

中图分类号：TP391
学科分类号：520.2050

论文编号：143128314
密 级：

天津理工大学研究生学位论文

基于激光传感器室内机器人 自主导航技术研究

（申请硕士学位）

一级学科：计算机科学与技术

学科专业：

研究方向：机器视觉

作者姓名：赵 钰

指导教师：刘凤连 教授

2017 年 2 月

分类号：TP391

密级：

天津理工大学研究生学位论文

基于激光传感器室内机器人 自主导航技术研究

（申请硕士学位）

学科专业：

研究方向：机器视觉

作者姓名：赵 钰

指导教师：刘凤连 教授

2017 年 2 月

**Thesis Submitted to Tianjin University of Technology for
the Master's Degree**

**Research on Autonomous Navigation Technology of
Indoor Robot based on Laser Sensor**

By
Yu Zhao

Supervisor
Fengliao Liu

February 2017

独创性声明

本人声明所呈交的学位论文是本人在导师指导下进行的研究工作和取得的研究成果,除了文中特别加以标注和致谢之处外,论文中不包含其他人已经发表或撰写过的研究成果,也不包含为获得 天津理工大学 或其他教育机构的学位或证书而使用过的材料。与我一同工作的同志对本研究所做的任何贡献均已在论文中作了明确的说明并表示了谢意。

学位论文作者签名: 赵钰 签字日期: 2017 年 2 月 24 日

学位论文版权使用授权书

本学位论文作者完全了解 天津理工大学 有关保留、使用学位论文的规定。特授权 天津理工大学 可以将学位论文的全部或部分内容编入有关数据库进行检索,并采用影印、缩印或扫描等复制手段保存、汇编,以供查阅和借阅。同意学校向国家有关部门或机构送交论文的复本和电子文件。

(保密的学位论文在解密后适用本授权说明)

学位论文作者签名: 赵钰 导师签名: 刘明远

签字日期: 2017 年 2 月 24 日 签字日期: 2017 年 2 月 24 日

摘要

目前定位及避障方法存在技术实现困难、实时性差、定位误差较大，系统维护成本高等问题。有鉴于此，本文综合系统运行的稳定性、实时性、可行性、正确性等要求，旨在对移动机器人定位与路径规划方法上进行研究并改良。具体研究内容如下：

针对航迹推算法存在的轨迹累计误差和传统扩展卡尔曼滤波算法定位精度较差的问题，结合已知的结构化环境，本文给出了一种改进的基于扩展卡尔曼滤波器结合地图匹配方法的定位方法。该方法从传感器信息中快速提取边界角点信息，建立机器人运动模型及控制输入模型描述关系。根据特征点在世界坐标系与局部坐标系的映射关系，通过将构建的预测模型与已建模的结构化环境信息进行匹配确定机器人在目标场景中的位姿空间状态。

路径规划要求机器人在运行过程中能够识别障碍物并且以最小或者较小的代价避开障碍物完成自己的任务。由于室内机器人工作场景地面路况较为平整且结构较为简单，因此本文只考虑水平面层次上的路径规划，我们将激光传感器感知的障碍物简化构造为圆柱形，其水平截面为圆形。然后通过提前设定的阈值对激光雷达采集的数据信息聚类分析，识别障碍物的数据点集合并运用最小包围圆算法构建障碍物特征模型，然后将整个路径规划过程分解为数个子问题进行求解，并将最小偏转角作为驱动力解决机器人运行过程中避障与寻径问题。

关键词：室内机器人 激光传感器 自定位 边界特征角点 避障

Abstract

the current location and obstacle avoidance methods still have much more problems, such as difficult to achieve, real-time performance is low, and positioning error is large, the system maintenance cost is higher. Therefore, in this paper our system considering the stability, real time, feasibility and accuracy, etc. The detailed research contents are as follows:

In order to solve existed accumulative error in EKF and dead reckoning, this paper was proposed a positioning method combining with the known structured environment based on Extended Kalman Filter algorithm. This method quickly extracts the information of border and corner. According to the feature mapping relationships between world coordinate system and local coordinate system, calculate the robot's position and orientation space in the scene by matching the modeled environmental information.

Path planning is in accordance with certain performance indicators, search for an optimal or sub-optimal path from an initial position to destination in robot's working environment. Because robotic indoor scene relatively smooth road surface and the structure is relatively simple, so this paper only consider the horizontal path planning. We collected obstacle data points by the laser sensors, and then data clustering by given threshold. We can obtain obstacle model by using smallest enclosing circle algorithm on these obstacles data. By these models we can be solved through the process of running the robot automatic path planning problem

Key words: Indoor robots, laser radar, positioning method, boundary feature corner, obstacle avoidance

目 录

第一章 绪论	1
1.1 研究背景和研究意义	1
1.1.1 研究背景	1
1.1.2 研究的意义	1
1.2 研究现状	3
1.3 研究目标	6
1.4 研究内容及论文结构安排	6
第二章 激光雷达简介与数据处理	8
2.1 激光测量技术与离散数据介绍	8
2.1.1 激光雷达测量技术	8
2.1.2 激光雷达分类及扫描方式	8
2.1.3 激光雷达数据格式	9
2.2 二维激光数据预处理	11
2.2.1 数据分割	11
2.2.2 数据精简	11
2.3 本章小结	12
第三章 基于场景地图匹配方法的移动机器人自定位	13
3.1 移动机器人的位置运动学	13
3.1.1 空间点表示	13
3.1.2 齐次坐标变换	14
3.2 移动机器人运动学	15
3.3 移动机器人及场景笛卡尔表示方法	16
3.3.3 场景及机器人的坐标系表示	16
3.3.4 机器人的运动坐标映射模型及激光定位原理	16
3.4 扩展卡尔曼滤波算法简介	18
3.5 基于卡尔曼滤波算法改进的定位方法	19
3.6 地图特征匹配方法与定位的实现	22

3.6.1 基于曲率变换的特征边界角点匹配与定位	23
3.6.2 仿真分析	24
3.7 本章小结	28
第四章 移动机器人路径规划中的障碍检测与避障	29
4.1 路径规划中障碍物检测与避障问题	29
4.1.1 路径规划的意义	29
4.1.2 障碍物体建模与障碍物检测方法	30
4.1.3 机器人运动过程中的避障问题	32
4.2 仿真实验	38
4.3 本章小结	40
第五章 结论与展望	41
参考文献	42
发表论文和科研情况说明	45
致 谢	46

第一章 绪论

1.1 研究背景和研究意义

1.1.1 研究背景

自主移动型机器人(Autonomous Mobile Robot)是机器人学中的一个举足轻重的组成部分,泛指具备在地面上自动移动能力并执行预设任务的智能平台。这种智能平台是将工作场景感知、动态决策和规划、行为控制与执行探测等众多功能集合到一起的综合多领域智能系统^[38],涵盖了控制、机械、自动化、传感器技术、模式识别、人工智能和计算机技术等多领域的交叉类学科^[1]。

尽管机器人从问世到现如今已经过去了几十年,然而众多科学家在其明确界定问题上莫衷一是。有欧美学者对移动机器人的含义给出了自己的看法:“由电子计算机控制的通过程序编码根据传感器信息实现预设任务可变更更多功能作业系统”;与之同时日本学者认为,“机器人是具备移动性、通用性、信息性等 10 个特性的柔性机器”;中国研究学者也就机器人界定方面提出与众不同的看法,将机器上升到能模拟类似人的行为,完成人类所能完成的任务,具备同人类类似的智能能力包括感知能力、规划能力、动作协同能力甚至思维能力,是一种高度拟人化的自动化机器,是一类能够通过自身配置的传感器感知环境信息和自身的状态信息,对运行环境进行自主分析、判断和决策,并实现自主规划导航,从而能够完成一定作业功能的机器人系统^[2]。

随着信息技术与人工智能技术的蓬勃发展,智能机器人的研究在科研、工业、服务业、娱乐等各个领域研究越来越受到人们的关注。智能机器人在当今世界上作为现代最具象征意义的自动化智能系统,毋庸置疑的成为自动化系统研究的重中之重^[36]。近年来国际上对智能机器人领域研究发展的如火如荼,随着技术和工艺的日趋完善,许多研究学者在此领域都得到显著的成果。自动化系统的发展方向在于智能机器人的研究进展,而智能机器人研究的关键性突破性技术在于其自主导航包括自定位精度与路径规划性能能否突破瓶颈。

1.1.2 研究的意义

近年来,国内外很多公司都在研究可移动机器人的自动定位和自主导航技术,其中美国谷歌公司、日本本田公司等机器人技术代表了当今世界的最高水平。谷歌旗下波士顿动力的大狗机器人,不仅能够实现对位置环境的识别,而且强大的计算机控制系统能够保持它在几乎任何地形下的运行和通信,是世界上最先进的越野机器人。日本本田公司的 ASIMO 机器人是世界上最为先进的双足类人型机器人,通过 6 轴足部区域传感器实时计算来自地面的反馈力,即时调整机器人足部应对地面的作用力的方向和强度等相关性能。更贴近生活的比如扫地机器人即智能吸尘器,指的是携带自动规划前进路线程序的一种无线机器,但这种规划程序必然有高级和低等之分,较常见的类型是:一般

使用红外距离传感器、超声距离传感器和悬崖传感器，遇到障碍物或者悬崖（类似楼梯等高度差超过设定阈值的物体）即返回，如此反复，直到随身的垃圾检测装置在一定时间之内检测不到垃圾的存在即认为已经打扫干净，实际上机器人本身并不会创建一个房屋的地图模型、更不会根据房屋的实际情况规划一个最短或者最优的覆盖全区域的路径；当然其中也有高端的型号，例如 iRobot 公司的 Roomba 980 系列，它的 iAdapt 算法可以在清扫之前，先用位于顶端的激光传感器扫描房屋内的障碍物信息，并建立一个明确的房屋障碍物分布模型也就是地图，再根据这个地图规划一个最优的遍历路径，只需一次清扫即可遍及屋内所有可以到达的区域，只要在清扫过程中，不出现实际地图与已经规划好的路径存在冲突的情况，就不再对规划好的路径做修改，保证使用最短的路程完成对房屋的完全清扫，清理路径一般不会重合，相较于第一种智能很多，同时价格也可以提高大约 5 倍。

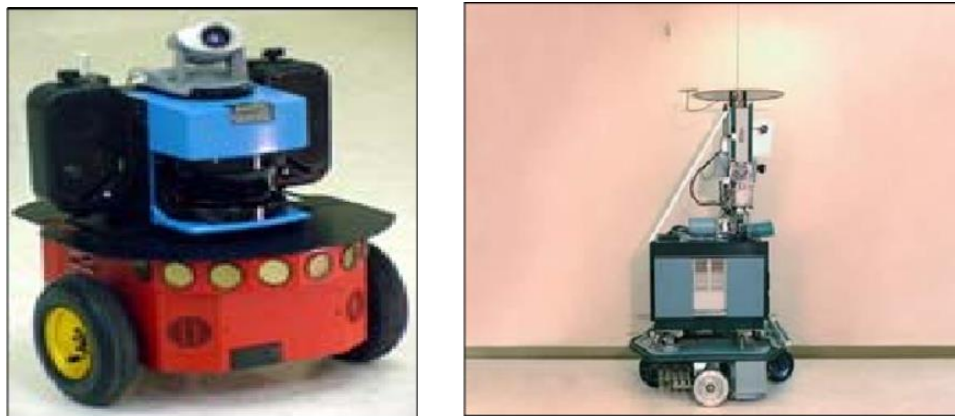


图 1-1 PIONEER3 机器人和 Shakey 自主移动机器人

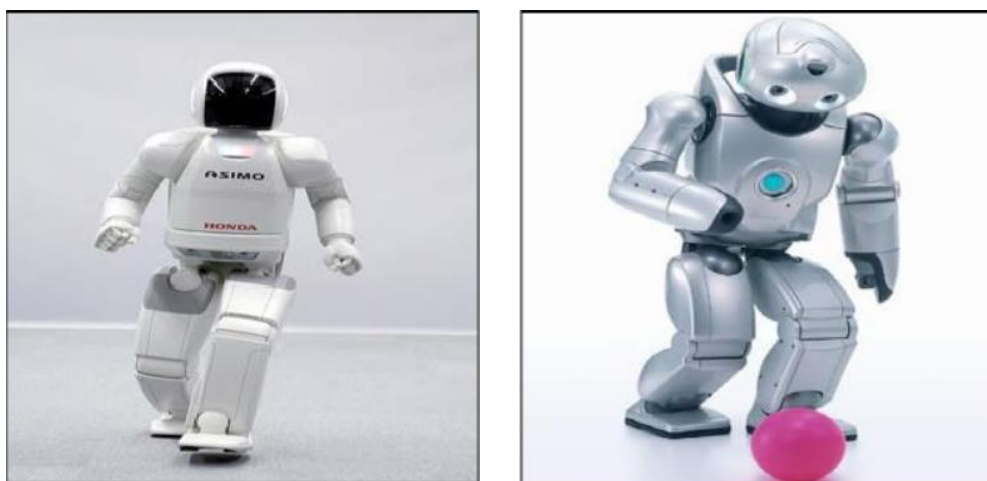


图 1-2 ASIMO 机器人和索尼 QRIO 机器人

众所周知机器人的问世被誉为人类有史以来最具突破性的科学创造产物。简单来讲，有 3 个理由发展机器人：第一，与人类相比机器人本身机器特性决定了机器人能够代替人类去承担某些不适宜人工的工作。第二，机器人能够更快、更好的工作。第三，某些工作对于人来说可能力有不逮，然而机器人却有可能游刃有余完成这项工作。

目前的移动机器人研发与应用领域内,能够实时、真实、精确、有效的再现移动机器人运转的工作环境成为后续的研究工作中的必要条件^[40]。因此我们可以认为突破现有桎梏关键在于自主导航技术的发展。移动机器人研究领域的重点集中在如何让机器人在复杂环境中完成某项预设的任务^[43,44]。

Leonard 和 Dunant-Whyte 将机器人的自主移动问题归纳为三个部分:“我所在的位置?”,“我的目的地在哪”、“我如何从所在位置移动到目的地?”,从而简约而直观的反应出自主移动机器人面临并且需要解决的技术问题^{[3][4]}。“由此我们可以得出需要破解的移动机器人获知自身位置的首个问题——自定位问题。为解决这个问题,需要机器人通过配备的传感器感知自身及所处场景拓扑信息。通过对自身所处位置信息的描述与场景观景的观测建模,建立机器人与场景之间的位置关系,机器人的定位与环境模型建立密切相关,环境模型的精确程度直接关系到机器人的定位精确性。第二与第三个问题对应于机器人运行过程中的导航与路径规划决策问题,当机器人获知自身在环境地图中的位置后,就能够对自身位置到目的地的路径进行规划与决策,在路径规划过程中需要对次优或最优路径路线上的障碍物进行智能识别检测,并自动规避障碍物,因此障碍物模型的精确快速建立,是路径规划过程中机器人系统稳定性、安全性与实时性的关键。

移动机器人的自主导航是借助种类繁多的传感器才能得以顺利完成,常规配备的传感器有两种^[37]。内部传感器包括集成于内部的惯导(INS)、陀螺仪、里程计等。移动机器人能够通过内部传感器感知自身的位移信息,同时通过结合机器人运动控制模型,依据航迹对算法实现对自身位置的预测估计。然而这类传感器由于系统误差及场景环境影响会产生漂移误差。若不能对产生的误差及时的修正,误差随时间不断积累后将会对定位精度产生极大影响,长距离定位导航时会严重威胁系统的安全性及稳定系。外部传感器则是在机器人外部能够让机器人像用人眼一样“看”到外部环境用于感知外界环境信息的传感器,声纳、激光雷达、视觉系统及全球定位系统等是应用最为广泛的。移动机器人能够将从“看”到的数据信息根据算法进行特征地图建模,从而辅助机器人实现的自定位与导航。通过预测模型与实际地图行进匹配对航迹推算法产生的漂移误差不断及时修正,从而实现较为精确的定位与导航。

1.2 研究现状

现今机器人的定位技术研究方式归纳概括起来主要有:航位推算法、基于摄像头视觉图像定位、WLAN 定位以及 RFID 以及 GPS 等。根据移动机器人初始位置信息是否已知能够将基于环境模型的定位方法分为绝对位置定位方法和相对位置定位方法两种。前者是通过不断累加移动机器人相对于起始方位的位移和方向角来获知机器人的每一时刻所处的位置点,通常也被称之为航迹推算法。后者按照定位模式的差异可以归纳为利用三角原理的几何全局定位方法和不断更新维护位姿的概率空间分布的定位方法^[5]。这种方式主要采用导航信标、主动或被动识别,地图匹配或 GPS^[6],信标或标识牌的建设和维护成本较高,GPS 只能适用于室外。基于视觉图像的定位方法能够让机器人如同人一般“看见”工作环境,具有场景理解的自适应能力。移动机器人使用传感器数据可

