-16)所示：

$$S_i(x_t) = \begin{pmatrix} \cos \theta & -\sin \theta \\ \sin \theta & \cos \theta \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} s_{i,x} \\ s_{i,y} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} \quad (3-16)$$

$M(S_i(x_t))$ 表示坐标为 $S_i(x_t)$ 的栅格地图值，根据高斯-牛顿梯度法思想，给一个初始估计 \bar{x}_t ，需根据式(3-17)来估计 Δx_t 。

$$\sum_{i=1}^n [1 - M(S_i(\bar{x}_t + \Delta x_t))]^2 \rightarrow \min \quad (3-17)$$

对式(3-17)中的 $M(S_i(\bar{x}_t + \Delta x_t))$ 进行一阶泰勒展开并对 Δx_t 求偏导可得下式(3-18)：

$$\begin{aligned} & \nabla_{x_t} \sum_{i=1}^n [1 - M(S_i(\bar{x}_t + \Delta x_t))]^2 \\ & \stackrel{Taylor}{\approx} \nabla_{x_t} \sum_{i=1}^n [1 - M(S_i(\bar{x}_t)) - \nabla M(S_i(\bar{x}_t)) \cdot \frac{\partial S_i(\bar{x}_t)}{\partial x_t} \cdot \Delta x_t]^2 \\ & = 2 \cdot \sum_{i=1}^n [\nabla M(S_i(\bar{x}_t)) \cdot \frac{\partial S_i(\bar{x}_t)}{\partial x_t}]^T [1 - M(S_i(\bar{x}_t)) - \nabla M(S_i(\bar{x}_t)) \cdot \frac{\partial S_i(\bar{x}_t)}{\partial x_t} \cdot \Delta x_t] \end{aligned} \quad (3-18)$$

令式(3-18)取得 0 值可推出式(3-17)的解，如下式(3-19)所示：

$$\Delta x_t = H^{-1} \sum_{i=1}^n [\nabla M(S_i(\bar{x}_t)) \cdot \frac{\partial S_i(\bar{x}_t)}{\partial x_t}]^T [1 - M(S_i(\bar{x}_t))] \quad (3-19)$$

$$\text{其中， } H = [\nabla M(S_i(\bar{x}_t)) \cdot \frac{\partial S_i(\bar{x}_t)}{\partial x_t}]^T [\nabla M(S_i(\bar{x}_t)) \cdot \frac{\partial S_i(\bar{x}_t)}{\partial x_t}]$$

式(3-19)中的 $\nabla M(P_m)$ 代表在全局地图中 P_m 点的梯度，为了计算方便可通过改点周边的四个已知点 P_{00} ， P_{01} ， P_{10} ， P_{11} 进行双线性过滤得出估计值，如图 3-6 所示。在 x 轴和 y 轴进行双线性滤波，可得下式(3-20)：

$$\begin{aligned} M(P_m) \approx & \frac{y - y_0}{y_1 - y_0} \left(\frac{x - x_0}{x_1 - x_0} M(P_{11}) + \frac{x_1 - x}{x_1 - x_0} M(P_{01}) \right) \\ & + \frac{y_1 - y}{y_1 - y_0} \left(\frac{x - x_0}{x_1 - x_0} M(P_{10}) + \frac{x_1 - x}{x_1 - x_0} M(P_{00}) \right) \end{aligned} \quad (3-20)$$

将式(3-20)中的 $M(P_m)$ 分别对 x 轴和 y 轴求偏导可得式(3-21)，如图 3-8 所

示，大大的降低了算法的计算量。

$$\begin{cases} \frac{\partial M}{\partial x}(P_m) \approx \frac{y-y_0}{y_1-y_0}(M(P_{11})-M(P_{01})) + \frac{y_1-y}{y_1-y_0}(M(P_{10})-M(P_{00})) \\ \frac{\partial M}{\partial y}(P_m) \approx \frac{x-x_0}{x_1-x_0}(M(P_{11})-M(P_{01})) + \frac{x_1-x}{x_1-x_0}(M(P_{10})-M(P_{00})) \end{cases} \quad (3-21)$$

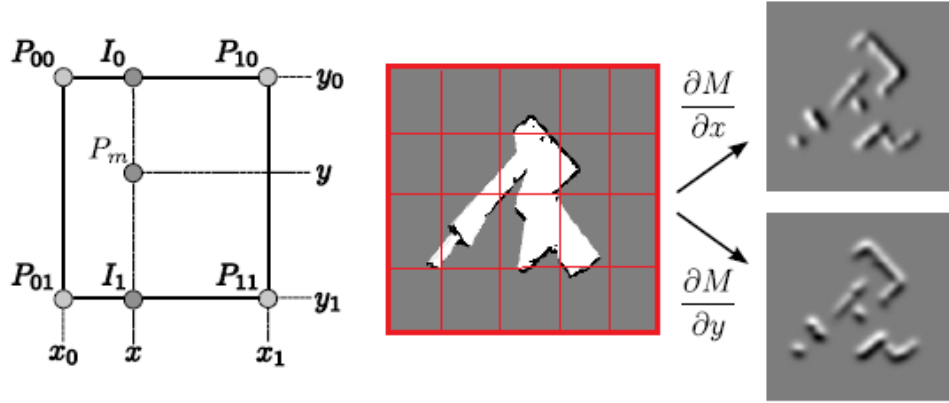


图 3-8 地图梯度值的估计

通过上述步骤可求得 x_t 的最优估计，为了加快式(3-15)的收敛速度，并且防止由于初始估计 \bar{x}_t 选取不合理造成高斯-牛顿算法陷入局部最优解的弊端。借鉴图像金字塔的思想，将扫描匹配得到的地图存储于多个图层中，将图层按栅格精度由小到大排列。当进行爬山算法搜索时，从栅格精度最低的开始搜索，得到最优解，并将该最优解作为上一层精度栅格地图的初始估计，逐层进行爬山搜索。同时为了计算效率，避过高斯滤波及向下采样的方法，直接利用激光数据生成多幅精度不同的地图。

3.4.2 Hector_SLAM 实验及分析

使用数据集对 Hector_SLAM 进行仿真，Hector_SLAM 可以得到上一节中 Gmapping 算法同样的建图效果，并且 Hector_SLAM 通过激光雷达的扫描匹配可以输出机器人的行进轨迹，相比于 Gmapping，Hector_SLAM 利用激光雷达扫描匹配实现机器人的相对定位，不需要里程计信息。并且在计算量上 Hector_SLAM 相对更有优势，可以满足在计算机性能相对较低的情况下运行，如图 3-9 所示为 Hector_SLAM 利用数据集进行仿真得到的二维地图以及机器人轨迹：

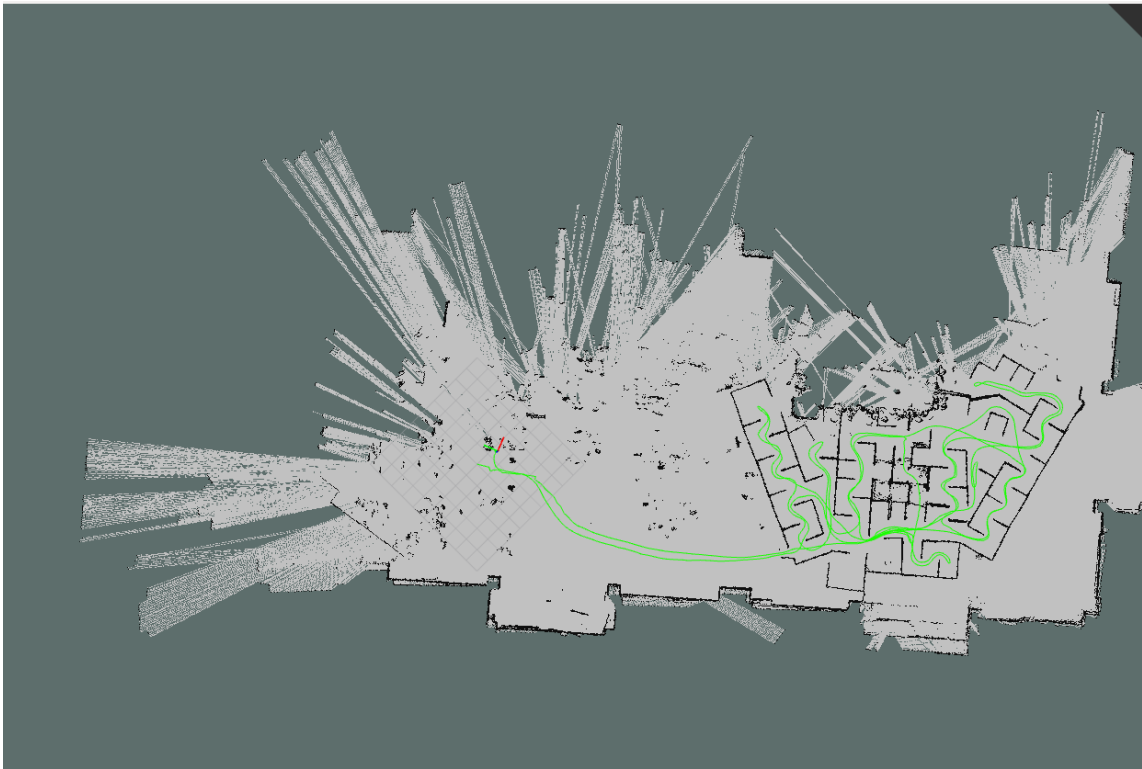


图 3-9 Hector_SLAM 仿真

3.5 本章小结

本章详细分析了 EKF_SLAM、Gmapping 以及 Hector_SLAM 算法的原理和部分公式推导，通过仿真对比三种 SLAM 算法可以得到，基于概率的 SLAM 算法包括 EKF_SLAM 和 Gmapping 都有计算量大的问题，EKF_SLAM 由于路标的增多，迭代量会随着地图的增大而增大，无法适用于大范围环境地图构建。Gmapping 为了保证建立地图的准确性，需要粒子数较多，对计算机性能有一定要求。相比之下，Hector_SLAM 在计算量上有一定优势，同时在里程计信息失效的情况下，Hector_SLAM 表现更好，但只通过高扫描频率的激光雷达进行建图与定位，没有后端闭环检测，但在大范围环境下建图时容易造成地图失真。

