

分 类 号_____

学校代码 10487

学号 M201570344

密级_____

华中科技大学

硕士学位论文

基于拓扑矢量地图的实时定位与地图 构建(SLAM)算法研究

学位申请人：屈春雷

学 科 专 业：机械电子工程

指 导 教 师：陈永府

答 辩 日 期：2018 年 5 月 15 日

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

**TVSLAM: Research on Simultaneous Localization and
Mapping (SLAM) Based on Topological-Vector Map**

Candidate : Qu Chunlei

Major : Mechatronic Engineering

Supervisor : Chen Yongfu

Huazhong University of Science and Technology

Wuhan, Hubei 430074, P.R.China

May, 2018

独创性声明

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

学位论文作者签名：

日期： 年 月 日

学位论文版权使用授权书

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

本论文属于 ☐ 保密， 在_____年解密后适用本授权书。
☐ 不保密。

（请在以上方框内打“√”）

学位论文作者签名：

日期： 年 月 日

指导教师签名：

日期： 年 月 日

摘要

随着新材料、传感器技术、人工智能和计算机等技术的发展，使得机器人等相关技术的研究取得了巨大的突破，对社会发展和生活方式产生的影响与日俱增，使得服务机器人的市场需求越来越大。然而实时定位与地图构建(Simultaneous Localization and Mapping, SLAM)问题的存在限制了服务机器人的进一步推广和应用，使得当前的普及率和应用程度并不高。在SLAM问题将近三十年的研究中，虽然已经取得了众多的研究成果，但在特征提取、数据关联、导航定位、回环检测和计算复杂度等方面仍然存在许多问题。本文针对室内移动机器人实际应用中存在的问题，在传统的SLAM算法框架以及状态估计理论的基础上，对机器人工作性能影响较大的地图的表现形式进行了深入的研究。

首先，针对混合地图良好的表达性能，提出了一种拓扑矢量地图。其上层为基于分区关系的拓扑地图，分区内部用矢量地图来完成细节描述，增强了拓扑地图和矢量地图之间的联系，有效地减少了存储空间，同时提高了处理效率。拓扑矢量地图的实现主要包括以下四个方面：(1)基于沿墙搜索的角点特征提取方法，有效地简化了数据提取复杂度。(2)提出一种矢量提取方法，有效地减少了单次处理的数据量和地图所需存储空间。(3)基于几何关系和虚拟门特征的自动分区方法，有效地提高了分区方法的适应性。(4)提出一种可以适应不同环境变化率的地图自动更新方法，实现了分区更新地图，减少地图维护成本，同时使得构建的地图更接近真实环境。

其次，为了验证提出地图表现形式的可行性，构建了一个TVSLAM(Topological-vector Map Based Simultaneous Localization and Mapping)算法框架。首先基于传统的RBPF(Rao-Blackwellized Particle Filters)粒子滤波，并结合本文提出的拓扑矢量地图构建原理，建立了移动机器人的SLAM问题的概率模型。然后融合了最大似然估计和蒙特卡洛两种定位算法，构成了基于分区扫描匹配的组合定位方法。最后参考序贯重要性重采样的粒子滤波原理，对其中建议分布的选择和重采样策略这两个环节进行了改进。

然后，基于以上研究，搭建了机器人实验平台并进行仿真和实验验证。首先建立统一的运动模型和环境模型，然后在MATLAB和Rviz平台上分别验证了二维和三维仿真环境中的可行性，并与四种经典的激光SLAM算法进行了对比分析，得出了本文提出的地图表现形式在存储量和与真实环境相似度上都具有较高的性能。最后设计了移动机器人实验平台硬件和软件架构，并进行了实际环境实验，实验结果进一步验证了提出的地图构建算法在存储量和数据关联上的性能优势，有效的推动了地图构建算法的应用和完善。