视化手段采集场景信息，包括可见光的所有波段，特定波段的红外光以及特定频率的激光和超声波。视觉定位技术简单且具备障碍检测，环境地图构建等功能且符合人工智能的发展方向。文献^[49]提出了一种融合了超声传感器和激光雷达信息的基于模糊数据融合的相对定位方法。文献^[50]提出在 UKF 算法中引入多维观测噪声尺度因子能够根据实时环境信息对传感器噪声模型做出自适应调整。

概率空间定位方法原理是通过激光传感器通过采集环境信息从而不断的维护和更新位置和姿态的概率分布实现的^[38]。其方法原理是根植于贝叶斯滤波算法，通过传感器获取外部环境参数信息递归估计位置和姿态的后验概率分布。概率定位算法主要有卡尔曼滤波器、Markov 和 Monte Carlo 及扩展卡尔曼滤波器（EKF）^[7]。Akio Kosaka 和 Avi Kak 开发了一种基于环境模型的室内机器人导航系统——FINALE,它通过将环境通过 CAD 模型表示，同时通过扩展卡尔曼滤波器维护和更新机器人的位置和姿态变化^[8]。美国的卡内基梅隆和德国波恩大学 Sebastian Thrun¹, Maren Bennewitz 等人联合推出的博物馆中运行的自主导航机器人如图 1-3，先存储博物馆中展览场的几何模型和每一个展览品在场地中的实际位置，借助激光雷达和先验地图模型匹配定位^[9]。



图 1-3 美国历史博物馆机器人

移动机器人定位导航算法主要须要具备以下几种要求：1：实时性要求，2.鲁棒性要求，3.精确性要求。对于机器人工作环境表示可以根据维度划分成平面地图表示和立体地图表示，平面地图表示仅局限于一个二维平面结构，使机器人的使用受到地形，障碍物立体形状的限制，但是平面地图表示计算较为简单需要处理的数量量小，因此实时性较好。平面地图构建过程中会丧失许多场景细节。因此立体地图表示方法能够获得更为精确的环境信息，能够使远程用户可以较为直观的观测机器人所处环境，但是由于计算机要处理三维环境信息计算量巨大因此实时性要稍差。对于运行环境在简单地形的室内机器人平面地图就足以胜任一般工作，而对于工作环境复杂的室外环境或者特殊任务的室内机器人三维地图较为适合。

机器人室内场景模型重建的方法可以主要的划分成三种类型^[1]：（1）基于测距传感器例如激光传感器超声传感器的几何重建方法。（2）基于图像 3D 匹配方法。（3）基于

环境几何信息和颜色信息相融合的混合方法。激光扫描仪能够以特定频率发出激光并射向环境中的目标物体，获取从目标物体反射回的激光通过时间差和光速计算出物体的距离信息的传感器。激光扫描仪具备测距耗时短速率快，精度高，能够较为直观的捕捉信息等优点。但是由于激光传感器仅能获取点数据，对环境进行几何表示而无法获取环境纹理信息。基于图像 3D 匹配的模型重建，立体视觉的工作原理是采取从两个或者多个视点观测同一个场景，获得在多个视角下的一组图像，然后通过三角测量原理取得这组中的不同图像中相对应的像素点之间的视差进而推断场景中目标物体所处的空间位置等。其缺点是如果仅用普通摄像头进行采集影像，受限于普通摄像头狭窄的视角，不能得到全景视图。只能对普通摄像头加以改造利用旋转和拼合的方式获得全景视图，这种方法同时存在着结构复杂，实时性较低的缺点。为了解决这个问题可以使用全景视觉得到全景图像。但是立体视觉方法还需要摄像头标定，特征提取和立体匹配，不同的算法选取中容易出现误差。在现有技术下，通过图像立体匹配的方法只能够得到模型精度很低的具备纹理信息的三维场景模型，因此在实用性上大打折扣。基于环境几何信息和颜色相结合的模型重建可以将上述两种方法的优点结合，但是数据计算量巨大因此实时性成为最大的问题。

环境地图构建是指建立机器人所工作场景内的各种物体的准确空间位置描述^[45]。栅格分解是将其工作场景分割成规则均匀的栅格，其上有两种状态占据或者是自由，四叉分解是从均匀分解发展而来^[46]。基于 Voronoi 图的环境模型存在路径质量较差的问题^[47]。室内环境未知的二维全局地图建立由于其计算简单实时性较好等优点成为移动机器人研究课题的主要方向^[10]。在早期的研究中利用声纳、红外等传感器建立的地图因为噪声难以处理而缺乏准确性。现今大多采用激光扫描传感器来建立二维地图，然而在位置环境中机器人仅能采集到极少、不完整的环境信息。机器人需要通过配置的传感器采集数据后经过算法计算提取有效数据创建环境地图。想要达到精确定位的目的，机器人必须利用位置相对确定的场景特征校对其所在位置，与此同时为了拥有相对确定的场景特征又必须让机器人知晓其所处的精确位置。因此需要机器人在未知环境中运动的过程中根据传感器数据估量位置并进行自身定位，建立增量式地图。然而在建立增量式地图的过程中由于地图建立与同时定位的矛盾，因为会产生累计误差，影响定位和导航的准确性^[11]。Agostino 研究了一种通过实验取得里程计观测值求取误差模型的方法^[33]，杨晶东等人研究的基于视觉图像来校正轨迹推移法带来的系统误^{[34][35]}。

路径规划器根据场景信息感知程度差异，能够划分为环境场景信息已知的全局路径规划和环境场景信息完全未知或部分场景信息未知的局部路径规划；按照工作场景中障碍物位置是否存在变化来讲，可以划分成障碍物静止不动的静态规划和障碍物存在位置变化的动态规划；根据移动机器人工作场景的不同，能够划分成室内环境和室外环境；根据规划策略不同差异能够划分成精确法和启发式，根据目标信息是否已知，可以分为空间搜索和路径搜索；也有划分成基于地图、基于传感器探测模型和基于行为的路径规划方法等。

路径规划蓬勃发展的这二十多年以来，经过众专家学者对科研的孜孜不倦追求和精益求精的精神，路径规划技术从传统的可视图法、自由 C 空间法、栅格法、人工势场法

发展到 A*算法、D*算法逐步发展演变成现代的遗传算法、基于蚁群算法、神经网络算法及模糊逻辑算法等各种智能算法。柴寅、唐秋华、邓明星等人的栅格模型构建与蚁群算法求解的方法；朱庆保的应用最临近搜索策略的基于改进蚁群算法的机器人的路径规划^[27]；夏春蕊、王瑞等人的概率模型检测技术在机器人路径规划中的应用^[28]；徐斌等人的基于机器视觉的井下搜救机器人的路径规划^[29]；冯翔、马美怡等人的基于社会群体搜索算法的机器人路径规划等^[30]。本文提出一种基于激光传感器的障碍物建模方法的路径规划方法。

1.3 研究目标

通过以上内容的分析，本文主要研究的是室内机器人在地图已知的工作环境中基于激光观测模型的改良扩展卡尔曼滤波算法实现移动机器人自主移动的方法。在实际问题的基础上建立了移动机器人运动控制学模型、环境模型以及障碍物检测模型，提出了实现自主导航的具体方法。本文通过改良的地图匹配算法结合扩展卡尔曼滤波算法校正航迹推算法产生的漂移误差，在分析论证与具体实践实验的基础上，系统研究了移动机器人自主导航所需要的关键技术，能够得到如下预期成果：

（1）通过观测模型与环境地图模型的匹配，建立机器人坐标系与场景坐标系的映射关系，较为精准的确定移动机器人的位置；

（2）根据激光雷达特性与型号设定阈值，对激光雷达采集数据点根据阈值聚类分析。使用最小包围圆算法较为精准的建立障碍物模型；

（3）通过仿真实验，比较算法模拟的位置与机器人实际位置的误差率，和障碍物自主检测避障准确性与稳定性，从而对整个机器人系统定位及避障的准确性、实时性、稳定性进行有效验证；

（4）通过仿真实验效果分析匹配方法及建立障碍物模型的局限性以及纠正正在研究过程中可能存在的问题，并对在仿真实验中发现的问题和缺陷做出对后续工作的展望。

1.4 主要研究内容及论文结构安排简介

本文总共分为五个章节：

第一章的绪论部分首先阐述在当前世界形势下移动机器人自主导航技术研究背景及其研究的意义，指出了移动机器人自主导航目前存在的问题与关键技术所在。其次对国内外的研究现状进行了分析，指出了目前研究的主要方向与主流趋势，介绍了不同定位、路径规划方法的部分优势与不足，并依此提出了本文研究的目的和方法。

第二章重点介绍了激光雷达测距技术、扫描类型及参数等、以及激光数据的类型与格式。第二部分主要介绍了数据点的精简以及主要的数据降噪方法。

第三章分为三个部分。第一部分介绍机器人运动学表示及控制运动学模型的创建。第二部分主要是建立局部（机器人）坐标系与全局（场景）坐标系之间的映射关系模型，从而通过机器人装配的激光雷达获知自身的位置，即激光定位原理部分。第三部分是介

绍扩展卡尔曼滤波算法，以及将我们的地图匹配算法结合扩展卡尔曼滤波算法完成机器人定位仿真实验。

第四章主要是研究机器人自主导航过程中的路径规划及避障问题，通过激光传感器自身性质检测并识别障碍物，通过既定的路径优化规则完成最优或次优寻径，自动规避障碍物。

第五章是对全文工作的总结，并通过仿真实验中发现问题和不足展望下一步深入研究的目标，明确未来的研究方向。

第二章 激光雷达简介与数据处理

2.1 激光测量技术与离散数据介绍

激光雷达是激光测距及测距系统的简称，由传统雷达技术与激光技术融合而成的一种主动式的现代遥感技术。激光测距雷达具有许多其它测距传感器所不具备的优势与特点。例如激光亮度可达 $1011\text{W}/\text{cm}^2\text{Sr}$ ，激光基本沿直线传播发散角很小聚焦得到极高的功率密度，频谱狭窄单色性好和时间相干性和空间相关性都好等特点，同时具备速度分辨率高、距离分辨率高、角分辨率高、测距幅度广，抗干扰能力强等优势^{[13][34]}。激光雷达通过不断扫面工作环境能够得到离散数据点。本文中由于室内地面光滑且结构较为简单，因此只需要采用 2D 激光雷达，我们重点介绍 2D 激光扫描仪的相关特点和应用。下面对这几个部分进行详细的介绍。

2.1.1 激光雷达测量技术

激光雷达是一种以射出可见激光束来探测到目标的雷达系统^[32]。从工作原理上来说其与常见的微波雷达在本质上并没有差异，只是发射光束的波长存在差别。激光雷达向目标物体射出一束一定频率的探测信号，探测信号遇到障碍物即原路返回，这时的信号发射端又充当了信号接受端，然后计算机将接收到的信号经过适当处理后，即可获得障碍目标的距离信息，当然该结果的可靠性有可能受到外界因素影响。

激光雷达具备速度快、自动化程度高，劳动强度低、精度高、通用性强等优点^[12]。激光测量技术所能测定的除了最基本的长度或位置外，还能够对时间的变化即位移，形变，速度，震动等进行测量。因此激光测量技术的应用是与激光所特有的性质是紧密相连的。

2.1.2 激光雷达分类及扫描方式

激光雷达的分类方式繁多^[13]：

- (1) 以激光波段频率可以划分为紫外激光雷达、可见激光雷达和红外激光雷达等。
- (2) 以激光工作物体的性质可以划分为固体激光雷达，气体激光雷达，半导体激光雷达等。
- (3) 以功能类别可以划分为激光测距雷达、风剪切雷达、目标识别雷达和跟踪雷达等等。
- (4) 以搭载激光雷达平台可分为便携式、地基式、车载式、机载式等等。
- (5) 以激光探测方法可以划分为采用脉冲振幅调制技术的直接探测式和采用脉冲频率调制的相干探测激光雷达两种类型。

激光雷达的典型扫描方式有：振荡（钟摆）即线扫描，章动式圆锥扫描和光纤扫描

三种^[13]。

扫描式一般通过光直接入射到反射平面上周期性振荡和激光入射到连续旋转的多棱镜表面的旋转式扫描镜实现。旋转式扫描方法发射的是平行线。

(1) 圆锥扫描方式是通过倾斜扫描镜实现。将扫描镜的镜面倾斜成一个角度，使其旋转轴与激光束成特定夹角。

(2) 光纤扫描方式。光纤扫描采用 MEMS 摆镜与光纤扫描组合方式沿着一条直线排列，光斑在地面上展现的扫描线呈现出平行线或“Z”字型。

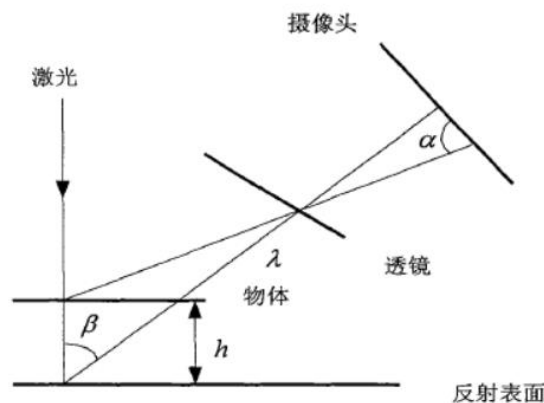


图 2-1 激光三角法测量原理图

2.1.3 激光雷达数据格式

激光传感器获得的数据严格来讲涵盖位置，时间、强度、姿态/角度、距离等扫描过程中系统获得的各类数据。而在现实运用过程中，我们通常触及和应用的是与具体时间及射出信号波长相对应的点坐标及强度^[14]。

激光雷达的数据主要有如下几个特点^[14]：

(1) 从内容表达形式来讲，2D 激光传感器数据是星罗棋布于对象表面的一组二维数据点坐标。

(2) 激光传感器数据在形式上不是连续的而是呈现离散分布。“离散”指的是数据点的位置具有间断性，在二维空间呈现出规则分布。

(3) 数据格式第三个特点是在扫描区域带中数据呈现出不均匀分布，激光传感器在不同位置的光斑密度呈现差异化，这种情况主要与其所采取的扫描方式不同相关。

本文中选取的激光雷达型号为 UTM-30LX/LN。UTM-30LX/LN 使用激光源（ $\lambda=905\text{nm}$ ）扫描 270 度范围如图 2-1 所示。它在范围内测量到物体的距离并且使用步距角来计算这些点的坐标。传感器测量数据随着角度通过通信通道传播。

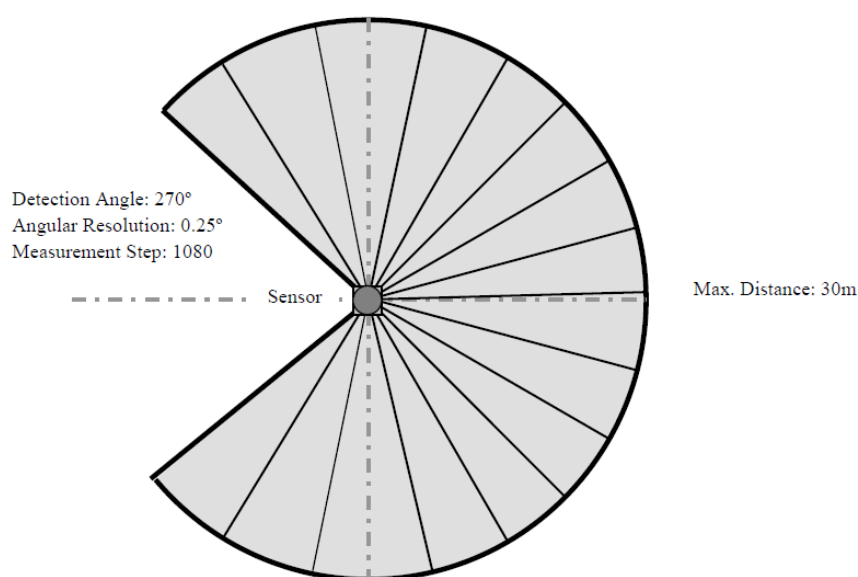


图 2-2 激光雷达参数

根据图 2-2 所示,扫描角度(Detection Angle)为 270 度,角分辨率(Angular Resolution)为 0.25 度,测量步距(Measurement Step)为 1080。最大距离(Max Distance)为 30m。