第 4 章 移动机器人路径规划算法研究

4.1 引言

上一章介绍了通过单线激光雷达实现室内二维地图的构建，为了实现移动机器人在室内到指定目标点的自主导航，本章介绍移动机器人基于已知地图的路径规划。所谓路径规划，指机器人通过某些准则，如行走路线最短、行走时间最短等，避开障碍物规划出到目标点的最优路径。路径规划算法分类如图 4-1 所示：

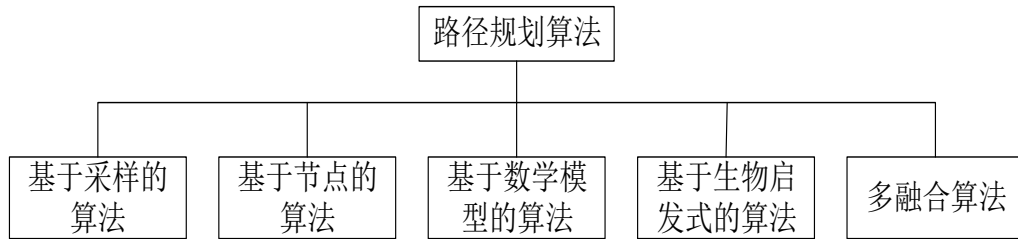


图 4-1 路径规划分类

为了实现基于已知地图的路径规划，可以将路径规划分为全局路径规划和局部路径规划。全局路径部分，本章重点介绍基于节点方法的路径规划算法中的 A*算法，局部路径规划采用比较常用的 DWA (dynamic window approach) 算法,通过全局路径规划和局部路径规划实现移动机器人到指定目标点的最优路线规划以及在行进到指定目标点的过程中实现避障功能。

4.2 全局路径规划算法研究

本课题中机器人全局路径规划是指基于已知栅格地图的路径规划，理由代价函数在已知地图中为机器人选取一条到达指定目标点的安全路径。Dijkstra 算法是由荷兰科学家 Edsger Wybe Dijkstra 于 1956 年提出的，Dijkstra 算法使用了广度优先搜索解决赋权有向图的单源最短路径问题。该算法存在很多变体，Dijkstra 算法的原始版本是找到两个顶点之间的最短路径，但是更常见的变体固定了一个顶点作为源节点然后找到该顶点到图中所有其它节点的最短路径，产生一个最短路径树。

Dijkstra 算法基本思想是假设栅格中的每个点都有一对标号 (d_j, p_j) ，其中 d_j 表示从起源点 s 到点 j 的最短路径的长度， p_j 表示从点 s 到点 j 的最短路径中

j 点的前一点。

Dijkstra 算法求解过程如下：

- (1) 初始化：起源点 s 设置为 $d_s = 0$ ， p_s 为空，并标记起源点 s ，记 $k = s$ ，其它所有点设为未标记点。
- (2) 检验从所有已标记的点 k 到其直接连接的未标记的点 j 的距离，并设置 $d_j = \min[d_j, d_k + l_{kj}]$ 。其中， l_{kj} 为从点 k 到 j 的直接连接距离。
- (3) 选取下一个点：从所有未标记的节点中，选取 d_j 中最小的一个 i ， $d_i = \min d_j$ ，点 i 就是被选为最短路径中的一点，并设为已标记的点。
- (4) 检查是否所有点都已标记，如果都被标记，则算法退出，否则重复步骤(2)、(3)。

经典 Dijkstra 算法的时间复杂度为 $O(n^2)$ ，随着顶点数量的增加，循环次数也会急剧上升，效率会大幅度下降。该算法在求解过程中会产生大量的临时路径，占用大量内存空间。

最佳优先搜索(BFS)算法按照 Dijkstra 算法类似的流程运行，不同的是它能够评估(称为启发式的)任意结点到目标点的代价。与选择离初始结点最近的结点不同的是，它选择离目标最近的结点。BFS 不能保证找到一条最短路径。然而，它比 Dijkstra 算法快的多，因为它用了一个启发式函数快速地导向目标结点。

A*算法综合了 BFS 和 Dijkstra 算法的优点：在进行启发式搜索提高算法效率的同时，可以基于评估函数保证找到一条最优路径。

A*算法运行流程如下图 4-2 所示，其中 G 表示从起点 A 移动到指定方格的移动代价，沿着到达该方格而生成路径； H 表示从指定的方格移动到终点 B 的估算成本。

通过 Matlab 对 Dijkstra 和 A*算法进行仿真，算法仿真流程如下：

- (1) 首先创建地图，将地图分为 10×10 的网格，绿色为起始点，黄色为目标点，黑色为障碍物。
- (2) 以绿色方框为中心搜索上下左右四个框里离目标点最近的框，已搜索过的地方表为红色，下次搜索的中心表为蓝色。
- (3) 如此一直搜索将达到黄色区域。
- (4) 最短的那条路径就是我们需要找的解。

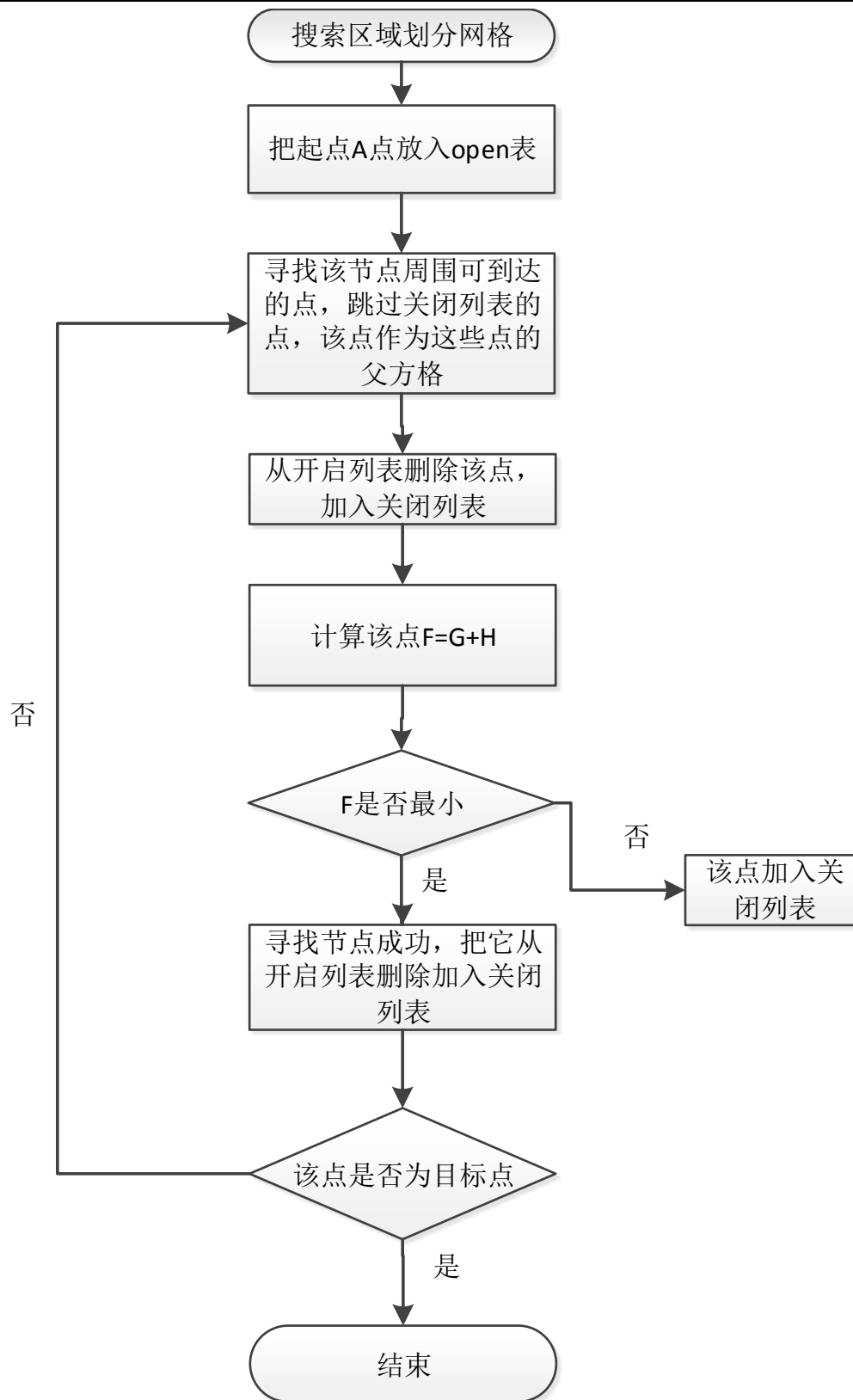


图 4-2 A*算法流程图

如图 4-3 为 Dijkstra 算法的搜索范围及最终得出的路径规划，如图 4-4 为 A*算法的搜索范围及路径规划。很明显，采用启发式函数的 A*算法相比于 Dijkstra 算法搜索范围更小，搜索速度更快。因此本课题选用 A*算法作为全局路径规划算法。