最后，对全文主要创新点进行了总结，并对室内移动机器人技术未来的发展方向进行了展望。

关键词：拓扑矢量地图 移动机器人 实时定位与地图构建 矢量提取 自动分区

Abstract

With the development of new materials, sensor technologies, artificial intelligence and computers, great breakthroughs have been made on the research of robotics and other related technologies, which has made great impacts on the social development and lifestyle day by day, making the potential market for service robots getting bigger and bigger. However, the existence of the problems of SLAM (Simultaneous Localization and Mapping) has limited the further promotion and application of service robots, making the current penetration rate and application level not high. In the research of SLAM problems for nearly thirty years, although numerous of research results have been obtained, there are still many problems in feature extraction, data association, navigation and localization, loop detection and computational complexity and so on to be solved. This paper focuses on the problems existing in the practical application of indoor mobile robots, and makes an in-depth researches on expressions of map construction that have a significant impact on the robot performance based on traditional framework of SLAM algorithm and theory of state estimation.

Firstly, a new type of topological-vector map is proposed for the good expression performance of hybrid maps. The topological map is formed based on the partitioning relationship of the upper layer. And the vector map is used to complete the detailed description of the inside partition, which enhances the connection between the topological map and the vector map, and effectively reduces the storage space and improves the processing efficiency. The implementation of topological-vector map mainly includes the following four aspects: (1) The complicity of data extraction is effectively simplified by the corner feature extraction algorithm based on the wall-following method. (2) The required storage space and the single-process data is significantly reduced by the proposed vector extraction algorithm. (3) The adaptability of the partition method is effectively improved by the automatic partition method based on geometric relations and virtual door features. (4) An automatic map updating algorithm that can adapt to different rates of environmental changes is proposed, which realizes the updating of maps by partitions, reduces the cost of map maintenance, and makes the maps closer to the real environment.

Second, in order to verify the feasibility of the proposed map representation, a TVSLAM (Topological-vector Map Based Simultaneous Localization and Mapping) algorithm framework is constructed. Firstly, a probabilistic model of the SLAM problem

for mobile robots based on the traditional RBPF (Rao-Blackwellized Particle Filters) particle filter and the proposed topology-vector map construction principle is established. Then a combined positioning method based on partitioned scan matching is constructed, which combines the maximum likelihood estimation and Monte Carlo two positioning algorithms. Finally, the selection of the proposed distribution and the resampling strategy are improved according to the principle of particle filtering with sequential importance resampling.

Then, a robotic experimental platform is set up for simulation and experimental verification based on the above researches. First, a unified motion model and environment model are established, and then the feasibility of two-dimensional and three-dimensional simulation environments are verified on the MATLAB and Rviz platforms separately. And compared with the four classic laser SLAM algorithms, it is concluded that the map representation has a higher performance in terms of storage and similarity to the real environment. Finally, by designing the mobile robot experimental platform hardware and software architecture in the actual environment experiments, the performance advantages of the map construction algorithm in storage and data association are further validated, which effectively promotes the application and improvement of the map construction algorithm.

Finally, the main innovations of the paper are summarized and the future development direction of indoor mobile robots is prospected.

Keywords: Topological-vector map Mobile robots SLAM
Vector extraction Automatic partition

目 录

摘 要	I
Abstract	III
目 录	V
1 绪论	1
1.1 课题背景、目的与意义	1
1.2 国内外研究现状与分析	6
1.3 本文主要研究内容和组织架构	12
2 拓扑矢量地图构建原理	15
2.1 拓扑地图和矢量地图构建方法	15
2.2 拓扑矢量地图构建系统	19
2.3 本章小结	26
3 基于拓扑矢量地图的 SLAM 算法	28
3.1 SLAM 问题的状态转移概率模型	28
3.2 基于分区扫描匹配的组合定位	30
3.3 基于 RBPF 粒子滤波的实时定位与地图构建	33
3.4 基于 RBPF 粒子滤波的 TVSLAM 算法框架	35
3.5 本章小结	37
4 基于拓扑矢量地图的 SLAM 算法仿真验证	38
4.1 移动机器人运动模型	38
4.2 移动机器人环境模型	42
4.3 仿真实验与结果分析	44
4.4 本章小结	47
5 基于拓扑矢量地图的 SLAM 算法室内实验	48

华中科技大学硕士学位论文

5.1 移动机器人实验平台的硬件设计	48
5.2 移动机器人实验平台的软件系统设计	55
5.3 移动机器人室内实验与结果分析	56
5.4 本章小结	59
6 总结与展望	60
6.1 全文总结	60
6.2 研究展望	61
致谢	62
参考文献	64
附录 I 攻读硕士期间发表学术论文目录	68