如图 2-3 所示,检测角度(E)是传感器扫描测量有效范围的最大值。角分辨率被定义为 360 度除以缝隙 F, F 为 1440。由于有效检测角度为 270 度,角分辨率为 0.25。因此在有效检测范围内的缝隙为 270 度除以角分辨率 0.25 等于 1080,因此激光雷达扫面一周能够获得 1081 个数据。

位置 0 (Step 0) 是第一个测量点。位置 A 是检测范围内的初始测量点。位置 B 是传感器正前方, C 是检测范围的结束点。D 是最后一个测量点。

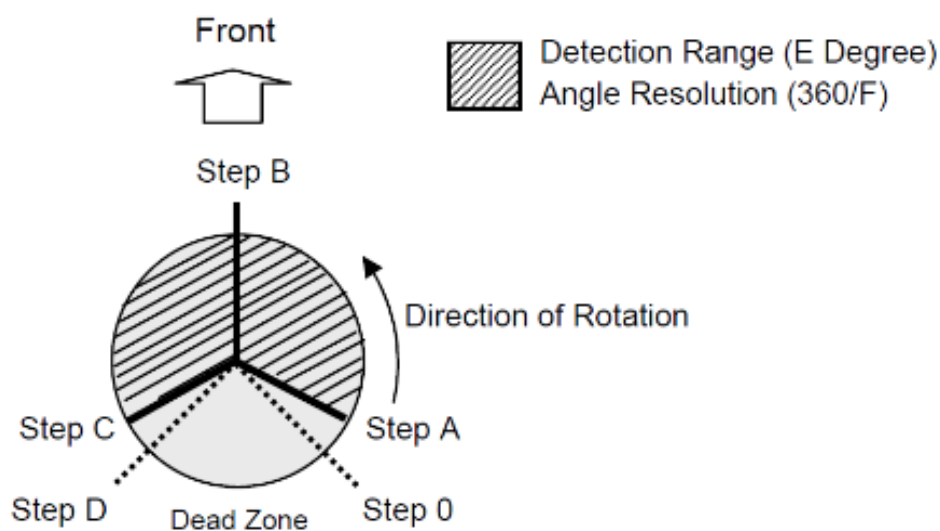


图 2-3 激光雷达扫描示意图

UTM-30LX 激光传感器扫描数据格式如图 2-4 所示。均采用极轴方式保存,根据步

距和角分辨率即可得到在笛卡尔坐标系的坐标值。

```
laser 1081 5.573000 5.521000 5.514000 5.478000 5.471000 5.450000 5.425000 5.425000 5.434000
laser 1081 5.542000 5.530000 5.511000 5.486000 5.474000 5.472000 5.434000 5.424000 5.424000
laser 1081 5.556000 5.525000 5.499000 5.498000 5.469000 5.456000 5.441000 5.426000 5.426000
laser 1081 5.544000 5.526000 5.517000 5.483000 5.481000 5.452000 5.436000 5.425000 5.425000
laser 1081 5.551000 5.519000 5.500000 5.497000 5.468000 5.448000 5.446000 5.430000 5.430000
laser 1081 5.563000 5.529000 5.514000 5.492000 5.466000 5.455000 5.425000 5.425000 5.434000
laser 1081 5.542000 5.516000 5.502000 5.488000 5.458000 5.458000 5.424000 5.424000 5.434000
laser 1081 5.558000 5.530000 5.491000 5.469000 5.465000 5.450000 5.430000 5.430000 5.434000
laser 1081 5.549000 5.534000 5.522000 5.495000 5.473000 5.465000 5.434000 5.412000 5.412000
laser 1081 5.554000 5.532000 5.497000 5.485000 5.458000 5.453000 5.420000 5.418000 5.418000
laser 1081 5.561000 5.524000 5.509000 5.479000 5.472000 5.457000 5.436000 5.433000 5.433000
laser 1081 5.555000 5.516000 5.504000 5.486000 5.467000 5.452000 5.431000 5.426000 5.426000
laser 1081 5.573000 5.524000 5.507000 5.478000 5.461000 5.448000 5.427000 5.427000 5.431000
laser 1081 5.543000 5.532000 5.513000 5.495000 5.466000 5.453000 5.427000 5.425000 5.427000
laser 1081 5.543000 5.519000 5.511000 5.491000 5.473000 5.461000 5.436000 5.434000 5.432000
laser 1081 5.543000 5.524000 5.507000 5.486000 5.474000 5.461000 5.430000 5.428000 5.428000
laser 1081 5.552000 5.525000 5.518000 5.491000 5.471000 5.458000 5.433000 5.429000 5.429000
```

图 2-4 激光雷达数据示例

2.2 二维激光数据预处理

2.2.4 数据分割

数据分割技术是按照构成物体外曲面所属子曲面类型的差异，将属于同一子曲面类型的数据通过某种分类方法划分为同一组^[16]。实际应用的中的曲面模型通常可能会含有多个曲面几何特征，因此如果直接利用激光数据进行拟合，会造成曲面模型数学表示难度增大。

本文采用依据欧氏距离的区域分割法分割数据，其原理是依据计算相邻两个激光扫描点之间的距离为标准。当这两个激光点之间的距离超过某一预设阈值时，对该区域进行分割，若未超过则进行下一个数据点的判别断，目前大多采取动态阈值的方法对二维激光数据进行区域分割。

2.2.5 数据精简

激光传感器每秒钟能够扫描 40 次，每次获得 1081 个二维离散数据点。庞大的数据量及可能存在的冗余数据对系统的实时性会造成很大影响，因此我们有必要对采集的数据进行降噪精简。

扫描线数据点云中异常点的常规去除方式包含三种^[15]：

(1) 观察法：这种方法通过肉眼进行筛选适用于数据量较小偏差较大的数据集。

(2) 曲线检查法：这种方式通过数据集数据的首尾两点采取最小二乘法拟合出一条曲线，曲线阶次由曲面界面性状确定，然后分别计算居中数据点到拟合曲线的距离，大于阈值则认为此数据点是坏点。这种方法的缺点是若选择的首部和尾端为噪声点时导致去除过多的数据点会影响精度。

(3) 偏差过滤法即只考虑弦高的数据精简方法。连接待检测点前后两点，计算 P_i 到弦的距离 h_i ，若是 h_i 大于指定阈值 ψ 则认定 P_i 是应删除的坏点。

通常仅采用弦高的数据精简方式可能会删除部分特征点。是以我们在数据点集上采

取角度弦高法精简数据集。角度法的缺点是当相邻点相距较远时，即便其夹角很小但是弦高也可能差距较大；弦高度法的缺点是当向邻近的两个点相距很近时，即便弦高很小但是其角度也可能差距较大。因此我们综合考虑后选取同时考虑角度和弦高值两种误差的方法^[16]。如图 2-5 所示。

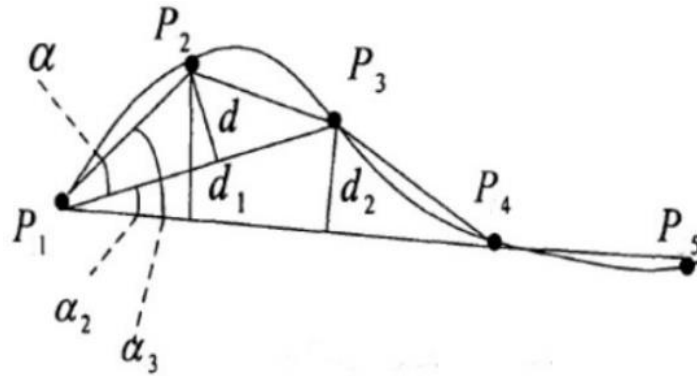


图 2-5 角度-弦高法精简数据

方法的步骤如下执行：

- (1)首先要确定阈值 $\Delta\alpha$ 和 Δd ;
- (2)从数据集的起点开始取相邻据点 P_1 、 P_2 、 P_3 ;
- (3)对于相邻的采集点 P_1 、 P_2 、 P_3 分别计算 $\overline{P_1P_2}$ 到 $\overline{P_1P_3}$ 的角度差 α ，然后可以求得 $d = \overline{P_1P_2} \sin \alpha$ 。
- (4)如果 $\alpha < \Delta\alpha$ 且 $d < \Delta d$ ，则舍去点 P_2 ，取 P_3 后面的一点 P_4 ，若是 P_4 不存在，则表明该扫描线上的点都已处理完成，转向步骤(6)，反之则将 P_2 作为起始点转向步骤(3)。
- (5)如果 $\alpha < \Delta\alpha$ 且 $d < \Delta d$ 不成立，则将 P_2 作为起始点，计算 P_2 、 P_3 、 P_4 。如若 P_4 不存在，表明已处理完成转向(6)，反之将 P_3 作为起始点再转步骤(3)。
- (6)判别所有扫描线是否均已取完，如若还未取完则选择下一条扫描线并转向步骤(2)，反之表明采集点精简完毕。

2.3 本章小结

本章主要是先介绍了激光雷达的有关特性及激光雷达采集数据的特点，为本章第二部分介绍基于激光雷达的室内机器人定位方法中激光传感器扫面工作环境时得到的二维离散数据的预处理过程与使用的方法奠定基础。在本章的工作中通过数据分割和弦高角度法精简压缩数据，降低数据处理的难度和计算量。为第三章环境模型的精确建立与观测，第四章障碍物模型的精确建模打下基础。

第三章 基于场景地图匹配方法的移动机器人自定位

机器人能够通过激光传感器感知环境信息，通过与预先建立的已知环境地图匹配特征点或者直线能够修正轨迹推理法过程中随着时间漂移误差的累加。移动机器人精确的自定位是其完成自身规定任务重要前提，也是路径规划过程中正确躲避障碍物的前提条件。因此本章内容是整个研究过程中的重中之重。

3.1 移动机器人的位置运动学

3.1.1 空间点表示

矩阵不但能够表示点、向量、坐标系、旋转及变换，还能够表示坐标系中的物体和其他的运动元件。创建坐标系后，我们能够通过对一个 3×1 的位置矢量描述机器人的空间位姿并对空间坐标系中的任意点定位^[10]。

我们能够用一个矢量 \mathbf{p} 来表示点 P ，并且能够等价认为是空间任何一个位置，并用一组有序实数 (a_x, b_y, c_z) 表示，即 $\mathbf{p} = a_x \mathbf{i} + b_y \mathbf{j} + c_z \mathbf{k}$ ，其中 a_x 、 b_y 、 c_z 为该向量在坐标系下的分量，矩阵表示为 $\mathbf{p} = [a_x \ b_y \ c_z]^T$ 。

为了确定目标物体在空间中的位置和姿态，我们通过连接物体的参考坐标系表示如图 3-1 所示 P 点上坐标系相对于参考坐标系的情况。

$${}^A_B \mathbf{R} \begin{bmatrix} {}^A X_B & {}^A Y_B & {}^A Z_B \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} \\ r_{21} & r_{22} & r_{23} \\ r_{31} & r_{32} & r_{33} \end{bmatrix} \quad (3-1)$$

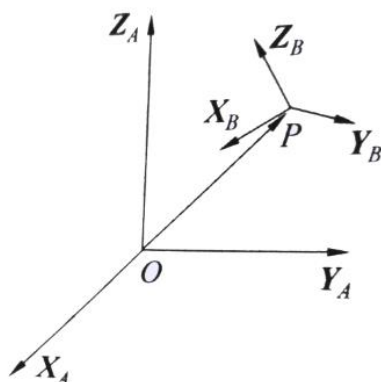


图 3-1 坐标系变换表示

3.1.2 齐次坐标变换

当空间中用坐标系表示的物体发生相对运动时，以其中固定不变的坐标系为参考坐标系。空间中任一物体的运动能够用参考坐标系的矩阵变换来表示。这是由于该变换自身反映的即是坐标系状态的改变，所以这种改变可以用坐标系来表示。变换可以分为以下几种形式^[10]：

- (1) 平移变换。
- (2) 旋转变换。
- (3) 平移与旋转变换的结合。

对于第一种形式纯平移，新的位置信息能够在原位置坐标矩阵上左乘变换矩阵得到，即：

$$A = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -V\Delta t \sin(\theta + \varphi) \\ 0 & 1 & V\Delta t \cos(\theta + \varphi) \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3-2)$$

对于第二种情况旋转变换，新的位置坐标矩阵同样能够通过原位置坐标矩阵前左乘变换矩阵获得，即： $F_{new} = {}^A_B \text{Rot}(X, Y, Z, \theta) F_{old}$ 。

根据矩阵计算可知绕 X、Y、Z 轴旋转 θ 角的齐次变化矩阵分别记为：

$${}^A_B \text{Rot}(x, \theta) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \cos \theta & -\sin \theta & 0 \\ 0 & \sin \theta & \cos \theta & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3-3)$$

$${}^A_B \text{Rot}(y, \theta) = \begin{bmatrix} \cos \theta & 0 & \sin \theta & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ -\sin \theta & 0 & \cos \theta & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3-4)$$

$${}^A_B \text{Rot}(z, \theta) = \begin{bmatrix} \cos \theta & -\sin \theta & 0 & 0 \\ \sin \theta & \cos \theta & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3-5)$$

对于平移与旋转变换的结合只需要多次调用函数再组合就能够完成。

3.2 移动机器人运动学

机器人的位置可以用三维向量 $(x, y, \theta)^T$ 表示二维平面下的机器人位置, 因此我们三个需要估计的变量, 即 $(x_v, y_v, \theta)^T$ 。

针对本文研究的 Car-Like 的机器人运动学模型展开研究, 其预测方程为:

$$s_k = f(s_{k-1}, u_{k-1}, Q) \quad (3-6)$$

$$\begin{bmatrix} x_k \\ y_k \\ \theta_k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_{k-1} + \bar{V} \Delta t \cos(\theta_{k-1} + \bar{\varphi}) \\ y_{k-1} + \bar{V} \Delta t \sin(\theta_{k-1} + \bar{\varphi}) \\ \theta_{k-1} + \frac{\bar{V} \Delta t \sin(\bar{\varphi})}{W_B} \end{bmatrix} \quad (3-7)$$

其中 s 表示车的状态; Q 表示噪声; φ 表示车头方向转向角; V 表示速度, Δt 表示控制的时间差; W_B 表示车两个后轮的间距。 V 作为车辆控制输出受到高斯白噪声影响, 因此 $\bar{V} = V + Q_1$, 转向角 $\bar{\varphi}$ 同样受到高斯白噪声影响, 因此 $\bar{\varphi} = \varphi + Q_2$ 。

由上述公式可求得其雅可比矩阵 A (f 对状态 s 求导)

$$A = \begin{bmatrix} \frac{\partial f(\hat{s}_{k-1}, u_{k-1}, 0)}{\partial x} & \frac{\partial f}{\partial y} & \frac{\partial f}{\partial \theta} \end{bmatrix} \quad (3-8)$$

$$A = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -V \Delta t \sin(\theta + \varphi) \\ 0 & 1 & V \Delta t \cos(\theta + \varphi) \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3-9)$$

以及

$$W = \begin{bmatrix} \frac{\partial f(\hat{s}_{k-1}, u_{k-1}, 0)}{\partial Q_1} & \frac{\partial f}{\partial Q_2} \end{bmatrix} \quad (3-10)$$

$$W = \begin{bmatrix} \Delta t \cos(\theta + \varphi) & -V \Delta t \sin(\theta + \varphi) \\ \Delta t \sin(\theta + \varphi) & V \Delta t \cos(\theta + \varphi) \\ \frac{\Delta t \sin(\varphi_1 + Q_2)}{W_B} & \frac{V \Delta t \cos(\varphi_2)}{W_B} \end{bmatrix} \quad (3-11)$$

式中, W 是 f 对干扰 Q_1 、 Q_2 的偏导的雅可比矩阵。

3.3 移动机器人及场景笛卡尔表示方法

我们通过构建坐标系表示机器人在场景中运动的信息，机器人的空间信息不仅包括其在场景内的所在坐标位置，还包括机器人的姿态信息。我们能够构建机器人自身的坐标系即局部坐标系和场景坐标系即世界坐标系的映射关系来反映机器人的位姿空间。位姿空间包括机器人的位置和方位角。