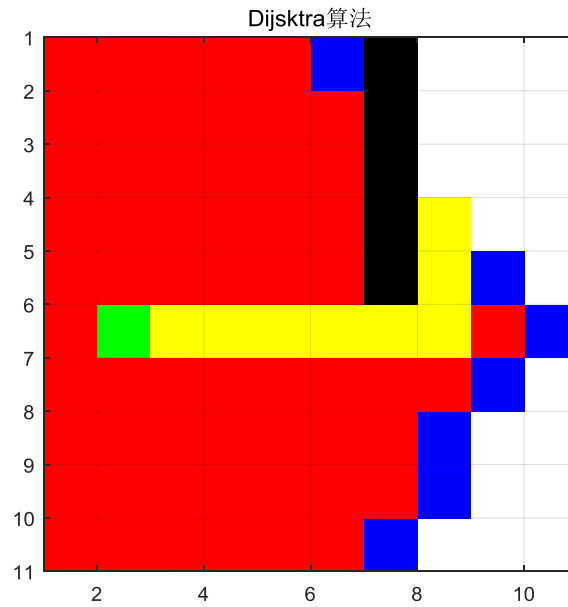


图 4-3 Dijkstra 算法仿真图

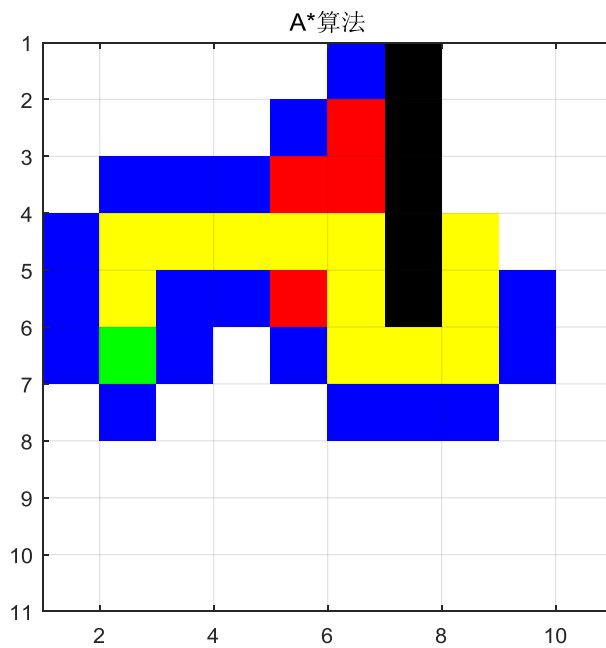


图 4-4 A*算法仿真图

4.3 局部路径规划算法研究

通过上一节介绍的全局路径规划算法，在第三章构建的栅格地图基础上得到机器人到指定目标点的全局最优路径，在机器人到指定目标点的导航过程中，机器人需要具备自主避障的能力，即局部路径规划的能力。在移动机器人 SLAM 与路径规划系统中，我们选用 DWA(dynamic window approach)作为移动机器人局部路径规划算法，本课题中采用的 DWA 算法和 1997 年 Fox 论文中全向移动机器人运动模型不同，我们假设移动机器人只有前进速度 v 和旋转角速度 w ，这也和我们后面真实实验用到的差速机器人相吻合。

动态窗口法主要是在速度 (v, w) 空间中采样多组速度，并模拟机器人在这些速度下一定时间内的轨迹。在得到多组轨迹后，对这些轨迹进行评价，选取最优的轨迹所对应的速度来驱动机器人运动。计算机器人轨迹时，先考虑两个相邻时刻，在很短的时间内，可以假设机器人运动轨迹为直线，机器人沿前进方向运动的距离即沿机器人坐标系 x 轴方向，投影到世界坐标系 x 轴和 y 轴得到在世界坐标系下机器人相邻两时刻的位移增量。

移动机器人运动模型如图 4-5 所示：

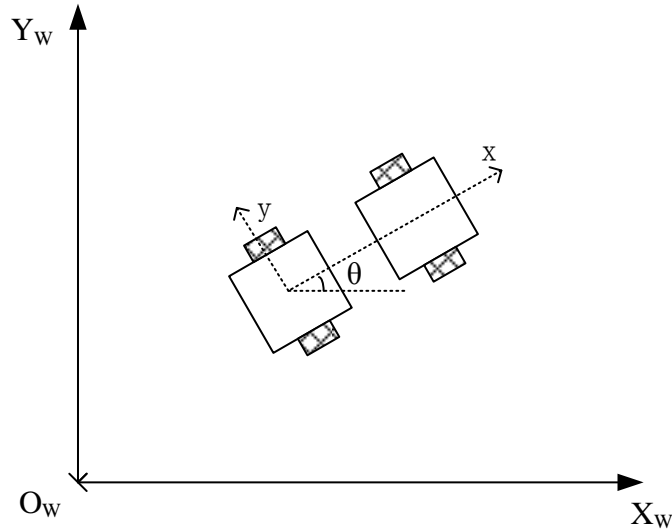


图 4-5 机器人直线运动模型

因为移动机器人 y 轴方向速度为 0，机器人的速度 v 即为机器人坐标系下 x 轴方向速度，由此可得机器人航迹推演公式为：

$$\begin{cases} x = x + v\Delta t \cos(\theta) \\ y = y + v\Delta t \sin(\theta) \\ \theta = \theta + w\Delta t \end{cases} \quad (4-1)$$

根据移动机器人的航迹推演公式，只要知道速度就可以得到机器人一定时间内的运动轨迹，采样多组速度，通过公式推演出每个速度下的机器人轨迹，然后通过评价函数得出最优轨迹，这条最优轨迹对应的速度用来驱动机器人前进。同时在采样速度的同时还要考虑到机器人本身和环境的限制，以下三点为机器人和环境的主要限制因素：

(1) 机器人自身的最大和最小速度的限制，所以采样线速度和角速度应该符合式(4-2)：

$$V_m = \{v \in [v_{\min}, v_{\max}], w \in [w_{\min}, w_{\max}]\} \quad (4-2)$$

(2) 移动机器人受到电机性能影响，存在最大加减速限制，在一定时间内，机器人速度存在一个动态窗口，表示机器人实际能到达的速度：

$$V_d = \{(v, w) | v \in [v_c - \dot{v}_b \Delta t, v_c + \dot{v}_a \Delta t], w \in [w_c - \dot{w}_b \Delta t, w_c + \dot{w}_a \Delta t]\} \quad (4-3)$$

其中， v_c 和 w_c 表示机器人当前线速度和角速度。

(3) 为了使机器人能在检测到的障碍物前停下来，在最大加减速速度范围内，速度有一个范围：

$$V_a = \{(v, w) | v \leq \sqrt{2 \cdot \text{dist}(v, w) \cdot \dot{v}_b}, w \leq \sqrt{2 \cdot \text{dist}(v, w) \cdot \dot{w}_b}\} \quad (4-4)$$

其中， $\text{dist}(v, w)$ 是指 (v, w) 对应的轨迹上距离障碍物最近距离。

机器人实际可以采样的速度为以上三个速度空间的交集：

$$V_r = V_a \cap V_m \cap V_d \quad (4-5)$$

在速度空间采样多组速度后，会出现多条可行轨迹，然后通过采用评价函数对每条轨迹进行评价。在实际应用中没有采用原论文中的评价函数，而是采用 Gerkey 论文中的评价函数：

$$C(t) = \alpha \text{Obs} + \beta G\text{dist} + \gamma P\text{dist} + \delta \frac{1}{\dot{x}^2} \quad (4-6)$$

其中， Obs 表示机器人经过栅格的代价和， $G\text{dist}$ 和 $P\text{dist}$ 分别表示从轨迹末端到目标点的估计距离和最优路径， \dot{x} 表示产生轨迹的速度。

DWA 算法基本思路如下表 4-1 所示：

表 4-1 DWA 算法流程

DWA 算法流程

1. 在机器人控制空间进行速度采样
2. 对每一个采样速度进行向前模拟，得到该采样速度的模拟轨迹
3. 利用评价函数评价每条模拟轨迹
4. 重复上述步骤

4.4 代价地图

在本课题中，代价地图(costmap)是指机器人通过激光雷达信息建立和更新的二维环境地图，如下图 4-6 所示：

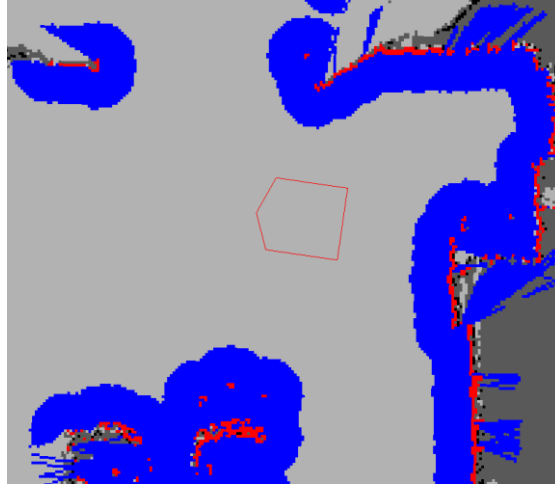


图 4-6 代价地图

图 4-6 中，红色部分表示激光雷达检测到的障碍物，蓝色部分表示根据机器人的内切圆半径对障碍物进行膨胀，机器人中心不能与蓝色部分交叉。尽管代价地图中每个单元中可以有 255 个不同的代价值，它采用的底层机构只能表示三个：占用、空闲、位置。每个状态对应特殊的代价值被分配到代价地图中。代价地图通过 ROS 自动订阅传感器的话题并更新自己，通过传感器将障碍物信息放入代价地图，或者删除代价地图中的障碍物信息，或者两者都有。