1 绪论

1.1 课题背景、目的与意义

进入21世纪以来,随着复合材料、传感器、人工智能和计算机等技术的快速发展,机器人技术获得前所未有的突破^[1,2]。除了应用广泛的工业领域,在军事、医疗、公共服务、家庭劳务等领域也随处可见机器人的身影^[3]。随着人们物质生活水平的提升,服务机器人的市场需求也越来越大,在全世界范围内掀起了服务机器人技术研究的热潮,争相研发出具有各种功能的服务机器人^[1],如迎宾机器人、扫地机器人、看护机器人、送餐机器人,其中很多机器人已经市场化,如图1-1所示。其中包括像谷歌、百度这样的IT公司,凭借自己的技术优势,分别推出了机器人的操作系统(Robot Operating System, ROS)和无人驾驶Apollo平台;还有一些像波士顿动力、科沃斯、Aldebaran Robotics这样的纯机器人公司,主要致力于研发某一类型机器人。这些公司投入了大量的资金和技术,推进了机器人技术的进步和产业结构的升级,使得服务机器人逐渐被人们所接受,但是目前普及率和应用程度还很低^[4-6]。主要是由于智能性和功能性还不能满足消费者的需求,某些关键技术还有待研究并加以应用。

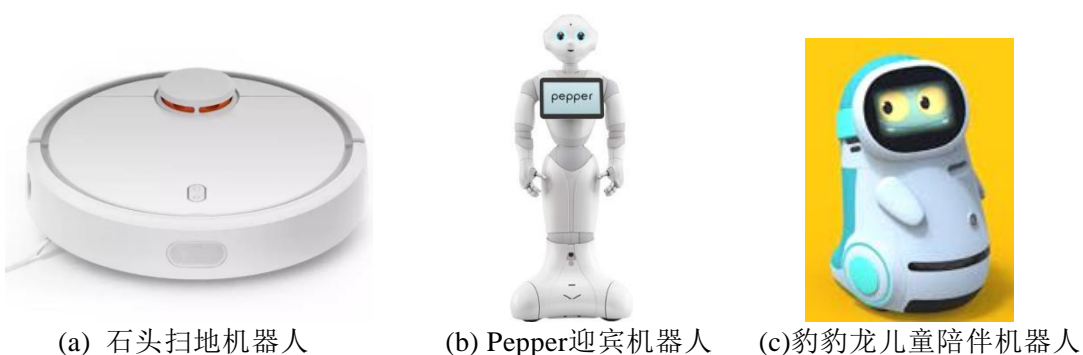


图 1-1 市场上常见的服务机器人

为了做好这个课题,围绕移动式服务机器人技术进行了相关调查研究。华南理工大学的李昀泽^[7]在论文中提到,能够感知、识别自身所处的环境,并能进行精确定位是移动式服务机器人自主完成任务的前提。其中自主完成任务的关键——路径规划,属于机器人导航范畴,机器人导航分为两种,分别是基于已知地图

导航、基于同时定位与地图构建的导航^[1, 5]。室内移动机器人的导航通常属于后者，由于室内环境地图很难提前获得，同时也无法确定机器人自身的位置，只能基于装载的传感器来感知环境、采集信息、构建地图，进一步利用所构建的环境地图进行定位和导航。浙江大学的陈家乾^[8]给这个问题做了形象的描述，移动机器人的自主定位与环境地图的构建是相辅相成的，准确的环境地图构建依赖于精确的定位，而自主定位又需要具有精确的环境地图，这就是实时定位与地图构建 (Simultaneously Localization and Mapping, SLAM) 问题，两者相互依赖，不可单独处理，类似于鸡和蛋的问题。而要解决这种问题，就需要基于机器人状态转移模型和粒子滤波理论，基于传感器测量的数据利用粒子的概率分布对机器人位姿进行估计，同时基于估计的位姿完成环境地图构建^[1, 9]。这种能够同时完成自主定位和地图构建，并利用构建的地图进行导航的能力，被认为是移动机器人实现自主作业的关键和基础^[1]。经过多年的研究，自主定位和地图构建已经形成了各自的体系，下面分别进行概括性介绍：