3.3.1 场景及机器人的坐标系表示

由于我们的实验环境场地尺寸远远大于移动机器人的尺寸，因此为了缩减运算量提高效率我们将激光传感器坐标系与机器人自身传感器坐标系重合。同时我们规定场景坐标系与机器人自身坐标系共面，因此可以仅用 X, Y 坐标轴表示机器人的位置减少机器人自由度提高实时性。我们规定机器人坐标系以机器人中心为坐标原点，极轴方向为 X_R 轴的正方向，将 X_R 轴逆时针旋转 90 度定义为 Y_R 轴正方向。场景坐标系以场景左下方边界角点为坐标原点， Y_w 轴与 Y_R 坐标轴同向平行， X_w 轴与 X_R 轴平行同向。

机器人在场景中的平移和旋转能够用变换矩阵表现。我们通过机器人移动过程中确定激光传感器采集的特征点局部坐标系中的位置，通过特征点在局部坐标系与全局坐标系的映射关系，然后反推得到机器人在全局坐标系下的位置从而实现机器人的定位。

我们使用旋转激光扫描仪扫描最大角度为 270 度，角分辨率为 0.25 度，扫描一次获得 1081 个数据。在机器人移动过程中激光传感器以逆时针方向每隔 0.25 度测量一个场景中检测物体及场景边界到机器人的距离。为得到机器人在场景所在位姿空间，我们定义如图 3-2 所示坐标系模型。

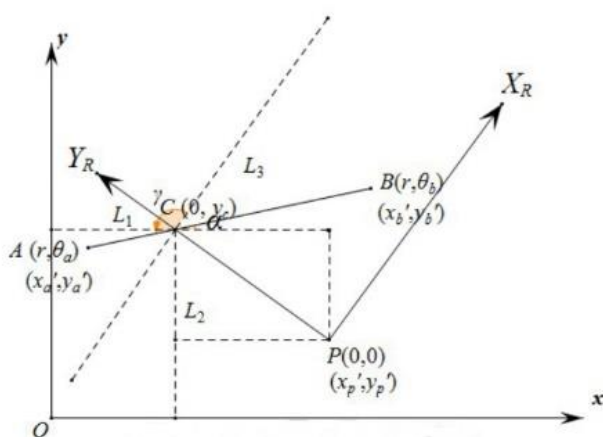


图 3-2 机器人坐标系位置与场景坐标系映射图

3.3.2 机器人的运动坐标映射模型及激光定位原理

坐标映射是一个坐标系的坐标变换为另一种坐标系坐标的方法，本文将机器人坐标系映射到全局坐标系中。如 3.3.1 节中图所示，我们可以得到如下坐标映射模型：

XOY 坐标系为世界坐标系（全局坐标系），坐标系 $X_R O Y_R$ 为机器人坐标系（局部坐标系）。A、B 两点为传感器获得的任意两点，它们在 A、B 两点局部坐标系 (r, θ_a) 和 (r, θ_b) ，世界坐标系中 A 点和 B 点的坐标分别为 (x_a', y_a') 和 (x_b', y_b') 。 (r, θ_a) 和 (r, θ_b) 为极坐标下 A、B 两点坐标表示， $x = \rho \cos \theta, y = \rho \sin \theta$ 。设线段 AB 与局部坐标系 Y_R 轴交点为 C 坐标值为 $(0, y_c)$ ，如图所示。过点 C 分别作 X、Y 轴垂线记为 L_1, L_2 。过点 P 分别作虚线交 L_1, L_2 距离分别为 D_x, D_y 。C 到 P 点的距离为 D 即 y_c 的绝对值。 L_3 为与 X 局部坐标系平行线，线段 AB 与局部坐标系 X_R 轴正向夹角为 γ 。方向为从坐标轴正向逆时针指向线段 AB，与世界坐标系 X 轴正向的夹角为 α ，方向为从坐标轴正向逆时针指向线段 AB。局部坐标系 Y_R 轴与世界坐标系 Y 轴顺时针方向夹角为 β 即机器人在场景中的角范围为 $(-\pi, \pi)$ 。

根据图 3-2 标注数据与定比分点公式可以求出点 C 在世界坐标系的坐标值，然后可以求得 P 在世界坐标系的坐标及机器人的姿态角度。

$$(x - x_1, y - y_1) = \lambda(x_2 - x_1, y_2 - y_1) \quad (3-12)$$

$$\lambda = \frac{x_c - x_a}{x_b - x_c} \quad (3-13)$$

$$x_p' = |x_c'| - y_c \sin \beta \quad y_p' = |y_c'| - y_c \cos \beta \quad (3-14)$$

$$D_x = y_c \sin \beta, D_y = y_c \cos \beta \quad (3-15)$$

$$\begin{cases} \beta = \alpha - \gamma & 0 < \beta < \pi \\ \beta = \alpha - \gamma - 2\pi & \pi < \beta < 2\pi \end{cases} \quad (3-16)$$

$$\alpha = \arctan \frac{y_a' - y_b'}{x_a' - x_b'} \quad (3-17)$$

$$\gamma = \arctan \frac{\sin \theta_a - \sin \theta_b}{\cos \theta_a - \sin \theta_b}$$

根据以上公式可得：

$$x_p' = \frac{(x_c - x_b)}{x_a - x_b} x_a' + \frac{(x_a - x_c)}{x_a - x_b} x_b' - y_c \sin \beta \quad (3-18)$$

$$y_p' = \frac{(y_c - y_b)}{y_a - y_b} y_a' + \frac{(y_a - y_c)}{y_a - y_b} y_b' - y_c \cos \beta \quad (3-19)$$

由上述公式我们就可以得出，如果能够获得任意两个采集点在世界坐标系的坐标值，就能够作为坐标变换中的特征值，进而求得机器人在场景中的位姿空间。其中 x_c 的坐标

值为 0, $y_c=D$ 可由以下公式求出:

$$\frac{(x-x_1)}{(x_2-x_1)} = \frac{(y-y_1)}{(y_2-y_1)} \quad (3-20)$$

C 点在局部坐标系的坐标为:

$$(0, y_a + \frac{y_b - y_a}{x_b - x_a} (-x_a))$$

3.4 扩展卡尔曼滤波算法简介

上世纪中叶, 数学家鲁道夫·卡尔曼发表了一篇极具影响力的论文, 该论文提出了一种递归解决离散数据线性滤波问题的方法。从此之后, 随着数学与计算机技术的不断进步, 卡尔曼滤波器的应用得到空前广泛发展, 最令人瞩目的是在自主导航领域的应用。

卡尔曼滤波算法能够获得一个合成的最优回归数据处理算法。它注重精度而是整合了全部信息, 对感兴趣的变量(机器人的位置)估计当前值^[17]。图 3-3 展示了卡尔曼滤波算法的常规方案, 图中整个系统设置有控制信号和系统误差源。卡尔曼滤波器是根据感知环境信息和测量装置, 预测系统状态最优估计的数学模型, 描述了动态模型系统、噪声以及测量误差存在的不确定性。从理论上讲卡尔曼滤波器是融合了传感器信号和环境信息的最优解。

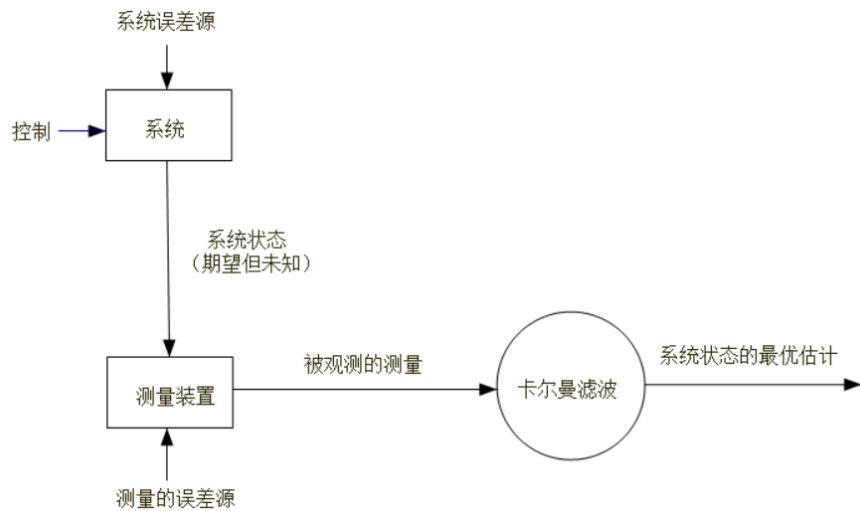


图 3-3 典型的卡尔曼滤波应用

扩展卡尔曼滤波器是为了解决卡尔曼滤波器不能应用于非线性系统而产生的。它使用了一阶泰勒公式展开攻克这个难题, 使得卡尔曼滤波算法推广到非线性环境中。卡尔曼滤波算法包含线性系统和系统噪声与观测噪声均为白噪声(均值为 0 的高斯噪声)。

然而在现实应用中很多系统并非线性的，所以在扩展卡尔曼滤波器中在预测和观察的过程中对原有的系统方程和观测方程线性化。但是扩展型卡尔曼滤波并没有给出最优结果，而仅仅是一个高斯估计结果，因此存在着精度不高、稳定性差、对目标机动反应迟缓等缺点。

在移动平台运动的过程中，由传感器搜集的数据或多或少总会存在误差，即使该误差很小，但在经过以后处理的步骤之后很可能被放大。机器人移动的过程由电动机驱动，即使是履带式平台，也仍不能保证每时每刻的移动都是绝对精准，总会存在一些误差。在机器人运动的过程中，一般会出现两种累积误差。一种是系统误差，即：因为不完美的结构设计，造成机械结构缺陷，或者不能调整好移动平台启动停止时的机械启动误差，或者电动机测速系统缺陷等造成的误差。另一种是非系统误差，这种情况通常是由于外界环境的不稳定因素造成，比如本应该在平地运动的机器人突然遇到不平的地面，移动过程中轮子造成打滑等造成的数据不准确。为了得到更加精确的计算数据，通常会使用一个噪声模型即误差模型来描述这些不确定性因素带来的影响，比如最常用的就是高斯噪声模型。在考虑最终的系统建模时，可能还会需要考虑其他的误差，这些参数包括线性和非线性等各种类型，为了更方便的表示和描述，将这些误差集中在一起，组成一个噪声模型。

3.5 基于卡尔曼滤波算法改进的定位方法

我们利用特征点描述环境地图，每个特征点在二维静态地图世界坐标系的位置坐标 $m_i = [x_i(k), y_i(k)]^T$ ，全部 N 个特征点的几何构成环境地图，即

$$M = \sum_{i=1}^N m_i$$

机器人完整位姿模型可以用一个状态向量来表现 $x_r(k) = [x(k), y(k), \theta(k)]^T$ 。

$$x(k) = \begin{pmatrix} x(k) \\ M \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x_v(k) \\ y(k) \\ \theta(k) \\ x_1 \\ y_1 \\ \vdots \\ x_N \\ y_N \end{pmatrix} \quad (3-21)$$

假设输入控制为机器人平移速度 $v_r(k)$ 和旋转角速度 $\omega_r(k)$ ，即

$$u(k) = \begin{bmatrix} v_r(k) \\ \omega_r(k) \end{bmatrix}$$

利用状态向量 $x_r(k)$ 的一个矢量函数描述出机器人的运动模型：
 $x_r(k) = f(x_r(k-1), u(k)) + w(k)$ 。

其中 $f(x_r(k-1), u(k))$ 为系统状态转换函数，一般为非线性，表示机器人在输入控制

量 $u(k)$ 的驱动下，从当前的位姿空间 $x_r(k)$ 变为下一位姿空间状态 $x_r(k+1)$; $w(k)$ 表示机器人在运动过程中传感器的误差漂移，轮子滑动和系统建模等误差，一般假定其服从零均值高斯分布，协方差为 $Q(k) = E(w_i(k)w_i(k)^T)$ 。机器人运动模型的表示方法为：

$$x_r(k+1) = \begin{bmatrix} x(k+1) \\ y(k+1) \\ \theta(k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x(k) - \frac{v_r(k+1)}{\omega_r(k+1)} \sin(\theta_v(k)) + \frac{v_r(k+1)}{\omega_r(k+1)} \sin(\theta_v(k) + \Delta t \omega_r(k+1)) \\ y(k) - \frac{v_r(k+1)}{\omega_r(k+1)} \cos(\theta_v(k)) - \frac{v_r(k+1)}{\omega_r(k+1)} \cos(\theta_v(k) + \Delta t \omega_r(k+1)) \\ \theta_v(k) + \Delta t \omega_r(k+1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} w_x(k+1) \\ w_y(k+1) \\ w_\theta(k+1) \end{bmatrix} \quad (3-22)$$

传感器观测模型，传感器观测信息用于描述传感器观测的环境特征信息与机器人当前位姿的彼此之间的关系： $z_i(k) = h_i(x_r(k)) + \eta_i(k)$ 。

其中 $z_i(k)$ 是环境特征 m 相对于传感器的距离与方向。 $h_i(\cdot)$ 是测量函数； $\eta_i(k)$ 表示 k 时刻运动与观测中的不确定性，符合零均值高斯白噪声，协方差为 $R(k) = E(\eta_i^T(k)\eta_i(k))$ 。因此环境特征在极坐标下的观测模型（特征直线在局部坐标系与世界坐标系原点同侧表示为：

$$z_i(k) = \begin{bmatrix} \rho \\ \varphi \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sqrt{[x_i(k) - x(k)]^2 + [y_i(k) - y(k)]^2} \\ \arctan \frac{y_i(k) - y_v(k)}{x_i(k) - x_v(k)} - \theta_v(k) \end{bmatrix} + \eta_i(k) \quad (3-23)$$

异侧为

$$z_i(k) = \begin{bmatrix} \rho \\ \varphi \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sqrt{[x_i(k) - x(k)]^2 + [y_i(k) - y(k)]^2} \\ \arctan \frac{y_i(k) - y_v(k)}{x_i(k) - x_v(k)} - \theta_v(k) - \pi \end{bmatrix} + \eta_i(k) \quad (3-24)$$

输入为第 i 个环境特征点的位置坐标 (x_i, y_i) ；输出为环境特征点与机器人的距离 ρ 和与机器人前进方向的夹角 φ 。

EKF 定位过程分为三个步骤，分别为预测和观测和更新三个过程，整个算法由三个步骤迭代完成^[18]。

(1) 预测过程。

$$\begin{aligned} x'(k+1|k) &= E(f(x(k|k), u(k), 0)) \\ P(k+1|k) &= \nabla_x f \cdot P(k|k) \cdot \nabla_x^T f + \nabla_u f \cdot Q(k) \cdot \nabla_u^T f \end{aligned} \quad (3-25)$$

$x'(k+1|k)$ 是在 k 时刻的系统状态推测 $k+1$ 时刻的系统状态。 $P(k+1|k)$ 是预测协方差矩阵。 $\nabla_x f$ 表示系统运动模型 f 对 $x(k|k)$ 的雅比克矩阵； $\nabla_u f$ 表示系统运行模型 f 对 $u(k)$ 的雅比克矩阵。

$$\nabla_x f = \frac{\partial f}{\partial x} \Big|_{x=x(k)} \quad (3-26)$$

(2) 观测过程。此过程主要完成传感器信息的观测和对观测信息的数据关联。此过程运用我们提出的方法将观测数据与已知地图特征数据关联。选出最佳匹配。数据关联的目的是确立观测矩阵与图中已有特征 \mathbf{M} 之间的关系。并假设 $\mathbf{H} = \{j_1, j_2, \dots, j_N\}$ 将每一观测值 $z_i(k)$ 与各个地图特征 m_i 相对应。如果 \mathbf{H} 其中一个值为零，则表明 $z_i(k)$ 不是原有特征点，而是新特征点或者干扰造成的误差点。

根据观测模型可以得到在 $k+1$ 时刻第 j 个地图特征的预估计观测值 $z'_j(k+1)$, 即:

$$z'_j(k+1) = h_j(x'(k+1)) + \eta_j(k+1) \quad (3-27)$$

为得到假设 \mathbf{H} , 首先计算传感器对环境特征 e_i 的实际观测值 $z_i(k+1)$ 与每一地图特征值 m_i 的预测值 $z'_i(k+1)$ 之间的新息 $\gamma_{ij}(k+1)$ 和协方差 $S_{\gamma,ij}(k+1)$, 即

$$\gamma_{ij}(k+1) = z_i(k+1) - z'_i(k+1) \quad (3-28)$$

$$S_{\gamma,ij}(k+1) = H_i(k+1)P(k+1|k)H_j(k+1)^T + R(k) \quad (3-29)$$

其中, $H_i(k+1) = \frac{\partial h_j}{\partial x} | x(k+1|k)$ 。

匹配的特征点与实际特征点符合马氏距离 $D_{ij}^2(k+1)$ 满足

$$D_{ij}^2(k+1) = \gamma_{ij}^T(k+1)S_{ij}^{-1}(k+1)\gamma(k+1) < \chi_{d,1-\alpha}^2 \quad (3-30)$$