4.5 路径规划仿真

通过 ROS 系统 Stage 仿真器搭建仿真环境，如图 4-7 所示：

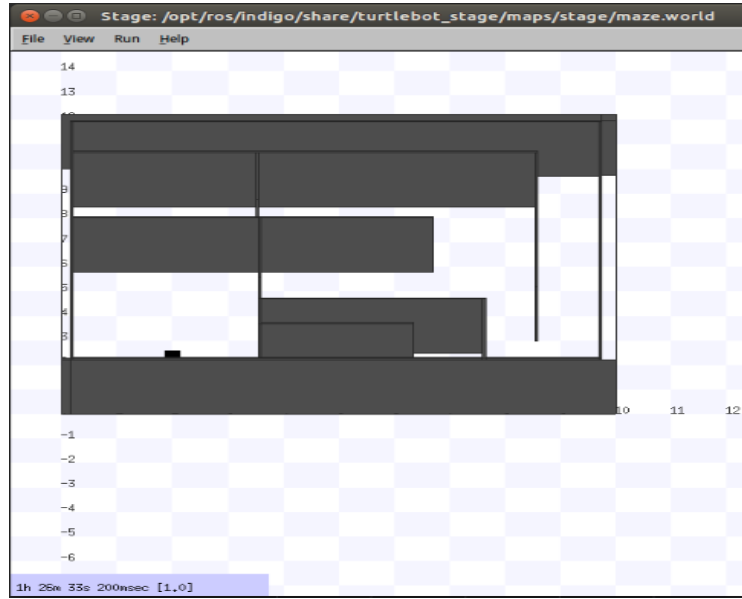


图 4-7 Stage 仿真环境

通过第三章中 SLAM 算法对仿真环境构建二维栅格地图，在 ROS 中进行基于已知地图的路径规划仿真，还需要配置另外两个包：

- (1) move_base：根据参照消息进行路径规划，使机器人到达指定位置
- (2) amcl：根据已有地图进行机器人定位

move_base 使用的四个文件部分主要参数配置过程如表 4-2 所示：

表 4-2 move_base 配置文件与主要参数

配置文件	主要参数
costmap_common_params.yaml	robot_radius:0.18#机器人底盘半径 inflation_radius: 0.3#障碍物膨胀半径
global_costmap_params.yaml	global_frame:/map robot_base_frame:/odom static map:true#仿真时全局地图采用已有地图 rolling_window:false
local_costmap_params.yaml	global_frame:/odom robot_base_frame:/base_footprint static map:false rolling_window:true
base_local_planner_params.yaml	controller_frequency:2.0#控制指令发布频率 x/y/yaw_goal_tolerance:#目标位姿精度，大于地图精度

在已知环境二维地图的基础上，对机器人全局路径规划和局部路径规划进行仿真实验，通过 ROS 中的 Rviz 工具查看仿真结果，如图 4-8 所示：

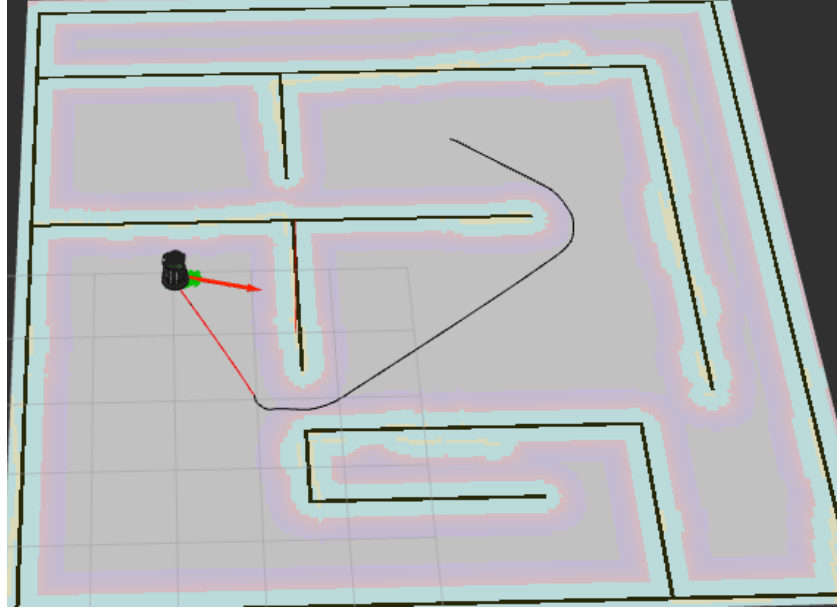


图 4-8 路径规划仿真

图中红色箭头是我们通过 2D Pose Goal 按钮设置的目标点位置及方向，黑色曲线是通过 A*算法规划的全局路径，红色曲线是通过动态窗口法在机器人行进过程中局部路径规划。图 4-7 所示为机器人到达指定目标点。

通过仿真实验可以看出，A*全局路径规划算法和 DWA 局部路径规划算法可以得到平滑稳定的路径规划线路，并且在实际环境中实验时，路径规划的实现程序和仿真中是一致的，这是 ROS 系统的优势。

4.6 本章小结

本章对移动机器人的路径规划算法进行分析和仿真实验。对 Dijkstra 算法和 A*算法进行分析和对比，通过比较分析在本课题中选用 A*算法作为全局路径规划算法，并对局部路径规划算法 DWA 流程进行研究。在 ROS 系统中运用 Stage 仿真器仿真前，介绍了代价地图的概念。然后通过 SLAM 算法的二维地图基础上，进行路径规划的仿真。

通过仿真实验可以得到全局路径 A*算法通过评价函数，结合了 Dijkstra 和 BFS 算法的优点，兼具二者优点，具有最短路径和最快搜索的能力。同时 DWA 局部路径算法通过对机器人速度、加速度和障碍物距离等参数限制，利用动态窗口缩小速度采样空间，实现机器人实时避障。

第 5 章 移动机器人真实环境中实验

5.1 引言

在前面两章分别分析了移动机器人实时定位与建图算法以及路径规划算法，并对 Gmapping 和 Hector_SLAM 进行仿真分析比较，在路径规划算法中对两张全局路径规划算法进行了比较分析，选用本课题的路径规划算法。本章将对移动机器人在室内环境下进行真实实验，并分析实验结果。

5.2 机器人软硬件系统介绍

本课题的研究针对室内移动机器人基于已知地图的导航，为了实现实时定位与建图功能，首先要通过传感器对室内环境进行探测和感知，实现对机器人自身定位和对室内二维地图的构建。然后在已知二维地图的基础上实现到指定目标点的自主导航，基于此需求对机器人系统软硬件进行介绍。

5.2.1 软件平台

机器人操作系统(Robot Operating System,ROS)是一种应用于 Linux 环境中的机器人服务框架^[60]。该系统始创于 2007 年，由斯坦福大学人工智能实验室所开发，一年后，在 Willow Garage 公司的协助下与数十家公司合作，共同研发出了实用性 ROS 操作系统，在机器人领域引起了广大的反响，并且得到了广泛应用^[61]。

本课题的软件平台选用 ROS 的 indigo 版本，ROS 作为次级操作系统安装在 Ubuntu 14.04 上，ROS 的主要特点主要有以下几点：

- (1) 点对点设计：ROS 系统通过端对端的拓扑结构进行联系。
- (2) 多语言支持：ROS 支持多种语言，如 C++，Python，Lisp 等。
- (3) 精简与集成：ROS 建立的系统具有模块化的特点，各模块单独编译。
- (4) 工具包丰富：通过各种小工具编译运行多种 ROS 组件，而不是构建一个庞大的开发运行环境。
- (5) 免费且开源：ROS 源代码是公开发布的。

ROS 主要分为三级：计算图级、文件系统级、社区，它们的功能如下表 5-1 所示：

表 5-1 ROS 系统分级及功能

分类	功能
计算图级	描述程序如何运行
文件系统级	程序文件如何组织和构建
社区级	程序的分布式管理

下面我们主要介绍计算图级,计算图级主要包括几个重要概念:节点(node)、消息(message)、主题(topic)、服务(service)。

(1)节点: 节点就是可以直接运行的可执行程序, 一个典型系统就是由多个节点组成。

(2)消息: 节点之间通过传递消息进行通讯, 每个消息都有严格的数据类型。

(3)主题: 节点通过发布/订阅主题的方式传递消息, 发布者和订阅者相互独立。

(4)服务: 是节点间通讯的另一种方式, 一个服务用一个字符串和一对严格规范的消息定义: 一个用于请求, 一个用于响应。

在上面概念的基础上, 通过一个控制器有条不紊的让所有节点执行, 这就是 ROS Master。ROS Master 通过 RPC(Remote Procedure Call Protocol, 远程过程调用)提供了登记列表和对其他计算图表的查找。控制节点订阅和发布消息的模型如下图 5-1:

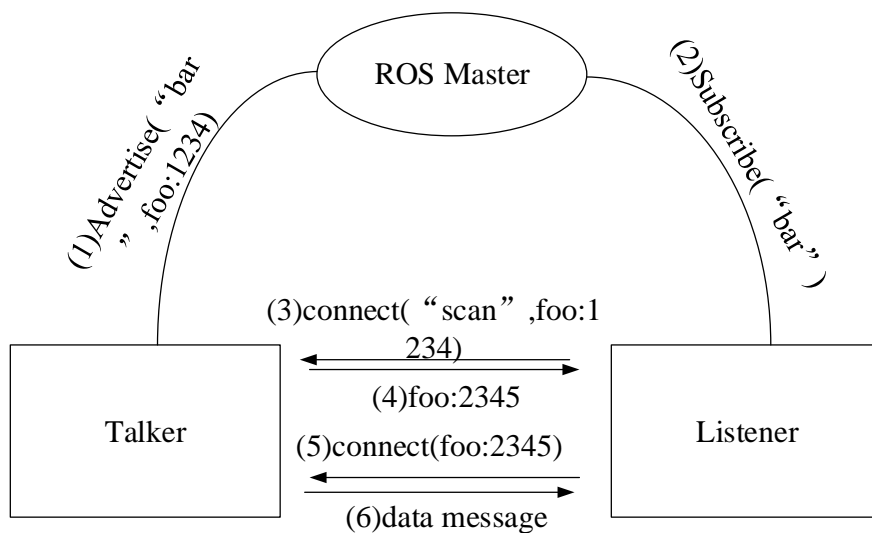


图 5-1 节点间信息交互框图

5.2.2 硬件平台

完整的机器人系统应该包含以下四个部分用户层、核心算法决策层、感知层和执行控制层, 系统框图如图 5-2 所示:

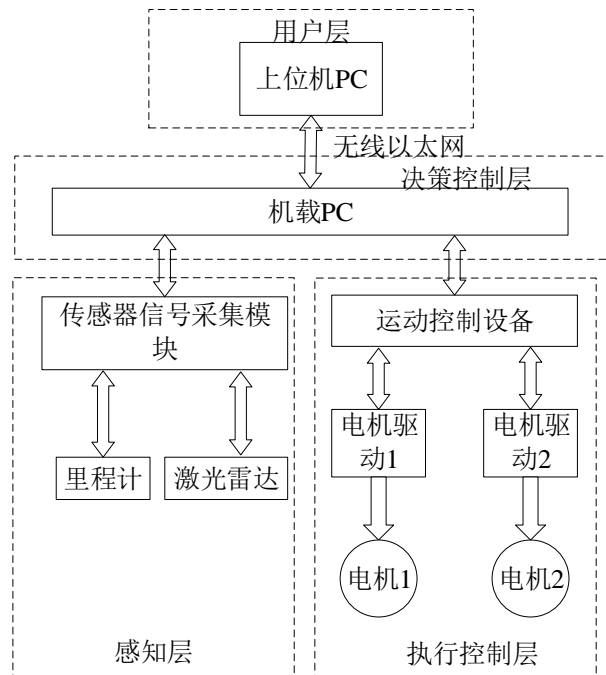


图 5-2 机器人平台系统架构

本课题中，选用 Willow Garage 公司的第二代移动机器人产品 Turtlebot2 移动机器人，采用 Kuboki 底盘，底盘具有两个主动轮和两个从动轮，里程计信息由两个主动轮上的光电码盘提供，两个从动轮在分别在前后起到支撑作用，如图 5-3 所示：



图 5-3 Turtlebot2 移动机器人

在感知层中需要获取激光雷达的数据，本课题中激光雷达选用 Hokuyo 公司的 2D 激光扫描测距仪 UTM-30LX，UTM-30LX 的主要技术参数如下表 5-2 所示：

表 5-2 UTM30-LX 技术参数

电源	12VDC \pm 10%(电流 Max 1A 典型 0.7A)
测量距离	0.1 到 30m, Max 60m, 270°
精度	0.1 到 10m \pm 30mm, 10 到 30m \pm 30mm
扫描时间	25msec/scan
噪音	\leq 25dB
重量	约 370g(包括电缆)

该款激光雷达测量距离远，扫描频率高，扫描误差小，满足本课题实际应用要求。

在用户层通过 ROS 系统的 Rviz 工具显示移动机器人室内的建图情况以及基于先验地图的路径规划信息。

5.3 SLAM 与路径规划系统总体框架

如图 5-4 所示，为移动机器人 SLAM 与路径规划系统的总体框架：

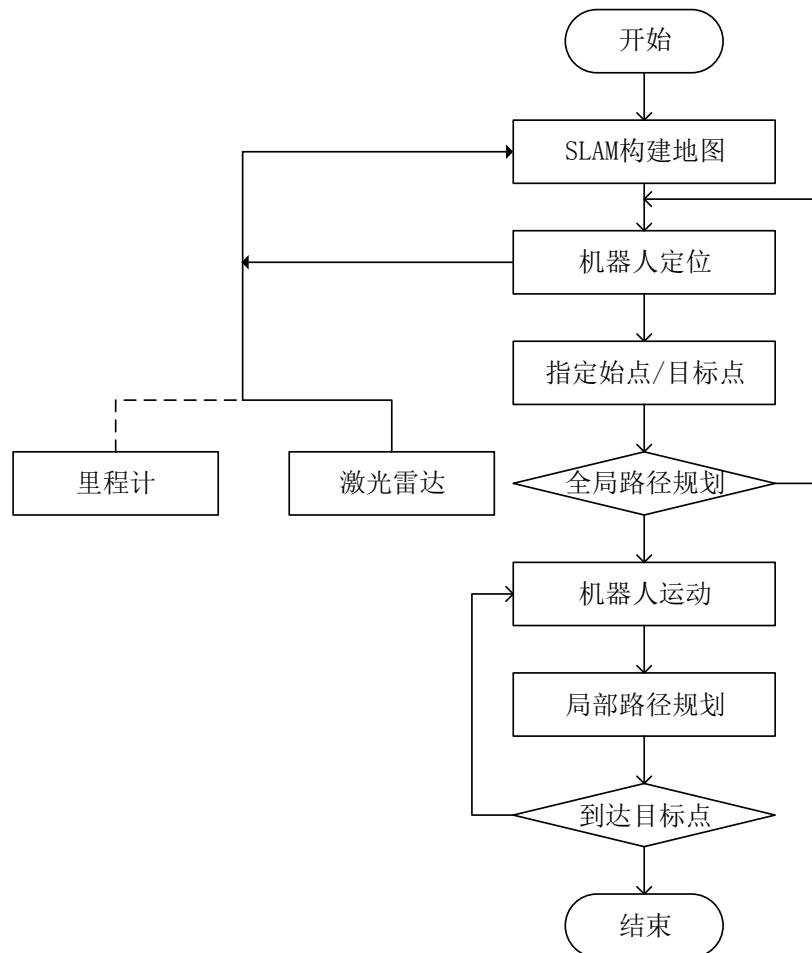


图 5-4 系统总体框架

5.4 SLAM 算法实验

移动机器人在室内的实验环境选择典型的办公室环境，通过 Gmapping 和 Hector_SLAM 对室内环境进行建图分析比较。这三种典型的室内环境影响这 SLAM 算法的性能，同时也反应了 SLAM 算法对环境的鲁棒性。本课题主要从以下三方面评价 SLAM 算法的性能：建图精度、算法鲁棒性以及算法计算复杂度。

如图 5-5 所示为室内实际实验环境：



图 5-5 SLAM 室内实验环境

为了实现基于已知地图的路径规划，首先要提供高精度的地图，本章将对 Gmapping 算法和 Hector_SLAM 算法在室内相同环境下建图进行对比分析,通过对比建图精度和对室内三个场景的适应性为下一步路径规划选择更好的 SLAM 算法。如下图 5-6 所示，为 Gmapping 算法构建的室内环境二维地图。

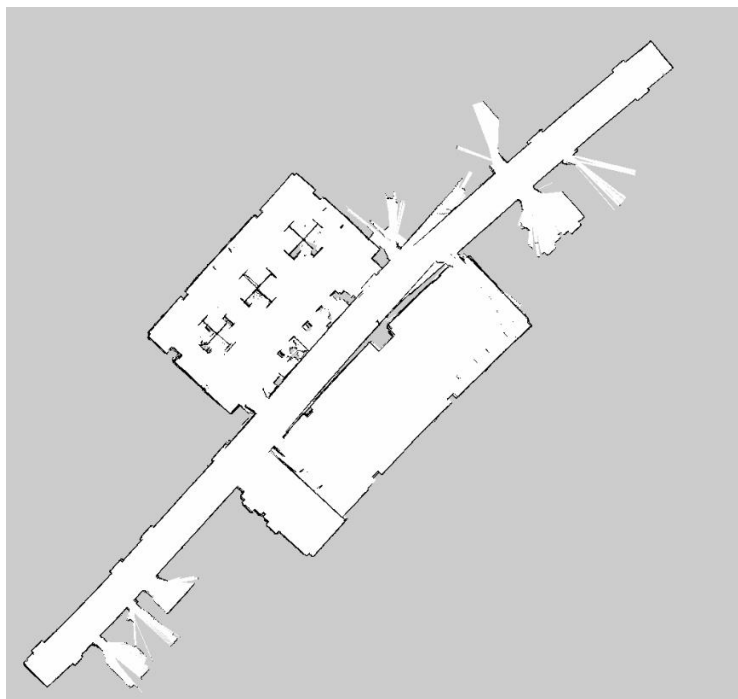


图 5-6 Gmapping 构建二维地图

如图 5.7 所示，为 Hector_SLAM 算法在相同室内环境下构建的二维环境地图。

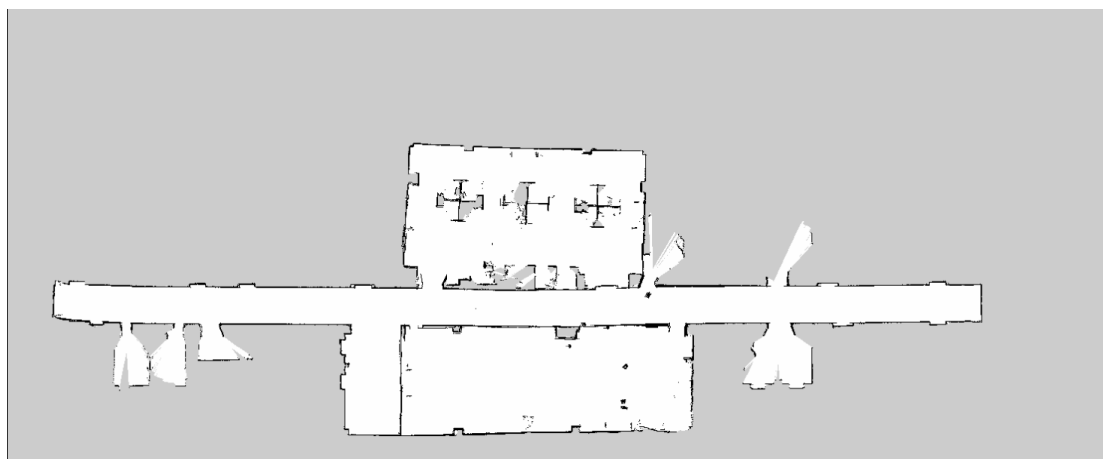


图 5-7 Hector_SLAM 构建二维地图

从整体上看，Gmapping 算法在走廊建图过程中出现明显失真，如图 5-8 所示。同时 Hector_SLAM 算法在走廊建图过程中没有明显失真，但在走廊尽头建立二维地图出现轻度失真，如图 5-9 所示。

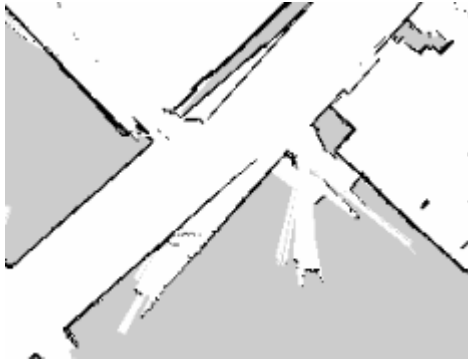


图 5-8 Gmapping 局部失真地图



图 5-9 Hector 局部失真地图

在实际环境中分别选取室内、走廊、楼梯口、办公室门进行真实测量，对比真实环境与 SLAM 算法构建二维地图绝对误差和相对误差。真实环境测量数据和 FastSLAM 构建地图测量值对比如下表 5-3 所示，真实环境测量数据和 Gmapping 算法构建地图测量值对比如下表 5-4 所示。