首先，精确的定位是移动机器人完成工作任务的前提^[1]。应该进行掌握和了解，参照西安电子科技大学的柴剑^[10]对室内定位技术分类的方法，可以将它们分为三大类：相对定位，绝对定位和组合定位。

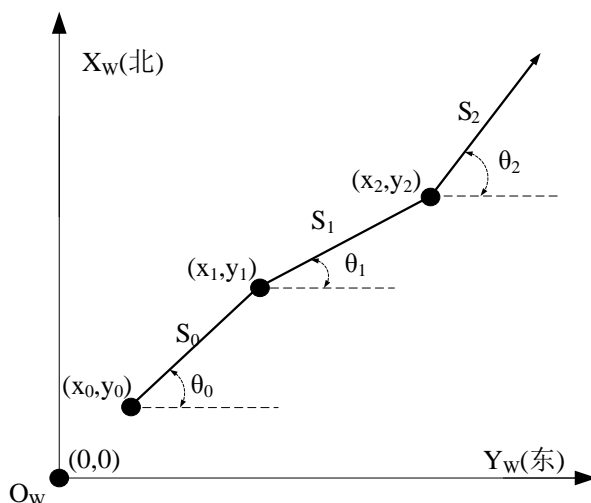


图1-2 相对定位算法的数学模型

1) 相对定位：又叫做航迹推算定位，即在初始坐标已知的情况下，首先利用惯性测量单元、编码器等传感器实时采集机器人的加速度和角加速度等数据，然后

通过积分得到该时间段内机器人的位移距离和转动角度，最后通过累加依次得到机器人后续各个时刻的位姿^[11]。该定位算法的数学模型如图1-2所示。这种定位方式的缺点是，随着时间的延长和移动距离的增加，每一步的误差都会累积在全局定位中，最终可能导致定位失败。

2) 绝对定位：也称全局定位，即在不知道初始位置、也不利用之前的位置信息的情况下，完全根据当前传感器采集的数据就可以确定自身位置的定位技术^[1, 7]。室内全局定位主要包括WiFi定位、蓝牙定位、Zigbee定位和UWB定位等技术，其基本定位原理示意图如图1-3所示。这种方法需要先在室内铺设定位基站，然后通过基站不断向周围广播并发送数据包，当带有接收设备的移动机器人进入基站覆盖的范围之内时，能测出其在不同基站下的接收信号强度指示(Received Signal Strength Indicator)值，然后通过服务器或者机器人本地的定位算法，计算出具体位置。以上方法的缺点是由于室内存在多径和衰减问题，使得定位精度下降。