(4) 更新过程。此过程对系统状态向量进行更新。在 $k+1$ 时刻, 通过获得的系统状态观察矩阵 $\mathbf{Z}(k+1)$ 对系统状态信息进行更新。

$$\begin{cases} x(k+1|k+1) = x(k+1|k) + K(k+1)\gamma(k+1) \\ P(k+1|k+1) = (I - K(k+1)\nabla_x h)P(k+1|k) \\ \gamma(k+1) = Z(k+1) - Z(k+1|k) \end{cases} \quad (3-31)$$

$$S_{\gamma}(k+1) = \nabla_x h \cdot P(k+1|k) \cdot \nabla_x^T h + R(k+1) \quad (3-32)$$

$$K(k+1) = P(k+1|k)\nabla_x h S_{\gamma}(k+1)^{-1} \quad (3-33)$$

其中 $\nabla_x h$ 为观测模型对系统状态向量 $x(k+1|k)$ 的雅可比矩阵; $S_{\gamma}(k+1)$ 为信息的协方差矩阵; $K(k+1)$ 是卡尔曼增益矩阵。

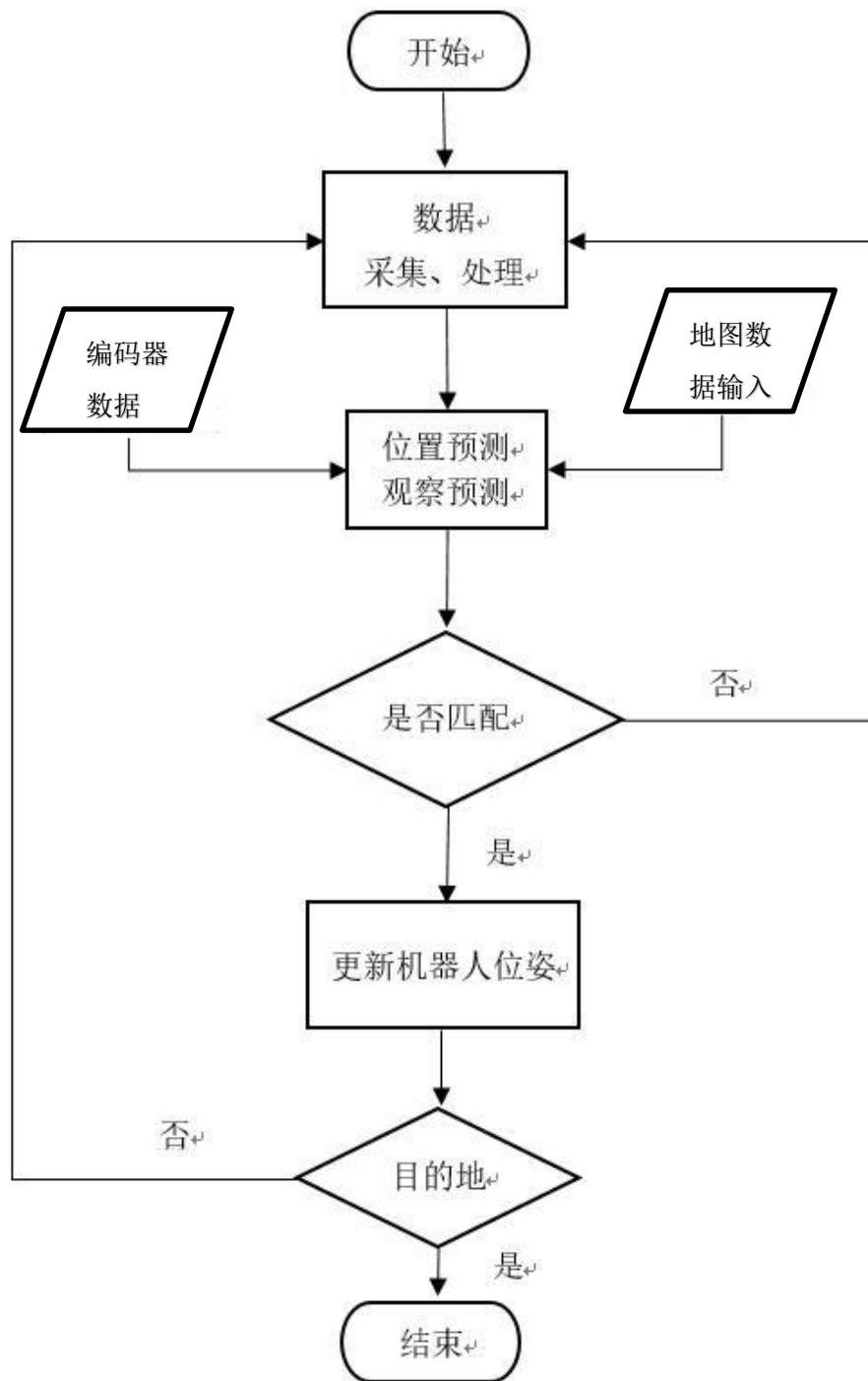


图 3-4 定位流程图

3.6 地图特征匹配方法与定位的实现

本文采用地图匹配的方法修正移动机器人运行过程中的累计误差。陈义仁^[42]等人改进了 R-树动态空间检索数据点拓扑关系，能够提取边界特征值，但是由于计算复杂会影响实时性，因此我们选择场景或者物体边界角点作为特征点匹配地图。角点目前在数学

上并没有确定的定义，角点一般为某些特征函数的极值点。目前达成的一个共识是认为角点是二维图像亮度有剧烈变化的点或者是图像边缘曲线上曲率极大值点。这些点由于不仅能够保留图形图像的重要特征，同时还能缩减信息数据量，减少了因为庞大数据计算量的花销，提高处理实时性。

3.6.1 基于曲率变换的特征边界角点匹配与定位

考虑到采集的数据可能存在误差点，我们采用轮廓线支撑区域方法提取角点。取任意一个边界点 P_i 为中心、半径为 R 的各点支撑区域^[15]：

$$S(i) = \{p(i) = |x(j), y(j)| \mid j = i - R, i - R + 1, \dots, i, \dots, i + R - 1, i + R\} \quad (3-34)$$

$P(i)$ 前后两个区域各个点的几何中心点 $p^{11}(i)$ 、 $p^{12}(i)$ 分别为：

$$\begin{aligned} p^{11}(i) &= |x^{11}(i), y^{11}(i)| = \left| \sum_{j=i-R}^{i-1} x(j) / R, \sum_{j=i-R}^{i-1} y(j) / R \right| \\ p^{12}(i) &= |x^{12}(i), y^{12}(i)| = \left| \sum_{j=i+1}^{i+R} x(j) / R, \sum_{j=i+1}^{i+R} y(j) / R \right| \end{aligned} \quad (3-35)$$

中心点 $P^{11}(i)$ 和 $P^{12}(i)$ 分别与 $P(i)$ 所构成向量的方向角为：

$$\begin{aligned} \theta^{11}(i) &= \arctan \theta \left[(y(i) - y^{11}(i)) / (x(i) - x^{11}(i)) \right] \\ \theta^{12}(i) &= \arctan \theta \left[(y(i) - y^{12}(i)) / (x(i) - x^{12}(i)) \right] \end{aligned} \quad (3-36)$$

由公式定义曲率角为：

$$\theta(i) = \theta^{11}(i) - \theta^{12}(i) \quad (3-37)$$

如图 3-5 所示，曲率角 $\theta(i)$ 的角度与边界的曲率成正相关。因此我们设定满足 $|\theta(i)| > T$ 时，将 $p(i)$ 标志为候选角点。

通过选取满足给定阈值 T 的点，获得一系列候选角点，然后通过非极大抑制方式筛选出唯一角点： $|\theta(i)| = \max_{|j-i| \leq R} |\theta(j)|$

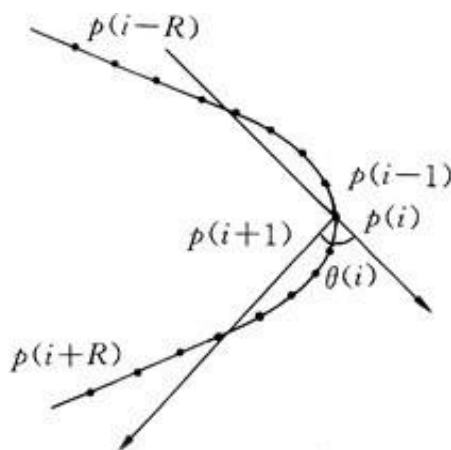


图 3-5 基于曲率的特征点选取示意图

通过这一系列候选角点，能够描述移动机器人单位时间内观测的环境局部并建模，通过预先设计好的地图匹配算法结合扩展卡尔曼滤波算法将局部地图与全局地图进行匹配，从而获得机器人自身的位姿空间。

3.6.2 仿真分析

实验的环境：在 Intel(R) Core(TM) i7-4720HQ CPU E7400 @ 2.6GHz, 12G DDR2 Memory, NVIDIA GTX 960 GPU 的计算机上，在 Visual studio 2013 平台下，使用 C++ 语言与 MATLAB 2014a 编写而成的。

本系统载体平台为履带式运动平台，驱动轮的直径为 R ，则驱动轮转动一圈平台运动的距离最大为 πR ，重心在 M 点，穿过 M 点到达两条履带的距离和为 L ，则机器人原地转动一圈需要运动的距离为 πL ，假设移动平台运动的速度固定为 v ，移动平台转动时的角速度固定为 α 。

如图 3-6 所示：

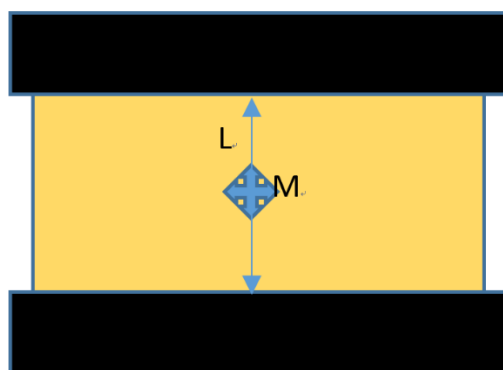


图 3-6 机器人模型图

我们能够通过提取的边界角点和已知环境模型边界角点进行匹配获得两个边界角点在世界坐标系的坐标点。从而实现机器人在室内环境的定位。由于需要匹配环境边界角点，因此我们需要将边界角点进行排序。我们需要增加边界角点匹配属性和边界角点

顺序相关的信息以确定唯一解。因此我们可以采用顺序容器 `vector` 高效访问哪个边界角点，并且我们创建每个边界角点的类为虚拟边界角点建模。封装匹配相关属性特征。其数据结构如下：

```

Class Border_Corner //边界角点类
{
    uint i           //无符号整型，边界序号
    float L          //边界 L 长度
    float Δθ         //曲率角
    float θi(α) //边界 i 在局部坐标系（世界坐标系）倾斜角
    float disx       //机器人正前方距场景边界最大距离。
    float diff_dis   //机器人正右方、正左方距离场景边界距离差。
    point A (xa,ya) (A(xa',ya'))
//边界起始点在局部坐标系（世界）坐标
    point B (xb,yb) (A(xb',yb'))
//边界起始点在局部坐标系（世界）坐标
}

```

特征边界直线序号用来标识采集数据边界在顺序容器中的位置，假设某条边界序号为 i ，则与其顺时针邻接的边序号为 $i+1$ ，它们的交点即为角点，与其逆时针邻接的边序号为 $i-1$ ，交点为角点，从一组邻接角点中选出两个为特征点。将边界存放在相应下标的顺序容器 `vector` 中。

当采集的数据提取的虚拟边界角点与场景边界角点匹配成功后，根据匹配属性能够确定特征角点在世界坐标系的坐标值。若环境场景是非对称构型则可得到唯一位置坐标，若是对称场景构造则可能会出现多个环境边界与虚拟边界匹配，产生多解。可以通过扩展卡尔曼滤波算法估计机器人坐标值，与之距离的最小值则为机器人当前坐标值。机器人真实运动轨迹和算法仿真路径对比见图 3-7、图 3-8。

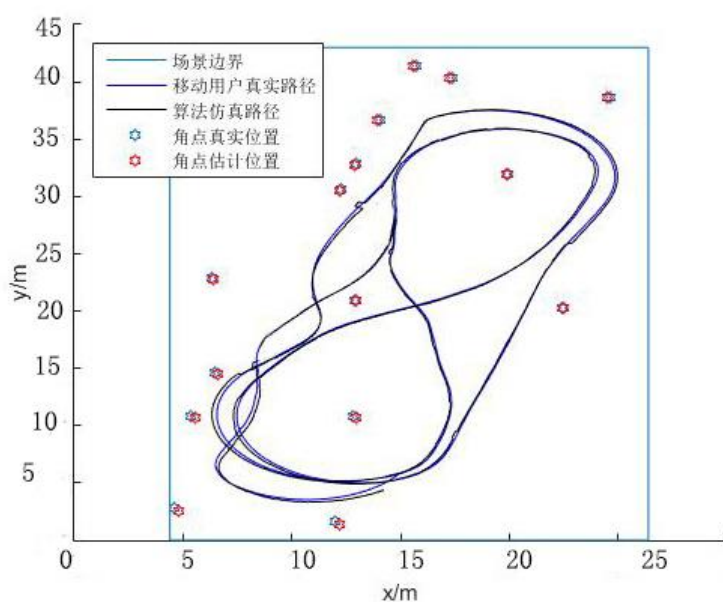


图 3-7 改进后定位实验效果示意对比图

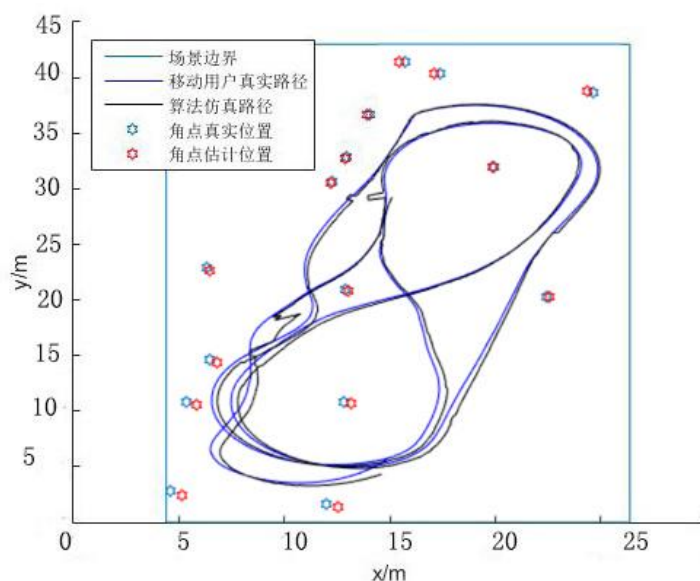


图 3-8 改进前定位实验效果示意对比图

从两张实验所得到的轨迹图能够看出，未经过改进的轨迹精度出现较大范围的波动，且对角点的预测值与真实值偏差较大。而本文经过改进后的方法预测路径与真实路径基本重合波动较小，对角点的预测值与真实值偏差较小。

根据室内场景的规模，我们设定选取 15 个特征角点完成定位实验，特征角点选取过多会导致数据量计算过大影响实时性。特征角点的真实位置与算法匹配的位置的误差度截取部分如表 3-1 所示：

表 3-1 定位实验误差表

特征点编号	点位中误差（米）	点最大误差（%）
特征角点 1	0.109	2.29
特征角点 2	0.070	0.71
特征角点 3	0.030	0.35
特征角点 4	0.107	2.66
特征角点 5	0.079	2.75
特征角点 6	0.088	2.59
特征角点 7	0.102	1.31
特征角点 8	0.057	1.49
特征角点 9	0.073	0.43
特征角点 10	0.067	1.18
特征角点 11	0.058	2.00
特征角点 12	0.053	0.48
特征角点 13	0.059	1.43
特征角点 14	0.022	0.38
特征角点 15	0.056	0.74

未考虑地图匹配算法的常规 EKF 方法定位实验误差表如 3-2 所示：

表 3-2 常规 EKF 定位误差表

特征点编号	点位中误差（米）	点最大误差（%）
特征角点 1	0.176	4.52
特征角点 2	0.092	0.82
特征角点 3	0.140	1.75
特征角点 4	0.157	4.00
特征角点 5	0.092	2.60
特征角点 6	0.111	3.18
特征角点 7	0.226	8.36
特征角点 8	0.318	9.44
特征角点 9	0.536	20.4
特征角点 10	0.560	9.60
特征角点 11	0.472	8.31
特征角点 12	0.371	7.82
特征角点 13	0.202	2.81
特征角点 14	0.208	1.30
特征角点 15	0.229	4.17