表 5-3 Gmapping 测量数据

	图测值/m	实测值/m	绝对误差/m	相对误差/%
1	7.38	7.10	0.28	3.9
2	0.95	0.94	0.01	1.1
3	1.38	1.32	0.06	4.5
4	2.45	2.42	0.03	1.2
5	2.41	2.42	-0.01	0.4
6	2.58	2.42	0.16	6.6
7	3.75	3.73	0.02	0.5
8	2.43	2.42	0.01	0.4

表 5-3 Hector_SLAM 测量数据

	图测值/m	实测值/m	绝对误差/m	相对误差/%
1	6.95	7.10	-0.15	2.1
2	0.95	0.94	0.01	1.1
3	1.31	1.32	-0.01	0.8
4	2.44	2.42	0.02	0.8
5	2.40	2.42	-0.02	0.8
6	2.39	2.42	-0.03	1.2
7	3.72	3.73	-0.01	0.3
8	2.43	2.42	0.01	0.4

将两种 SLAM 算法在八个位置的环境实际测量值与 SLAM 构建地图测量值

的相对误差绘制折线图，如图 5-10 所示：

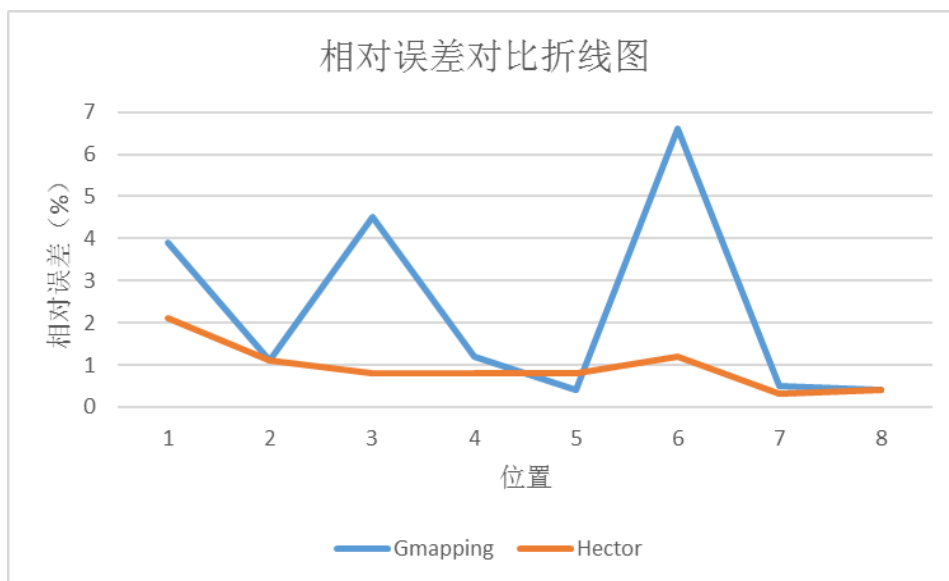


图 5-8 相对误差对比折线图

通过两种 SLAM 算法的相对误差对比可以看出，Hector_SLAM 基于高分辨率的激光雷达建图一致性要好于 Gmapping，但是由于 Hector_SLAM 不需要里程计数据，只利用激光雷达数据进行扫描匹配，所以在长直走廊适应性较差，在实验中尽量避免机器人长时间直线运行，造成走廊迷失。在特征比较丰富的办公室环境建图精度较好。

5.5 路径规划实验

在 SLAM 建立的二维地图环境下进行基于已知地图的自主导航实验，在 Rviz 中导入 SLAM 算法构建的环境地图，通过自适应蒙特卡洛定位实现机器人在已知地图下的定位，蒙特卡洛定法使用粒子滤波进行定位，一开始在地图空间均匀的撒一把粒子，例如本课题中初始粒子数为五百个，通过获取机器人运动来移动每个粒子。使用每个粒子所处位置模拟一个传感器信息跟观察到的传感器信息进行对比，从而赋予每个粒子一个概率，根据生成的概率重新生成粒子，概率越大生成粒子可能性越大，这样迭代之后，所有的粒子就会收敛在一起，得到机器人的确切位置。如图 5-9 所示为机器人在已知地图下粒子初始位姿：