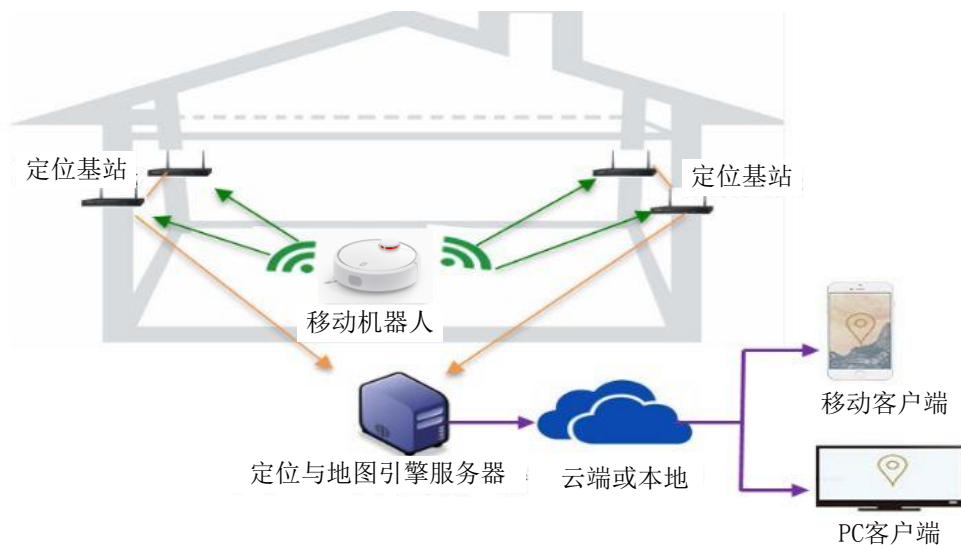


图1-3 绝对定位算法的示意图

3) 组合定位：组合定位一般包括相对定位和绝对定位两种定位方式，通过优势互补使得移动机器人对环境的适应性更强，从而获得更好的定位效果^[12, 13]。但是在实际应用中尚处于初始阶段，多传感器数据融合和优化方法还不够健全，此外数据量比单种定位方式要高很多。

综合来看，相对定位仍然是目前室内移动机器人中使用最广泛的定位方法；

全局定位主要应用在室外或者大型工厂，如无人驾驶汽车、AGV导航车；组合定位往往应用在对定位鲁棒性要求较高的场合。鉴于复杂的室内环境以及每种定位方式都有优势和不足，实际应用中往往会选择几种互补的方法进行同时定位。

其次，良好地图的表现形式是移动机器人完成工作任务的关键^[14]。目前构建地图的表达形式主要有四种：栅格地图、特征地图、拓扑地图和混合地图^[1, 8]。

1) 栅格地图：栅格地图的基本思想是把环境划分成一系列栅格，每个栅格存储一个用来表示该区域被障碍物占据的概率^[15]。经过几十年的研究，移动机器人已经能够基于栅格地图利用Bezier曲线对规划的路径实现光滑拟合，但是它需要高分辨率的接近真实环境的栅格地图，这需要很大的内存空间和计算量。

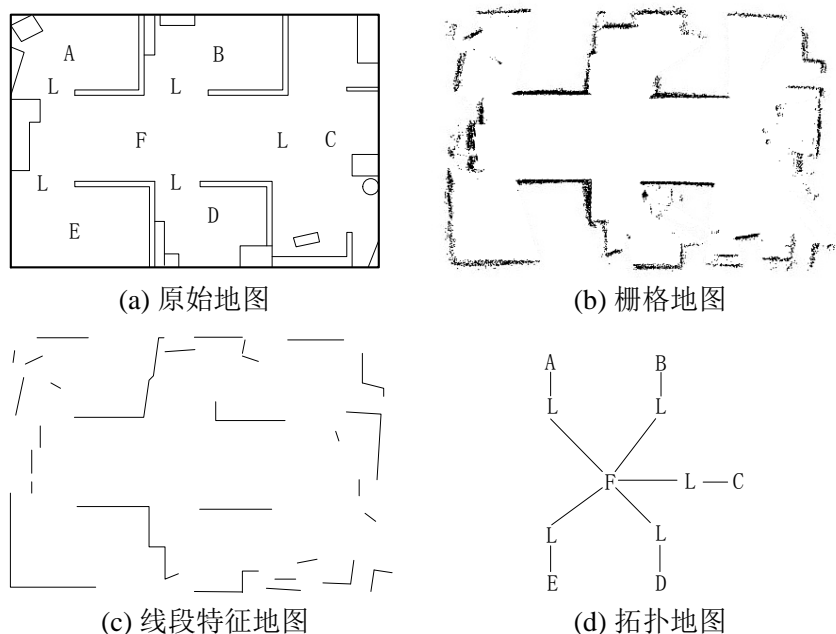


图 1-4 常见的地图表现形式

2) 特征地图：特征地图是指基于对障碍物边缘进行线段、曲线拟合的方式，从传感器采集的原始数据中提取边角、柱状物等特征来表示环境^[16, 17]。其中特征地图又可以分为陆标特征地图和线段特征地图：陆标特征地图通常采用某些环境中常见的特征对环境进行拟合，并通过不确定性加以描述；线段特征地图是指根据传感器采集的数据进行线段特征拟合，进一步通过扫描匹配、平行线合并等优化过程来优化提取的特征。这种地图表现形式数据量较小，但是优化处理环节计算量较大。