从两组对比表中中我们选取了点位中误差和点最大误差两个属性作为机器人定位

性能对比参数。点位中误差是表示点位精度的一种数值指标。传统的扩展卡尔曼滤波算法的定位精度点位中误差平均为 0.2-0.3 米，而本文提出的方法能将误差缩小到 0.1 米以内。通过表中记录的数据和实验对比图，我们能够明显看出，本文提出的定位方法能显著提高定位精度，提升整个系统的稳定性和安全性。尽管本文选取的激光传感器参照模型的最高测距为 60m，但是由于激光性质当检测距离超过 30 米时会出现较大的误差值。经过实验同时能得出 20m 内的检测距离具备较好的精度。

3.7 本章小结

本章主要目的是介绍机器人的空间表示方法和建立其运动控制数学模型，同时研究了基于激光雷达的移动机器人自定位理论与方法。首先通过定义机器人位置的坐标系表示与工作运行环境坐标系表示，构建了机器人与场景坐标系的映射模型，为机器人的定位奠定基础。我们用文字对问题进行介绍与描述，同时为了解决问题将其转化为数学模型并加以说明。为了解决航迹推算法在长时间运行错在的漂移误差的累计，本章提出了一种地图匹配算法，并结合扩展卡尔曼滤波算法对累计误差进行校正，并取得良好的效果，仿真实验结果表明，本方法产生的误差率足以安全、准确、稳定的完成室内自主导航任务。为我们第四章路径规划与准确避障的任务提供了必要前提。同时经过仿真实验我们发现，定位的精准程度与特征角点提取的精确程度呈正相关，由于我们采用地图匹配的方法校正误差，因此定位的精准程度与机器人移动初始自身的位置精确度关联不大。因此机器人开始的运行位置的设定要求较为宽松。而定位的实时性，与室内机器人工作过程中激光雷达的采集数据处理的方法以及特征点选择数量有密切关联，如果进一步在不损失检测物体细节的基础上最大限度的压缩数据减少计算量，能够作为后继研究工作的另一个方向。

第四章 移动机器人路径规划中的障碍检测与避障

在第三章中建立了机器人的空间坐标表示方法与运动控制学模型。并提出了基于激光雷达的自定位方法，本来将在第三章研究成果的基础上完成机器人自主导航中的路径规划与主动躲避障碍物问题。本章将依据激光雷达的特性提出一种简单的障碍物检测方法，能够快速得建立障碍物体数学模型，并根据障碍物模型优化移动机器人移动路线。

4.1 路径规划中障碍物检测与避障问题

4.1.1 路径规划的意义

近年来对于机器人的研究工作越来越倾向于智能机器人领域，随着技术和工艺的日趋完善，许多研究学者在此领域都得到显著的成果。而智能机器人领域的关键技术在于智能机器人的自主导航方向，包含机器人的自主定位和路径规划。

路径规划是指某些存在障碍物的环境，按照一定的性能指标评价标准，移动机器人从工作环境中搜索到一条从起始位置开始运行到目的地的最优或次最优路径的过程。因为移动机器人将要应用于日趋复杂的作业环境，因此路径规划技术在机器人研究工作中的地位显得愈加至关重要。移动机器人无论是处于简单环境或者复杂环境中，静态环境或是动态环境中，环境信息已知还是未知，它的首先任务是通过自身匹配的传感器等感知环境，确定自身的位置，在工作中识别障碍物，并且以最小或者较小的代价避开障碍物完成自己的任务。路径规划涵盖两个方面，一则是关节机器人工作空间的路径规划，另外一则是移动机器人的运动路径规划。本文主要集中研究运动路径规划。

路径规划可以按照机器人对环境信息感知程度差别，划分为环境信息已知的全局路径规划和环境信息完全位置或部分信息未知的局部路径规划；按照工作环境中障碍物是否运动来讲，能够划分为障碍物静止不动的静态规划和障碍物运动的动态规划；按照目标是否已知，能够划分为空间搜索方法和路径搜索方法；按照移动机器人工作环境的不同，能够分为室内环境和室外环境；按照规划方法差别能够划分为精确法和启发式，也能够划分为基于地图和基于传感器探测模型以及基于行为的路径规划方法等^[19]。

全局路径规划方法常用的有启发式搜索，最开始由 Dijkstra 算法发展而来的 A*算法，众多文献对 A*算法提出改进，例如文献^[20]提出的 TWD*算法，文献^[21]的 D*Life 算法以及文献^[22]提出的 lazy A*search 算法及蚁群算法、神经网络^[39]、模糊控制^[40]、粒子群算法^[41]等。

局部路径规划方法比如文献^[23]提出的将事例学习与全局路径规划结合的方法。文献^[24]提出的一种实时避障和运动规划的滚动窗口全局路径规划方法以及文献^[25]提出的适

用于未知动态环境的 Petri-potential-fuzzy hybrid controller。文献^[48]采用基于人工势场发法提出了用虚拟障碍法解决局部极小问题，改善了路径规划效果。

4.1.2 障碍物体建模与障碍物检测方法

我们通过激光传感器获取场景中障碍物表面信息。我们采用只关心移动机器人移动朝向的障碍物信息的策略，在机器人移动过程中激光传感器能够通过不断射出激光获得以极坐标表示的数据点。这些二维数据点在数据点集内部的点间距比较小，数据点集之间的间距则相对较大。因此我们能够通过将这些数据点聚类。只要相邻点的距离小于某一预设阈值，我们就认定这些点是属于同一个障碍物的数据点集。本文用这些数据集描述障碍物模型。对于阈值的选择主要和激光传感器缝隙和激光传感器最大测距有关，另外和我们对障碍物的关心程度相关^[26]。

为了减少计算量提高实时处理能力，我们采用迭代策略，始终关心激光传感器朝向目标点方向上是否存在障碍物，若是存在障碍物，则我们仅关心离移动机器人最毗邻的障碍物，绕过这个障碍物以后再关心其它的障碍物。我们通过选取恰当的阈值躲避多余密集的障碍物群，将过于密集的障碍物群归于同一团块统一绕过。激光传感器相邻射出激光光斑中心点的距离会随着目标物距离线性增加。我们使用的 UTM-30LX 型激光传感器在 10 米处的最小检测距离为 130mm，因此我们可以设定检测距离移动机器人 10 米处障碍物阈值最小为 130mm。我们将障碍物模型简化为圆柱形，这样不见能够减少计算量和计算复杂度，同时能够提高系统稳定性和鲁棒性。

我们能够通过激光传感器 获得障碍物表面的二维离散点信息。以圆柱形建模的障碍物在二维平面上表现为圆形。我们用 X_o, Y_o 笛卡尔坐标系表示障碍物检测点集合，极坐标表示的点与笛卡尔坐标系映射关系为： $x_o = \rho \cos \alpha, y_o = \rho \sin \alpha$ 。 ρ 为极径， α 为极角。我们采用改进的基于包围盒求解二维数据点集的最小包围圆算法建立障碍物模型。

若在给定的二维平面上分布着一系列点，将这些点定义为点集 P 。最小包围圆问题是在点集 P 上求取使所有点都包含在面积最小圆内的问题。即圆内包含 P 中所有的点并且面积最小的圆。最小包围圆问题需要计算出这个圆的圆心位置和半径。

通过数学证明我们可以得知如果点集 P 是有限集那么在 P 上存在唯一的最小包围圆。构建最小包围圆中根据点击分布情况能够分为多种形式，或者是以点集 P 内相距最远两个点为直径画圆，除此两点外剩余的点都分布在这两点 A, B 为直径构成的圆内部。或是是圆边界有两个以上的点时选取任意三点，求其 A, B, C 组成三角形的外接圆，这个外接圆即为点集 P 最小包围圆如图 4-1 所示。还有一种情形是点集 P 中距离最大的两个点不都在三角形外接圆边界上，且有 $d \geq |AB|$ 如图 4-2 所示。如果点集 P 内只有一个点，最小包围圆半径为 0 圆心就是这个点^[31]。

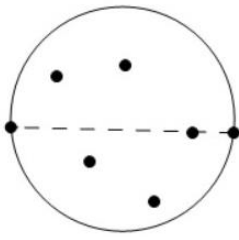


图 4-1 2 个或 3 个边界点确定示意图

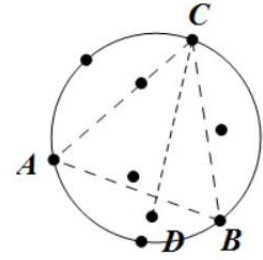
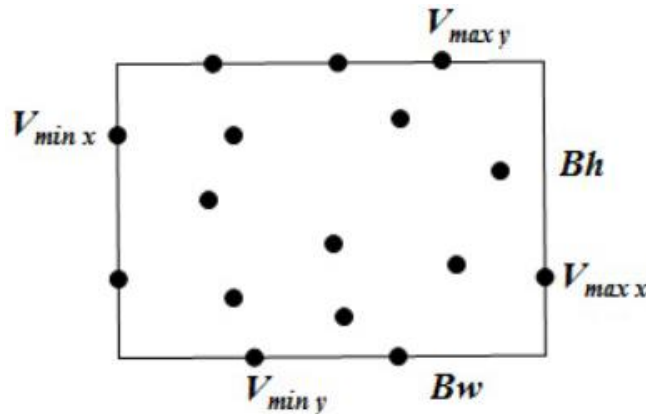


图 4-2 第二种情况

假设有点集 $P = \{p_1, p_2, \dots, p_k\}$ 的最小包围圆为 D_k ，若点 $p_{k+1} \in D_i$ ，则点集 $P' = P \cup \{p_{k+1}\}$ 的最小包围圆 $D_{i+1} = D_i$ ； p_{k+1} 必定是在点集 P' 的最小包围圆 D_{i+1} 的边界线上。三点构成三角形的最小包围圆是直角三角形或钝角三角形时直径是最长边；锐角三角形时的最小包围圆是此三角形的外接圆。

对于障碍物扫描的数据点集 P 我们采用改进的基于包围盒的最远点优先渐进算法求解最小包围圆。第一步我们按照点集 P 计算轴定向包围盒，确定分别属于不同边界的 4 个边界点如图 4-3 所示。

图 4-3 点集 P 包围盒

第二步计算包围盒的宽 (Bw) 和高 (Bh)。当 $Bw \geq Bh$ 时，选取任意一个 $V_{\min x}$ 为 p_1 点，同理选取任意一个 $V_{\max x}$ 为 p_2 点。反之若 $Bw \leq Bh$ ，选取任意一个 $V_{\min y}$ 为 p_1 点，选取对应的 $V_{\max y}$ 为 p_2 点。以 p_1, p_2 构造最小包围圆。

第三步遍历点集 P 剩余检测点，选取与根据上述假设中的方法构造 P 点集的最小包围圆圆心最远点 C ，若 C 点在第二步构造的包围圆内则此包围圆就是点集 P 的最小包围圆，若 C 不在包围圆内则以此三点构建包围圆并重新计算圆心。重复上述步骤直到获得最小包围圆。

我们采用如下算法获得最小包围圆的圆心和半径：

1. 假设三角形三个顶点的坐标为 $A(x_a, y_a)$ $B(x_b, y_b)$ $C(x_c, y_c)$ ，三边边长为 L_{ab}, L_{ac}, L_{bc} 并将其排序。

2. 我们能够通过三角形三个边长之间的关系确定三角形。因为当三角形为钝角或

直角时均以最长边为直径，我们只需要判别此三角形是否为锐角三角形。假设 L_{bc} 为最长边，若 $L_{ab}^2 + L_{ac}^2 > L_{bc}^2$ ，则 $\triangle ABC$ 为锐角三角形，反之为钝角或直角三角形。

$\triangle ABC$ 为钝角或直角三角形时，由于 L_{bc} 为最长边。因此包围圆的半径 $\frac{L_{bc}}{2}$ 为圆心位置点 B、C 的中点坐标为 $((x_b + x_c)/2, (y_b + y_c)/2)$ 。

当 $\triangle ABC$ 为锐角三角形时。我们令：

$$T_{x1} = x_b - x_a \quad (4-1)$$

$$T_{y1} = y_b - y_a \quad (4-2)$$

$$T_{x2} = x_c - x_a \quad (4-3)$$

$$T_{y2} = y_c - y_a \quad (4-4)$$

$$T_{xy2} = \frac{T_{x2}^2 + T_{y2}^2}{2} \quad (4-5)$$

$$t = T_{x1} \times T_{y2} - T_{x2} \times T_{y1} \quad (4-6)$$

圆心坐标为：

$$\left(x_a + \frac{T_{xy1} \times T_{y2} - T_{xy2} \times T_{y1}}{t}, y_a + \frac{T_{x1} \times T_{xy2} - T_{x2} \times T_{xy1}}{t} \right)$$

通过圆心坐标及任意一点坐标即可求出半径 r 。机器人绕行障碍物时为防止空隙太小影响系统安全性，因此将障碍物的直径加上 2 倍的车宽度。 $D = 2W + 2r$ 。 W 为车体宽度。

机器人运动过程中的避障问题

世界坐标系采用笛卡尔坐标系以工作场景坐下角点为坐标原点。激光传感器以极坐标系表现扫描的场景信息。机器人的笛卡尔坐标系 X 轴正向与极轴重合，逆时针 90 度为 Y 轴正向。在前面的章节的基础上我们完成了机器人的自定位，通过机器人位置与障碍物模型检测能够完成路径规划器的设计。在从起始点到目标点的设定的运动过程中不断采集数据点，检测的数据点在局部坐标系与世界坐标系的映射关系如下：

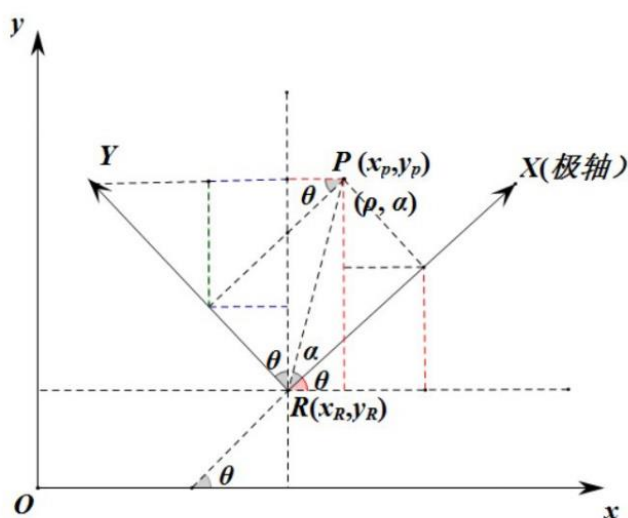


图 4-4 单检测点坐标映射模型

按照图 4-4 所示对点做辅助线， α 是极角。 Θ 是极轴与直接坐标系 x 轴正向顺时针夹角（机器人姿态角）。由图可得检测点与机器人位置在世界坐标系的关系表达式：

$$\begin{pmatrix} \theta = \theta & 0 < \theta < \pi \\ \theta = \theta - 2\pi & \pi < \theta < 2\pi \end{pmatrix} \quad (4-9)$$

$$\begin{cases} x = x_p \cos \theta - y_p \sin \theta + x_R \\ y = x_p \sin \theta + y_p \cos \theta + y_R \end{cases} \quad (4-10)$$

我们的规划系统仅对目的点方向的第一个障碍物重点关注。

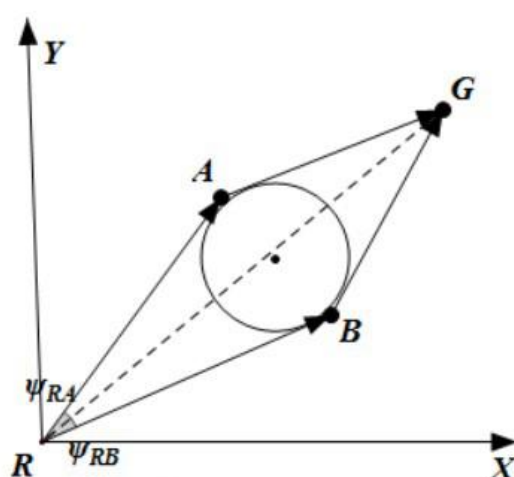


图 4-5 偏转角示例图

如图 4-5 所示, R 点是机器人此刻所处位置, 笛卡尔坐标系表示障碍物与移动机

器人位置关系。图中有 $R \rightarrow A \rightarrow G$ 和 $R \rightarrow B \rightarrow G$ 两条路径。 $\psi(t)$ 是 t 时刻移动机器人所在位置与目的点的连线 and 移动机器人 $t+1$ 时刻位置的夹角, 记为偏转角。 $\psi_{RA}(t)$ 与 $\psi_{RB}(t)$ 是分别两条路径的偏转角。根据几何知识可知若 $\psi_{RA}(t) < \psi_{RB}(t)$ 时, 则 $S\Delta RAG < S\Delta RBG$, 可推知 $d_{RA} + d_{AG} < d_{RB} + d_{BG}$ 。由此得出可移动过程中偏转角较小的为最短路径。