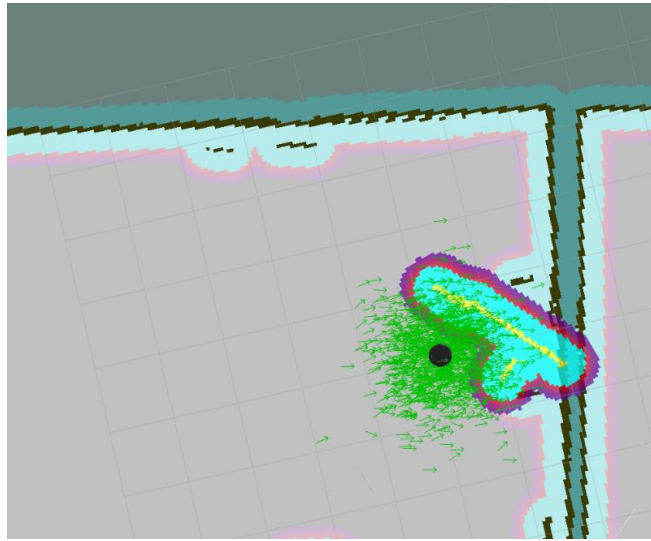


图 5-9 机器人初始位姿

在 Rviz 中，通过 2D Pose Goal 按钮在地图上设置目标点位姿，如图 5-10 中绿色箭头所示：

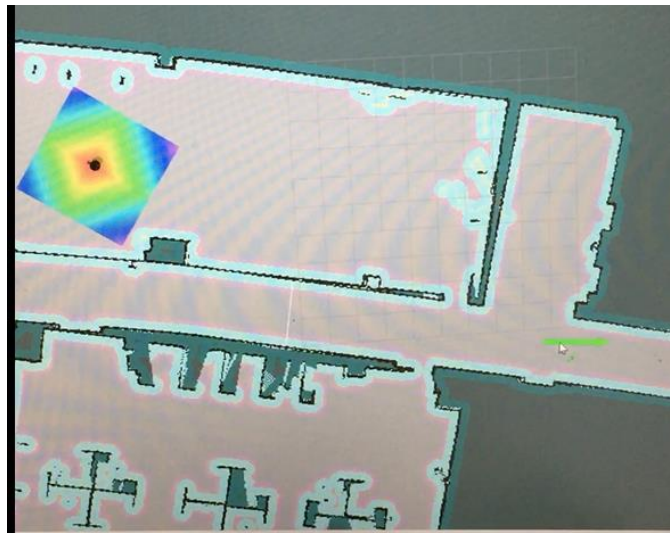


图 5-10 设置目标点位姿

如图 5-11 所示，绿色曲线为通过 A*全局路径规划算法规划出的到目标点的最优路径，红色曲线为机器人通过 DWA 算法规划出的局部路径。

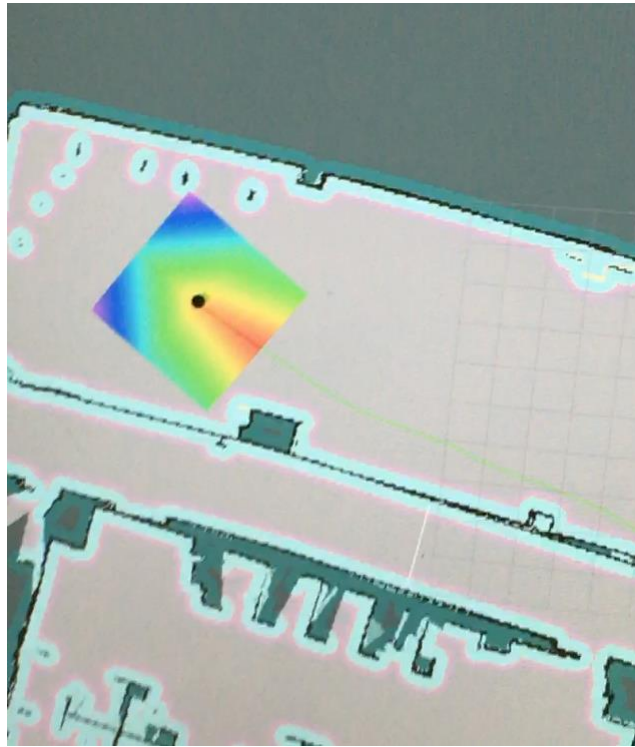


图 5-11 路径规划显示

如下图 5-12 所示，为机器人根据路径规划曲线自主导航到达目标点。

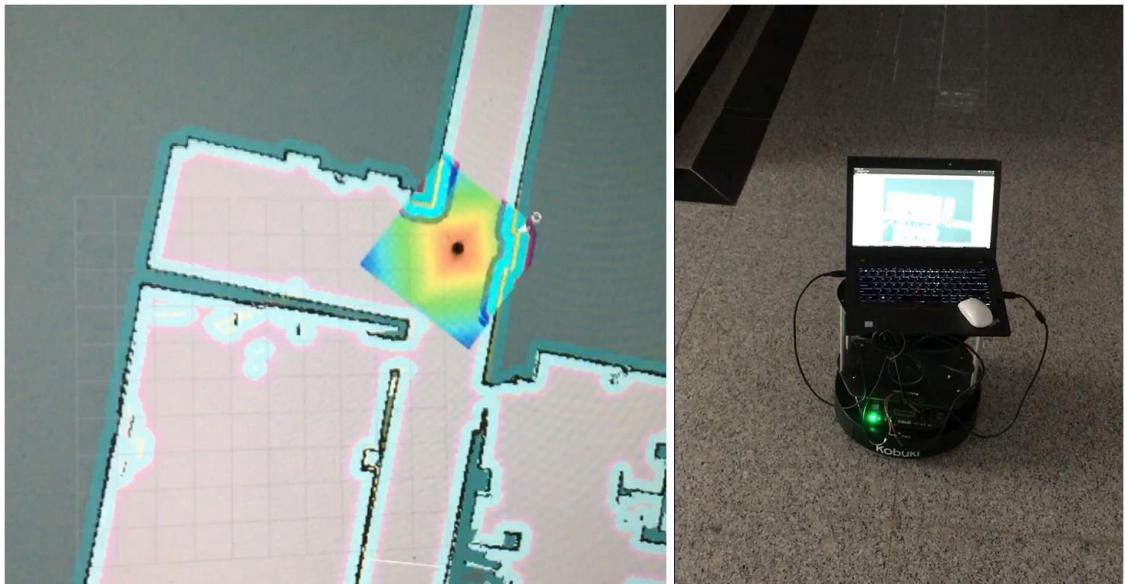


图 5-12 机器人到达目标点

通过路径规划实验可以得到，通过 A*算法和 DWA 算法可以保证机器人自主安全的到达目标点。

5.6 本章小结

本章通过对移动机器人室内 SLAM 与路径规划实际使用效果进行实验分析。通过在室内场景进行实验，对比 Gmapping 和 Hector_SLAM 算法建图精度、环境适应性和计算复杂度。利用 Hector_SLAM 算法构建的地图进行下一步路径规划实验。通过对比分析两种 SLAM 算法可以得到，相对于 Gmapping，Hector_SLAM 通过高扫描频率的激光雷达对特征丰富的环境适应性较强，在建图精度上比较真实环境测量值和 SLAM 构建地图的测量值，Hector_SLAM 算法构建的地图在几个采样点相对误差较小，并且能够快速构图，但在特征较单一的等宽长直走廊，由于 Hector_SLAM 不采用里程计信息，容易造成走廊迷失，因此在实验中尽量避免机器人长时间直线前进或者急速转弯。在计算复杂度上二者相当。

结 论

在全球发展人工智能的今天，自主导航机器人的研发也得到随着 SLAM 技术的应用取得了很多成果。在 GPS 失效的室内，机器人通过自身传感器获取环境信息，并在已知地图进行导航是本课题的研究内容。通过单线激光雷达获取室内二维地图，在先验地图的基础上，完成到指定目标点的全局路径规划及局部路径规划。论文的研究工作和成果如下：

(1)对移动机器人系统建模，主要包括里程计运动模型、激光雷达观测模型以及介绍了 SLAM 中常用的坐标转换。随后，对主流的二维地图表达模型进行比较分析，选用栅格地图作为 SLAM 与路径规划的地图表达模型，并对栅格地图的构图算法进行理论推导。

(2)针对室内移动机器人 SLAM 算法进行比较分析，主要两种基于滤波的 SLAM 算法，分别是基于扩展卡尔曼滤波的 EKF_SLAM 算法和基于 Rao-Blackwellized 粒子滤波的 SLAM 算法，对两种基于滤波的 SLAM 算法进行理论推导和仿真，随后介绍基于扫描匹配的 Hector_SLAM 算法，对 Hector_SLAM 算法原理进行介绍。最后对三种 SLAM 算法进行仿真比较。

(3)对路径规划算法进行分析，比较了三种全局路径规划算法优缺点，在本课题基于已知地图的全局路径规划中，选择 A*算法作为全局路径规划算法。对局部路径规划算法 DWA 进行理论推导。随后介绍了在路径规划中采用的代价地图概念。最后通过 Stage 仿真平台对全局路径和局部路径规划算法进行仿真实验。

(4)搭建移动机器人平台进行真实环境下实验，介绍实验所需软硬件平台，选用 Turtlebot2(Kobuki 底盘)、激光雷达、计算机作为硬件实验平台。软件部分选用分布式操作系统 ROS 构建 SLAM 与路径规划软件实现平台。对 Gmapping 和 Hector_SLAM 算法在相同室内环境下进行建图，选择几个特殊点进行比较分析两种 SLAM 算法的建图精准性。选择 Hector_SLAM 建立的二维地图作为路径规划实验的先验地图。随后，对路径规划进行真实环境实验，通过 A*算法规划出机器人到目标点的最优全局路径，通过 DWA 局部路径规划算法规划出机器人行进的局部路径并实现机器人向目标点行进过程中对动态障碍物检测和规避。

本课题虽然完成了基于激光雷达 SLAM 以及路径规划的算法研究和实现，但仍有其不足和局限性，后续需要进一步完成的工作包含以下几点：

(1)由于单线激光雷达只能获取一个平面的环境信息，对障碍物信息的采集不够丰富，在路径规划的过程中无法检测到太高或者太低的障碍物，所以考虑可以引入深度相机，结合激光雷达与深度相机采集到的环境信息更好的进行建图和路径规划。

(2)本次实验主要在地面机器人平台进行，地面机器人平台有起局限性，对于灾难救援中一些极端路况无法适应。可以考虑将 SLAM 与路径规划算法通过无人机平台实现,增强整个系统对环境的适应性。

参考文献

- [1] Guivant J E, Nebot E M. Optimization of the simultaneous localization and map-building algorithm for real-time implementation[J]. IEEE transactions on robotics and automation, 2001, 17(3): 242-257.
- [2] Michael M, Sebastian T, Daphne K, et al. Fastslam 2.0: An improved particle filtering algorithm for simultaneous localization and mapping that provably converges[C]//Proceedings of the Sixteenth International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI). 2003, 2.
- [3] Choset H M, Hutchinson S, Lynch K M, et al. Principles of robot motion: theory, algorithms, and implementation[M]. MIT press, 2005.
- [4] Ashokaraj I, Silson P, Tsourdos A. Application of an extended Kalman filter to multiple low cost navigation sensors in wheeled mobile robots[C]//Sensors, 2002. Proceedings of IEEE. IEEE, 2002, 2: 1660-1664.
- [5] Thrun S, Burgard W, Fox D. Probabilistic robotics[M]. MIT press, 2005.
- [6] Jung J, Myung H. Indoor localization using particle filter and map-based NLOS ranging model[C]//Robotics and Automation (ICRA), 2011 IEEE International Conference on. IEEE, 2011: 5185-5190.
- [7] Grisetti G, Stachniss C, Burgard W. Improved techniques for grid mapping with rao-blackwellized particle filters[J]. IEEE transactions on Robotics, 2007, 23(1): 34-46.
- [8] Kohlbrecher S, Von Stryk O, Meyer J, et al. A flexible and scalable slam system with full 3d motion estimation[C]//Safety, Security, and Rescue Robotics (SSRR), 2011 IEEE International Symposium on. IEEE, 2011: 155-160.
- [9] Pedrosa E, Lau N, Pereira A. Online SLAM based on a fast scan-matching algorithm[C]//Portuguese Conference on Artificial Intelligence. Springer, Berlin, Heidelberg, 2013: 295-306.
- [10] Santos J M, Couceiro M S, Portugal D, et al. Fusing sonars and LRF data to perform SLAM in reduced visibility scenarios[C]//Autonomous Robot Systems and Competitions (ICARSC), 2014 IEEE International Conference on. IEEE, 2014: 116-121.
- [11] Montemerlo M, Thrun S, Koller D, et al. FastSLAM: A factored solution to the simultaneous localization and mapping problem[J]. Aaai/iaai, 2002, 593598.
- [12] Agarwal P, Tipaldi G D, Spinello L, et al. Robust map optimization using dynamic covariance scaling[C]//Robotics and Automation (ICRA), 2013 IEEE International Conference on. IEEE, 2013: 62-69.

- [13] Dijkstra E W. A note on two problems in connexion with graphs[J]. Numerische mathematik, 1959, 1(1): 269-271.
- [14] Hart P E, Nilsson N J, Raphael B. A formal basis for the heuristic determination of minimum cost paths[J]. IEEE transactions on Systems Science and Cybernetics, 1968, 4(2): 100-107.
- [15] Johannsson H, Kaess M, Fallon M, et al. Temporally scalable visual SLAM using a reduced pose graph[C]//Robotics and Automation (ICRA), 2013 IEEE International Conference on. IEEE, 2013: 54-61.
- [16] Murphy K, Russell S. Rao-Blackwellised Particle Filtering for Dynamic Bayesian Networks[C]// Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence. Morgan Kaufmann Publishers Inc. 2001:176-183.
- [17] Montemerlo M, Thrun S, Koller D, et al. FastSLAM:a factored solution to the simultaneous localization and mapping problem[C]// Eighteenth national conference on Artificial intelligence. American Association for Artificial Intelligence, 2002:593-598.
- [18] Montemerlo M, Thrun S, Roller D, et al. FastSLAM 2.0: an improved particle filtering algorithm for simultaneous localization and mapping that provably converges[C]// International Joint Conference on Artificial Intelligence. Morgan Kaufmann Publishers Inc. 2003:1151-1156
- [19] 宋宇,李庆玲,康轶非,闫德立.平方根容积 Rao-Blackwillised 粒子滤波 SLAM 算法[J].自动化学报,2014,40(02):357-367.
- [20] 王宏健,傅桂霞,李娟,李村.基于强跟踪 CKF 的无人水下航行器 SLAM[J].仪器仪表学报,2013,34(11):2542-2550.
- [21] 朱奇光,袁梅,陈卫东,陈颖.基于 $CEH \sim \infty$ F 的移动机器人 SLAM 算法研究[J].仪器仪表学报,2015,36(10):2304-2311.
- [22] 苑全德. 基于视觉的多机器人协作 SLAM 研究[D].哈尔滨工业大学,2016.
- [23] 王楠,马书根,李斌,王明辉,赵明扬.震后建筑内部层次化 SLAM 的地图模型转换方法[J].自动化学报,2015,41(10):1723-1733.
- [24] 张毅,杜凡宇,罗元,熊艳.一种融合激光和深度视觉传感器的 SLAM 地图创建方法[J].计算机应用研究,2016,33(10):2970-2972+3006.
- [25] 马飞,杨峰岫,顾青,孟宇.基于改进 A*算法的地下无人铲运机导航路径规划[J].农业机械学报,2015,46(07):303-309.
- [26] 朱福利. 基于 SLAM 的移动机器人室内环境感知和地图构建研究[D]. 广东工业大学, 2016
- [27] 常皓, 杨巍. 基于全向移动模型的 Gmapping 算法[J]. 计量与测试技术, 2016,