3) 拓扑地图: 拓扑地图利用图的存储结构来表示环境, 其中用顶点表示环境中的特征点或者特征区域, 用边来表示特征点或者特征区域之间的联系^[9, 10, 17]。拓扑地图的最大优点是关系紧凑, 数据量小, 可快速实现路径规划, 但它是对环境的抽象表达, 忽略了某些具体信息, 使环境模型不够完整, 不适合全覆盖的路径规划应用。

4) 混合地图: 混合地图是一种融合了尺度地图(包括栅格地图和特征地图)和拓扑地图的环境适应性更强的地图表现形式^[1, 8]。其中尺度地图对环境的描述比拓扑地图更为精准, 当建立区域环境地图的时候, 这种精准是一种优势, 但是当建立全局环境地图时, 则会极大的增加运算时间。而拓扑地图则恰恰相反, 在构建全局环境地图的时候没有必要关心某个区域的具体结构, 整个环境信息缩减成几个节点及其相互之间的连接关系。如果对以上两种表达方式组合, 则能更好的表达现实环境。

综合来看, 栅格地图由于数据量大多用于在线的SLAM问题, 过去的地图一旦不再利用就会被丢弃; 特征地图多用于结构化或标准化的环境中; 拓扑地图主要用于完成点到点之间的路径规划任务。而混合地图既具有拓扑地图数据简洁的优点, 又具有尺度地图表达准确的长处, 能够兼顾地图大小和地图精度。鉴于如此明显的混合优势, 实际应用中往往会选择拓扑结构作为框架, 对环境进行宏观抽象的描述, 使用尺度地图表达具体区域的详细环境信息, 进行微观上精确的描述。

自从1988年, Smith、Self和Cheeseman^[18]提出SLAM问题以来, 在实时定位与地图构建领域已经取得了众多的研究成果, 但是在环境特征提取、数据关联、闭环检测、计算优化和地图表现形式等方面仍然面临着许多问题^[13, 14, 17]。目前SLAM算法的应用主要面向于静态的、结构的、有限空间的环境, 很大一部分原因是因为地图表现形式单一, 更为有效的地图构建技术虽然有很多学者正在致力于研究, 但是大部分仍然处于理论阶段, 不能够应用于工程实际, 更为有效的地图表现形式仍然是目前研究人员正在积极探索的问题。

综上所述, 一种良好的地图表现形式对于SLAM问题中面临的各种挑战的解

决具有促进作用，同时对服务机器人的推广应用具有重要的意义。因此，本课题将以激光雷达、惯性测量单元、超声波和编码器等传感器为基础，搭建移动机器人实验平台，对移动机器人SLAM算法中的地图表现形式及其相关技术进行深入的研究，并在实际环境中进行验证。