路径规划主要是实现最优或次最优路径。我们接下来主要论证路径优化及偏转角模型的建立。

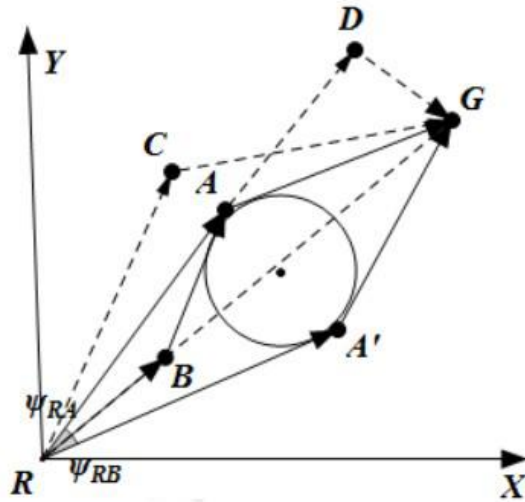


图 4-6 路径规划

当移动机器人在当前运动方向上没有检测到障碍物则此刻 $\psi(t) = 0$ 。我们考虑如图 4-6 所示 $\psi_{RA}(t) < \psi_{RB}(t)$ 情况下的路径规划。此刻有 4 条路线:

1. 路线 $R \rightarrow A \rightarrow G$ 在图中偏转角最小。
2. 路线 $R \rightarrow C \rightarrow G$ 。与第一条路径相比通过几何关系可知第二条路线明显要优于第一条路线。
3. 路线 $R \rightarrow A \rightarrow D \rightarrow G$, 由图中几何关系可知 $d_{AD} + d_{DG} > d_{AG}$ 。因此比第一条路线长。
4. 路线 $R \rightarrow B \rightarrow A \rightarrow D$ 。这条路线移动机器人在 R 点为检测到障碍物继续直线前进, 当到 B 点时检测到障碍物。继续走最小偏转角, 此时可归于第一种路线。此条路线为次最优路线。

我们采用的激光传感器是旋转式的扫描线方式扫描环境信息。如图 4-7 所示:

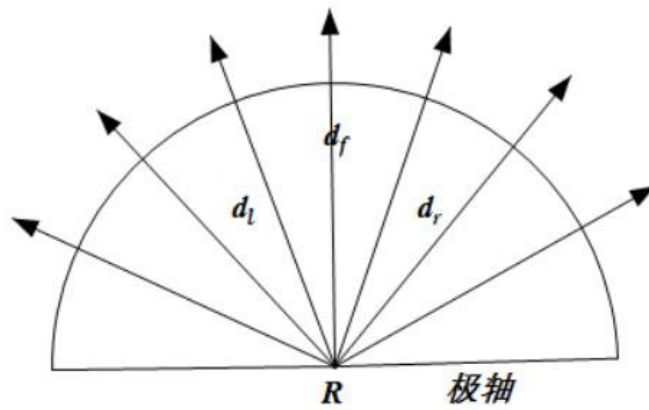


图 4-7 激光传感器扫描方式示例图

我们按照以下情况来确定移动偏转角：

(1) 如图 4-8 所示定义激光传感器正方向区域 d_f (由正中央和左右相邻两条扫描线组成的区域)，当 d_f 未检测到障碍物而左右区域 d_l 和 d_r 检测到障碍物时，我们忽略这些障碍物仍然按照直线行驶。

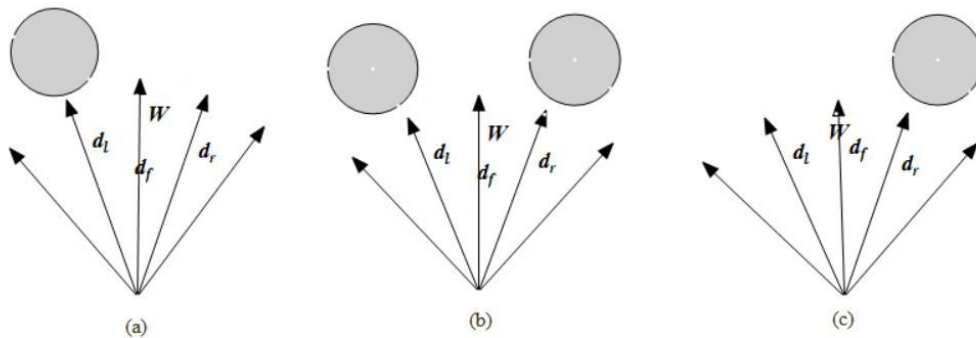


图 4-8 避障示意图

(2) 当移动机器人检测到 d_f 方向存在障碍物时如图 9 所示。此时采用上节展示的方法对遇到的第一个障碍物建模。然后以 d_f 中心 t_m 为基准做障碍物圆的切线 t_l, t_r 。其与 t_m 的夹角为路径偏转角分别为 ψ_l 和 ψ_r 。移动机器人判断两条路径偏转角，然后选取偏转角较小的路径作为下一时刻运动方向。当两条路径偏转角相同，即 $\psi_r = \psi_l$ 时，若 d_l 与 d_r 均未检测到障碍物则规定按 t_l 方向移动，若 d_l 检测到障碍物则按照 t_r 方向移动。反之则向 t_l 方向移动。

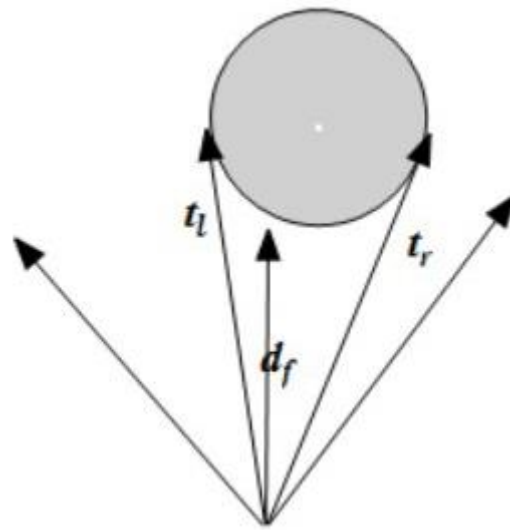


图 4-9 障碍物检测

我们通过动态规划窗口局部优化路径，将对目标点的行进路线划分为针对障碍物若干路径规划子问题。通过局部不断迭代到达最终目标。

路径规划的步骤为：

（1）机器人初始参数设定，包括起始点，目标点，移动速度，动作环境及激光传感器视野范围等。

（2）从起始点直线运动到目标点，达到目标点则规划结束。

（3）移动机器人运动过程中不断对局部信息不断更新。

（4）工作过程中检测到障碍物，对障碍物建模，确定局部子路径生成子目标点。

（5）通过计算偏转角确定移动机器人运动方向。

（6）绕过障碍物后回到步骤（2）。

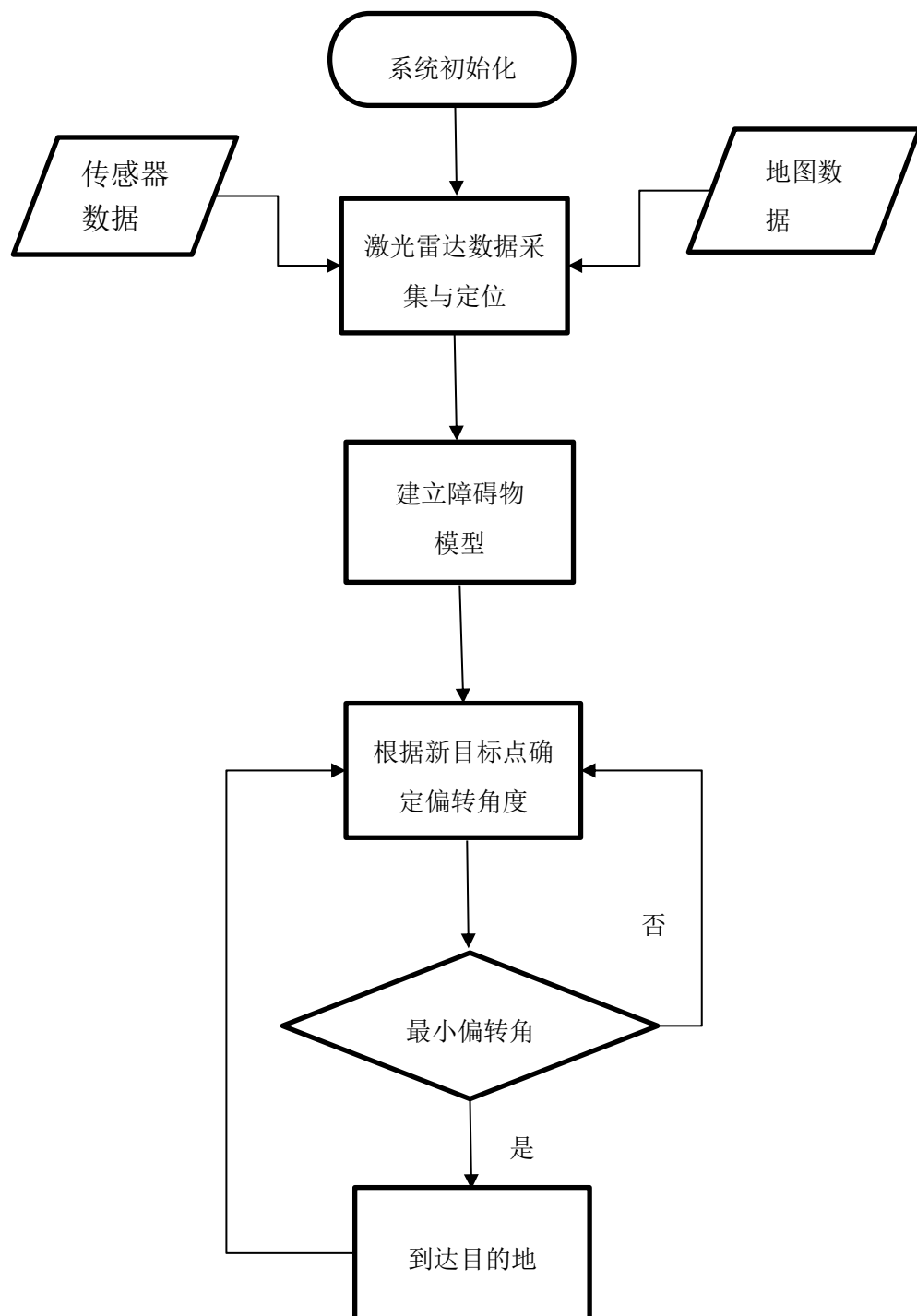


图 4-10 路径规划系统流程图

4.2 仿真实验

基于上文提出的规划算法结合障碍物模型的构建，本文进行了仿真实验。实验主要针对机器人运行路径中存在的独立障碍物情况，两个密集障碍物以及多个障碍物三种情形进行假设，其结果具有普适性。路径规划的结果如图 4-11、图 4-12 以及图 4-13 所示。

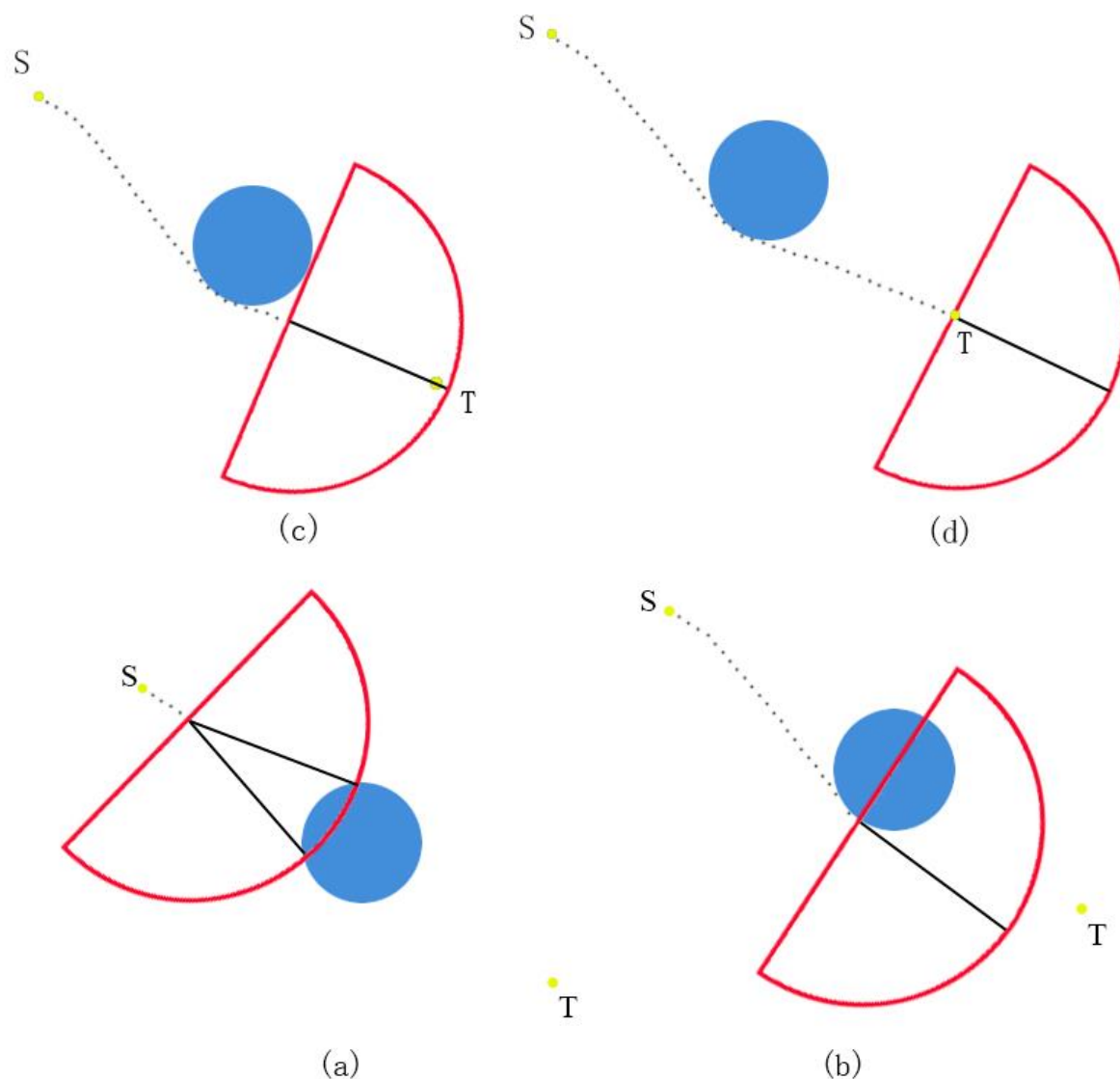


图 4-11 (a-d) 单障碍物路径规划

图中半圆框 UTM-30LX 激光传感器有效最大测距为 30M，圆心位置代表激光传感器位置即机器人位置。我们由单个障碍物路径规划通过图 4-11 中 a-d 四个图示简单表示出路径规划器工作过程。S 为初始位点，机器人从 S 点的位置启动，向目标地点 T 移动。最初由于最大测距的缘故激光传感器没有探测到机器人行进路径中存在障碍物因此机

器人沿直线向 T 前进。当机器人行进到 4-11 (a) 的所示位置时, 激光传感器探测到前进方向存在障碍物时, 根据本文提出的模型和规划算法确定出移动机器人的移动偏转角和局部子目标位置, 此时移动机器人通过算法得到运行到目标点的行进路线, 机器人不断按照计算的偏转角躲避障碍物移动, 如图 4-11 (b) 所示直至机器人绕开障碍物, 此时机器人运动到 4-11 (c) 的位置, 机器人配备的激光传感器感知到在抵达目标点有效测距的直线路径上不再存在障碍物, 因此此时机器人可以沿直线朝向目标点继续前进, 若在激光有效测距内再次发现障碍物又按照(a)躲避障碍去直到运行到目标点, 从而完成路径规划的子任务, 通过将整个任务分割成不同的子任务从而完成整个路径规划过程。