- 43(10):1-4.
- [28] 刘轻尘. 基于激光测距仪的救援机器人二维地图实时创建技术研究[D]. 哈尔滨工程大学, 2013.
- [29] Leonard J J, Durrant-Whyte H F, Cox I J. Dynamic map building for an autonomous mobile robot[M]. Sage Publications, Inc. 1992,11(4):286-298
- [30] 朱福利. 基于 SLAM 的移动机器人室内环境感知和地图构建研究[D]. 广东工业大学, 2016.
- [31] Moravec H P, Elfes A. High resolution maps from angle sonar[C]// Internet Content Rating Association. 1985:116-121.
- [32] Elfes A. Occupancy Grids: A Stochastic Spatial Representation for Active Robot Perception[J]. Computer Science, 2013, 1.
- [33] 邵长勉. 动态环境下移动机器人定位及地图创建[D]. 南京邮电大学, 2014.
- [34] Lau B, Sprunk C, Burgard W. Efficient grid-based spatial representations for robot navigation in dynamic environments[J]. Robotics & Autonomous Systems, 2013, 61(10):1116-1130.
- [35] Jia Y L, Zhang H C, Jing Y Z. A Modified Bresenham Algorithm of Line Drawing[J]. Journal of Image & Graphics, 2008, 13(1):158-161.
- [36] 王忠立, 赵杰, 蔡鹤皋. 大规模环境下基于图优化 SLAM 的图构建方法[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2015, 47(1):75-85.
- [37] 曲丽萍. 移动机器人同步定位与地图构建关键技术的研究[D]. 哈尔滨工程大学, 2013.
- [38] Cadena C, Carlone L, Carrillo H, et al. Simultaneous Localization And Mapping: Present, Future, and the Robust-Perception Age[J]. 2016, 32(6).
- [39] 李昀泽. 基于激光雷达的室内机器人 SLAM 研究[D]. 华南理工大学, 2016.
- [40] Haug A J. Bayesian Estimation and Tracking: A Practical Guide[M]. Springer New York, 2012, 79(1):117-118.
- [41] Thrun S. Probabilistic robotics[M]. MIT Press, 2005, 45(3):52-57.
- [42] 王法胜, 鲁明羽, 赵清杰, 等. 粒子滤波算法 [J]. 计算机学报, 2014, 37(8):1679-1694.
- [43] 张毅, 郑潇峰, 罗元, 等. 基于高斯分布重采样的 Rao-Blackwellized 粒子滤波 SLAM 算法[J]. 控制与决策, 2016, 31(12):2299-2304.
- [44] 杨小军, 潘泉, 王睿, 等. 粒子滤波进展与展望[J]. 控制理论与应用, 2006, 23(2):261-267.
- [45] Gordon N J, Salmond D J, Smith A F M. Novel approach to nonlinear/non-Gaussian Bayesian state estimation[J]. IEE Proceedings F - Radar and Signal Processing, 2002, 140(2):107-113.

- [46] 冯驰, 王萌, 汲清波. 粒子滤波器重采样算法的分析与比较[J]. 系统仿真学报, 2009, 21(4):1101-1105.
- [47] Lee S H, Eoh G, Lee B H. Relational FastSLAM: an improved Rao-Blackwellized particle filtering framework using particle swarm characteristics[J]. Robotica, 2016, 34(6):1282-1296.
- [48] 于金霞, 刘文静, 汤永利. 粒子滤波重采样算法研究[J]. 微计算机信息, 2010, 26(16):44-45.
- [49] Kakuma D, Tsuichihara S, Ricardez G A G, et al. Alignment of Occupancy Grid and Floor Maps Using Graph Matching[C]// IEEE, International Conference on Semantic Computing. IEEE, 2017:57-60.
- [50] Ryu K, Dantanarayana L, Furukawa T, et al. Grid-based scan-to-map matching for accurate 2D map building[J]. Advanced Robotics, 2016, 30(7):431-448.
- [51] 赵汗青, 王鹏, 王江峰,等. 移动机器人同步地图创建与定位综述[J]. 工程技术:全文版, 2016(6):00215-00216.
- [52] 武玫. 基于分布式粒子滤波的 SLAM 算法研究[D]. 北京工业大学, 2013.
- [53] Murphy K, Russell S. Rao-Blackwellised Particle Filtering for Dynamic Bayesian Networks[M]// Sequential Monte Carlo Methods in Practice. Springer New York, 2001:499-515.
- [54] 罗元, 傅有力, 程铁凤. 基于改进 Rao-Blackwellized 粒子滤波器的同时定位与地图构建[J]. 控制理论与应用, 2015, 32(2):267-272.
- [55] Pei F, Wu M, Zhang S. Distributed SLAM Using Improved Particle Filter for Mobile Robot Localization[J]. The Scientific World Journal, 2014, 2014:239531.
- [56] Grisetti G, Stachniss C, Burgard W. Improved Techniques for Grid Mapping With Rao-Blackwellized Particle Filters[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2007, 23(1):34-46.
- [57] Doucet A. On Sequential Simulation-Based Methods for Bayesian Filtering[J]. Dept of Engineering University of Cambridge, 1998.
- [58] Wang P, Chen Z, Zhang Q, et al. A loop closure improvement method of Gmapping for low cost and resolution laser scanner[C]// Ifac Conference on Manufacturing Modelling, Management and Control. 2016.
- [59] Moral P D, Doucet A, Jasra A. On adaptive resampling strategies for sequential Monte Carlo methods[J]. Bernoulli, 2012, 18(2012):252-278.
- [60] 黄开宏, 杨兴锐, 曾志文,等. 基于 ROS 户外移动机器人软件系统构建[J]. 机器人技术与应用, 2013(4):37-41.
- [61] 李建勇, 刘雪梅, 李雪霞,等. 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.

- [62] 李猛钢. 煤矿救援机器人导航系统研究[D]. 中国矿业大学, 2017.
- [63] 郑潇峰. 基于 ROS 的移动机器人室内激光导航研究[D]. 重庆邮电大学, 2017.
- [64] 赵新洋. 基于激光雷达的同时定位与室内地图构建算法研究[D]. 哈尔滨工业大学, 2017.

攻读硕士学位期间发表的论文及其它成果

哈尔滨工业大学学位论文原创性声明和使用权限

学位论文原创性声明

本人郑重声明：此处所提交的学位论文《基于激光雷达的 SLAM 和路径规划算法研究与实现》，是本人在导师指导下，在哈尔滨工业大学攻读学位期间独立进行研究工作所取得的成果，且学位论文中除已标注引用文献的部分外不包含他人完成或已发表的研究成果。对本学位论文的研究工作做出重要贡献的个人和集体，均已在文中以明确方式注明。

作者签名：

刘文之

日期：

2018 年 6 月 26 日

学位论文使用权限

学位论文是研究生在哈尔滨工业大学攻读学位期间完成的成果，知识产权归属哈尔滨工业大学。学位论文的使用权限如下：

(1)学校可以采用影印、缩印或其他复制手段保存研究生上交的学位论文，并向国家图书馆报送学位论文；(2)学校可以将学位论文部分或全部内容编入有关数据库进行检索和提供相应阅览服务；(3)研究生毕业后发表与此学位论文研究成果相关的学术论文和其他成果时，应征得导师同意，且第一署名单位为哈尔滨工业大学。

保密论文在保密期内遵守有关保密规定，解密后适用于此使用权限规定。

本人知悉学位论文的使用权限，并将遵守有关规定。

作者签名：

刘文之

日期：

2018 年 6 月 26 日

导师签名：

李长红

日期：

2018 年 6 月 26 日

致 谢

在本文即将完成之际，两年的研究生生涯也即将划上句号。此时此刻，我感慨颇多。

还记得两年前经过数月的复习，终于考上理想的哈尔滨工业大学，成为王常虹教授的学生。在此特别感谢王老师，王老师如同慈父一般，一步步教导我如何做学术，怎样搞科研，经过两年多的培养，我无论在知识体系还是学术研究都有了长足的发展。更重要的是，王老师教会了我很多为人处世的道理，教会了我如何面对困难，解决困难，不逃避不放弃。在此，谨向王老师表达最崇高的敬意和最诚挚的感谢。。

研究生期间，深知读研机会的来之不易，我努力提高自己的各方面能力。深知 SLAM 领域知识都是融会贯通的，我把 SLAM 相关的理论知识认真学习了一遍，包括视觉 SLAM 和激光雷达 SLAM 的相关知识。使我对 SLAM 建立了较完善的体系。并对基于激光雷达的 SLAM 有了更深入的理解。。

在此，我要感谢很多人。感谢钟师兄、李师兄在课题上对我的帮助以及在生活上对我的照顾，在课题遇到困难时，感谢师兄给予的帮助，让我少走了很多弯路。感谢实验室的诸位同学在平时的学习和生活中对我的帮助。在无人系统课题组这个大家庭，让我感受到团队的凝聚力。同时也要感谢我的亲人和朋友，感谢它们在生活中给我的帮助，在遇到困难时给我的鼓励。

两年的研究生生活即将结束，即将离开我快到门口就不自觉加快脚步的实验室，即将离开朝夕相处甘苦与共的师兄师姐师弟师妹，心中充满了不舍。但是，送君千里终须一别，下一站，我会更加努力，以更好的姿态迎接挑战，迎接未来。

路漫漫其修远兮，吾将上下而求索。研究生生活即将结束，人生之路才刚刚打开。愿我们走出半生，归来仍是少年，愿心之所向，我们坚定前行。