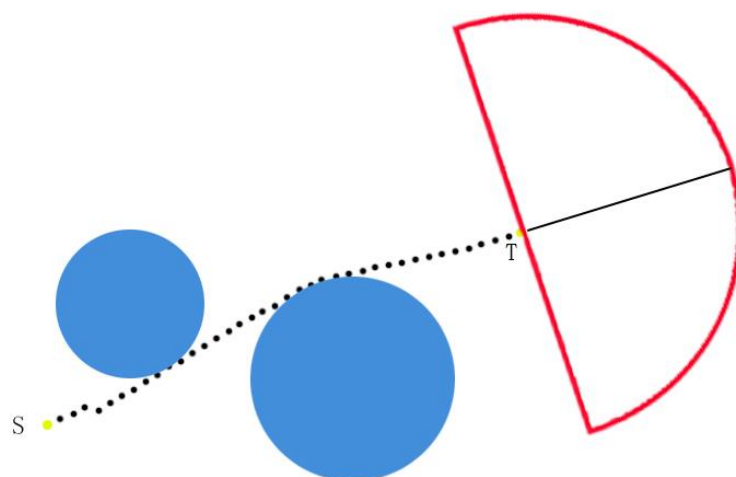


图 4-12 密集障碍物下路径规划

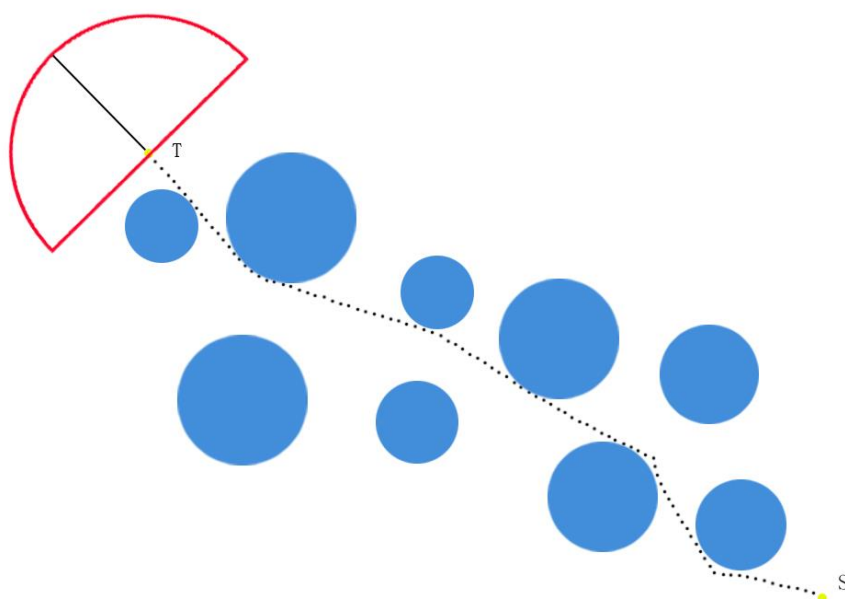


图 4-13 连续障碍物路径规划

通过实验表明,我们提出的基于激光雷达扫描信息建模的路径规划器有效可行并且简便灵活。仿真试验中考虑了多种障碍物排列方式和可能,实验具有很强的随机性和可靠性。由于规划算法较为简单因此能够支持机器人移动时所需的实时性要求。

4.3 本章小结

本章主要是将全局上的路径规划与局部性的路径规划结合设计提出了这种基于激光雷达扫描数据极坐标空间定位并对障碍物建模寻找最小偏转角确定最优子路径的方法。这种方法不同于关注机器人移动距离的基于 C 空间和直角坐标系的传统方法,而是计算每一个子路径的运动方向,采用局部规划窗口在每一时刻解决子路径优化问题。其驱动力是机器人当前所行进的方向与计算所得的最小偏转角之间的差值,将整个路径规划过程划分为仅仅关注机器人当年行进路线中最近的障碍物子问题。

在局部规划中,路径规划器以机器人与朝向目的地的运动方向与极轴方向之间的夹角最小作为优化标准。该优化标准中含有全局信息,因此能够保证每个局部子问题的路径均为最优或次最优。

第五章 结论与展望

本文主要探讨了基于激光雷达的机器人自定位方法与运行过程中路径规划及避障问题，本文提出的模型基于扩展卡尔曼滤波算法并结合地图匹配方法提高了预测精度，不仅矫正了一般轨迹推移算法系统本身的系统误差，还重点关注了机器人行进过程中路径规划的准确性与实时性。简化场景障碍物模型并提出基于包围盒的最小包围圆算法，降低数据计算量。仿真实验结果表明，本文所提出的机器人定位方法与路径规划算法具有较高的定位精度与较好的实时性，系统稳定性较好。主要的研究工作总结如下：

(1) 针对现有的机器人定位实时性、成本和精确度难以协调的问题，本文采用激光探测技术，通过对激光数据处理，采用同时考虑弦高和角度两种属性的方法对激光数据进行降噪处理。

(2) 建立机器人与工作场景数学模型及坐标系映射关系，改进传统扩展卡尔曼滤波算法观测过程中匹配算法，通过基于曲率变化提取边界特征角点的方式完成机器人较为精准的定位。最后进行了仿真实验，通过运行轨迹图及点中位误差及最大误差率进行了系统的分析。

(3) 在取得机器人较为精准定位的基础上，根据激光传感器自身性质通过提前设定的阈值对激光雷达采集的数据信息聚类分析，识别障碍物的数据点集合并运用最小包围圆算法构建障碍物特征模型，然后将整个路径规划过程分解为数个子问题进行求解。最后通过最小偏转角度为驱动力完成路径规划任务。通过仿真实验表明，在单个障碍物环境及密集多障碍物环境中均能稳定、安全的完成导航任务，系统鲁棒性较高。

本文所给出的模型与算法，能够解决一定问题，但是该课题依然存在局限性和优化的空间。希望在后续的研究中，能继续对以下几个方面进行尝试和改进，力争获得更好的研究成果。未来的研究方向主要有：

(1) 由于匹配方法现有的桎梏，当不设置相对固定的起始点时对于完全对称的结构化场景对位置的识别会产生错误。后续可以研究完全对称结构化场景无固定起始点定位的方法

(2) 本文提出的障碍物建立算法建立在场景中无来回往返移动的障碍物基础上，后续可以继续研究动态障碍物的实时路径规划及避障方法。

参考文献

- [1] 连晓峰. 移动机器人及室内环境三维模型重建技术[M]. 北京. 国防工业出版社, 2010:1-4.
- [2] 曾艳涛. 机器人的前世今生[J]. 机器人技术与应用, 2012, (02):1-5.
- [3] Borenstein J, Everett B, Feng L. Where am I? Sensors and methods for mobile robot positioning [J]. Michigan: The university of Michigan, 1996:1-60
- [4] Leonard J J, Durrant-Whyte H F. Directed Sonar Sensing for Mobile Robot Navigation [J]. Boston, MA: Kluwer Academic, 1992:1-30
- [5] 杜振军, 曲道奎, 徐方, 贾凯. 基于地图学习的移动机器人定位技术研究[A]. 中国仪器仪表学会. 第八届全国信息获取与处理学术会议论文集[C]. 中国仪器仪表学会: 2010:7.
- [6] 李群明, 熊蓉, 褚健. 室内自主移动机器人定位方法研究综述[J]. 机器人, 2003, 06:560-567+573.
- [7] 郭丙华, 李中华. 基于障碍物地平角点的移动机器人定位[J]. 中山大学学报(自然科学版), 2013, 05:45-50.
- [8] Akio Kosaka and Avi Kak. Fast Vision-Guided Mobile Robot Navigation Using Model-Based Reasoning And Prediction Of Uncertainties[J]. IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, 1992:2177-2186
- [9] Thrun S, Bennewitz M, Burgard W, et al. MINERVA: A second generation museum tour-guide robot[C]. IEEE International Conference on Robotics and Automation. 1999:1999-2005.
- [10] 张毅, 罗元, 徐晓东. 移动机器人技术基础与制作[M]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学出版社, 2013: 69-70.
- [11] Clark F. Olson, Member. Probabilistic Self-Localization for Mobile Robots [J]. IEEE TRANSACTIONS ON ROBOTICS AND AUTOMATION, VOL. 16, 2000:55-64
- [12] 李清泉, 李必军, 陈静. 激光雷达测量技术及其应用研究 [J]. 武汉测绘科技大学学报, 2000, 05:387-392.
- [13] 赵一鸣, 李艳华, 商雅楠, 李静, 于勇, 李凉海. 激光雷达的应用及发展趋势 [J]. 遥测遥控, 2014, 05:4-22.。
- [14] 梁欣廉, 张继贤, 李海涛, 闫平. 激光雷达数据特点 [J]. 遥感信息, 2005, 03:71-76.
- [15] 温银放. 数据点云预处理及特征角点检测算法研究 [D]. 哈尔滨工程大学, 2007.
- [16] 洪军, 丁玉成, 曹亮, 武殿梁. 逆向工程中的测量数据精简技术研究 [J]. 西安交通大学学报, 2004, 07:661-664.
- [17] 王襄. 基于卡尔曼滤波融合的移动机器人定位算法 [J]. 电子测试, 2016, 03:39-40.

- [18] 安雷, 张国良, 张维平, 敬斌. 移动机器人扩展卡尔曼滤波定位与传感器误差建模[J]. 信息与控制, 2012, 04:406-412.
- [19] 张琦. 移动机器人的路径规划与定位技术研究[D]. 哈尔滨工业大学, 2014.
- [20] Dakulovic M, Petrovic I Two-way D* algorithm for path planning and replanning [J]. Robotics and Autonomous Systems, 2011,59(5):329-342.
- [21] Likhachev D. Anytime search in dynamic graphs[J]. Artificial Intelligence, 2008, 172(5):1613-1643.
- [22] Guernane R, Achour N. Generating optimized paths for motion plans for motion planning[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2011 59(10):789-800
- [23] Marefat M, Britanik J. Cased-based process planning using an object-oriented model representation[J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 1997, 13(3):3-25.
- [24] Chou C, Lian F, Wang C. Characterizing indoor environment for robot navigation using velocity space approach with region analysis and look-ahead verification[J]. Instrumentation and Measurement, IEEE Transactions on 2011, 60(2):442-451.
- [25] Parhi D R, Mohanta J C. Navigational control of several mobile robotic agents using Petri-potential-fuzzy hybrid controller[J]. Applied Soft Computing, 2011, 11(4):3546-3557.
- [26] 庄慧忠, 李晗, 陆震宇. 动态不确定环境下移动机器人的在线实时路径规划[J]. 计算机应用与软件, 2011, (02):172-175+194.
- [27] 朱庆保. 复杂环境下的机器人路径规划蚂蚁算法[J]. 自动化学报, 2006, (04):586-593.
- [28] 夏春蕊, 王瑞, 李晓娟, 关永. 概率模型检测技术在机器人路径规划中的应用[J]. 计算机仿真, 2015, 03:364-369.
- [29] 徐斌, 卜祥丽, 张玉洁. 基于机器视觉的井下搜救机器人路径规划[J]. 煤矿机械, 2015, 06:247-248.
- [30] 冯翔, 马美怡, 施尹, 虞慧群. 基于社会群体搜索算法的机器人路径规划[J]. 计算机研究与发展, 2013, 12:2543-2553.
- [31] 李红军, 张晓鹏. 离散点集最小包围圆算法分析与改进[J]. 图学学报, 2012, 02:34-38.
- [32] 陈利, 贾友, 张尔严. 激光雷达技术及其应用[J]. 河南理工大学学报(自然科学版), 2009, 05:583-586.
- [33] Agostino M. The odometry error of a mobile robot with a synchronous drive system[J]. IEEE Transactions on Robotics and Automation. 2002, 18(3):399-405.
- [34] 杨晶东, 洪炳熔, 周彤, 陈凤东. 移动机器人里程计非系统误差不确定性分析方法[J]. 机械工程学报, 2008, 08:7-12.
- [35] 杨晶东, 杨敬辉, 洪炳熔. 一种有效的移动机器人里程计误差建模方法[J]. 自动化学报, 2009, 02:168-173.
- [36] 戴顺孝, 顾晓月. 特种服务机器人应用领域研究[J]. 机械制造, 2010, 12:1-3.
- [37] 余亮亮. 浅谈机器人传感器及其应用[J]. 华章, 2011, 03:256-256.
- [38] 厉茂海, 洪炳熔. 移动机器人的概率定位方法研究进展[J]. 机器人, 2005, 04:380-384.
- [39] Zhang Su-ying, Shen Yan-kai, Sun Ze-xu. Mobile robot local path planning based on improved T-S

- fuzzy neural network [C].Proceedings of 2015 International Industrial Informatics and Computer Engineering Conference (IIICEC 2015), 2015 (5) ..
- [40] He Tong-xiang, Li Peng, Han Ning-qing. Path Planning for Mobile Robot Based on Fuzzy Control [M].Applied Informatics and Communication, Springer Berlin Heidelberg, 2011 (224): 522-531.
- [41] Wang Xue-yuan, Zhang Ge-xiang, Zhao Jun-bo. A modified membraneinspired algorithm based on particle swarm optimization for mobile robot path planning. pre-proceedings of the second asian conference on membrane computing (ACMC2013) [C] .Southwest Jiaotong University, 2013:23.
- [42] 陈义仁,王一宾,彭张节,江健生. 一种改进的散乱点云边界特征点提取算法[J]. 计算机工程与应用,2012,(23):177-180+190.
- [43] Ohnishi N, Imiya A. Apperaranace-based navigation and homeing for autonomous mobile robot[J]. Image and Vision Computing. 2013, 31(6-7):511-532.
- [44] Colle E, Galerne S. Mobile robot location by multiangulation using setinversion[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2013, 61(1):39-48.
- [45] Nagla K S, Uddin M, Singh D. Improved occupancy grid mapping in specular environment[J]. Robotics and Autonmous Systems, 2012, 60(10):1245-1252.
- [46] Zhang Q, Ma J C, Xie W. A framed-quadtree based on reversed D* path lanning approach for intelligent mobile robot[J]. Journal of Computers, 2012, 2(7):464-469.
- [47] Shi L,Kodagoda S. Towards Generalization of semi-supervised place classification over generalized Voronoi graph[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2013, 61(8):785-796.
- [48] Zhang Q S, Chen DD, Chen T. An Obstacle Avoidance Method of Scoccer Robot Based on Evolutionary Artificial Potential Field[J]. Energy Procedia Part C, 2012, 116:1792-1798
- [49] Falomir Z, Museros L, Castello V, et al. Qualitative distances and qualitative image descriptions for representing indoor scenes in robotics[J] Pattern Recognition Letters 2013,34(7):731-743.
- [50] 杜航原, 郝燕玲, 高忠强等. 基于鲁棒非线性卡尔曼滤波的自适应 SLAM 算法[J].宇航学报, 2012, 33 (5): 620-627.)

发表论文和科研情况说明

发表的论文:

- [1] Yu Zhao, Fenglian Liu, Riwei Wang. Location Technology of Indoor Robot Based on Laser Sensor [C]. Proceedings of 2016 7th IEEE International Conference on Software Engineering. BeiJing, China, August, 2016.

致 谢

时光荏苒，岁月如梭。从 2014 年 9 月入学选导师到如今即将毕业离校。两年半的时间里，刘凤连教授在生活上和学术上都给予我极大的帮助，他谨慎严肃的科研作风使我在研究生期间受益匪浅，在他的谆谆教诲中完成了我的硕士论文。特此感谢我的良师刘凤连教授。

同时，汪日伟副教授在我研究生科研学术研究过程中也给予我倾力相助，总是在我迷惑不解时为我传道解惑，特此感谢汪副教授对良好我学术理念的养成的重大影响。

在实验室工作及撰写论文期间，张琴、张蓝、蒋睿、秦奇辉、王晓琳、朱丹丹等同学在日常交往和学术交流中能对我完成学业起到至关重要的作用，感谢他们在我低落的时候对我的鼓励和支持，是让他们让我一次次攻克难题勇攀高峰。

最后要着重感谢我家人的支持和理解，是他们的信念和研究热情让我继续进行研究生学业深造，并在生活和精神上给与我最大程度上的支持和奉献。我会在你们的支持和帮助下继续努力，永不言弃。