1.2 国内外研究现状与分析

1.2.1 移动机器人 SLAM 问题研究现状

(1) 室内定位技术研究现状

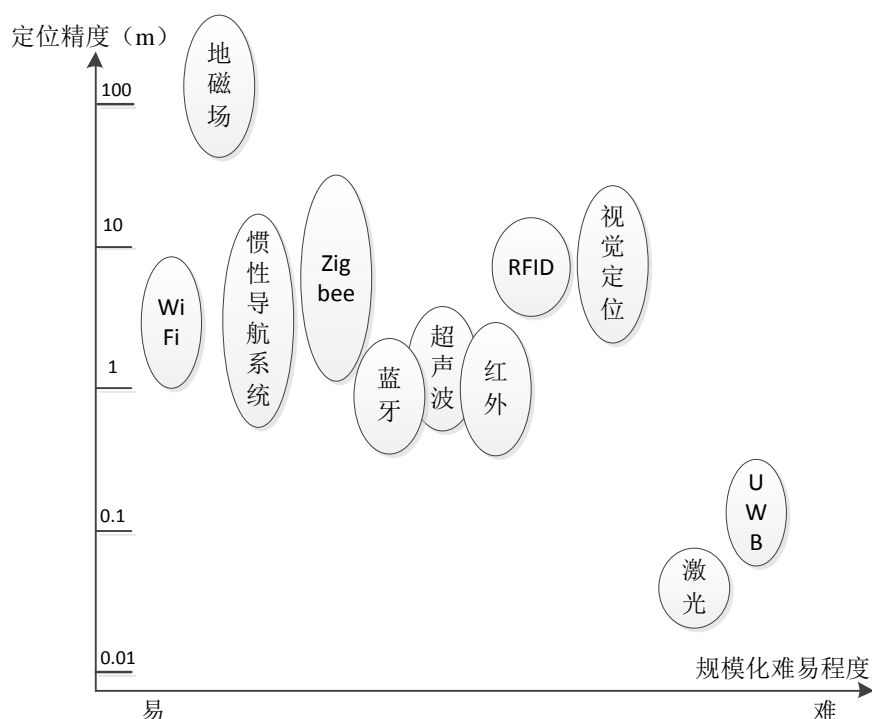


图 1-5 现有的室内定位技术定位精度与应用难易程度对比图

由于室内定位存在基础设施复杂、环境变化频率快、定位精度需求高^[19]，使得目前还不存在像室外定位技术一样的全球性统一架构，室内定位技术研究方法众多，呈现出一种百花齐放的趋势。但是室内定位技术依然处于研究探索阶段，并不存在一种具有绝对优势的定位技术，能够在室内取得广泛和全面的应用。因此使用时不得不从现有的室内定位解决方案^[20]主要包括视觉定位、激光雷达定位、红外定位、超声波定位、WiFi定位、UWB定位、Zigbee定位、RFID定位、蓝牙定位、惯性导航定位、地磁场定位等定位技术中去选择适合自己的机器人工作

场景的定位技术。现有的室内定位技术的定位精度与应用难易程度如图1-5所示，本文将参照它对室内定位技术的研究现状进行针对性介绍。

由于WiFi已经基本普及，不再需要安装额外的设备用于定位，因此WiFi定位研究和应用相对较多。Biswas等人^[21]提出了一种基于WiFi指纹地图的定位算法，平均定位误差为1.2米，对于室内移动机器人来说定位精度还远远不够，且实现需要事先记录巨量的位置和信号强度信息，实现起来比较耗时。此后，Gutmann等人^[22]提出了一种基于完全稀疏的扩展信息滤波器(Exactly Sparse Extended Information Filter, ESEIF)的WiFi定位算法，用于估计和优化接收到的无线信号强度(Received Signal Strength, RSS)计算模型，大大提高了定位精度，实验环境中为0.2米。但是在实际应用中发现，由于室内环境中存在墙以及各种各样的障碍物，导致无线信号存在多径和衰减问题，使得定位精度严重下降。于是Segura等人^[23]提出了一种新型的基于UWB(Ultra-wideband)的定位系统，由于UWB信号带宽较高，有效地缓解了多径问题。该论文最后的实验精度大约为0.1米，已经能保证移动机器人在室内完成自主导航任务，但是需要在每个房间安装特定的发射装置，规模化难度较高。Sohn等人^[24]提出了一种基于矢量匹配的激光雷达定位方法，使得机器人在移动了65.31米之后y轴的偏差仍然在 ± 0.5 米之内，缺点是激光雷达不能识别透明的障碍物。由于惯性导航定位规模化程度相对容易，应用较多，Cho等人^[11]提出了一种基于惯性传感器和编码器的航迹推算定位系统，通过使用卡尔曼滤波来优化机器人的位置和速度，有效的提高了定位精度，论文中提供的数据显示机器人沿直径9.7米的圆运动一周之后，在两个坐标轴方向的位置误差都在0.05米左右，但是累积误差的性质决定了它不能用于长距离定位。

其实除了图1-5中的算法，室内定位技术方法还有很多种，每种方法都有自己的优点和适合的应用环境，孰优孰劣不能一概而论。但统观定位技术的发展趋势，组合定位方法越来越表现出明显的定位优势。武汉大学的余彤^[12]提出了一种改进的LiDAR/INS组合定位算法，并通过实验证明了组合定位的定位精度比单独的LiDAR和INS定位都要高。Lee等人^[25]提出了一种基于编码器和视觉定位相结合的定位方法，通过顶视相机识别匹配天花板上的投影，不仅可以提高定位精度还可

以有效地避免绑架问题。Jung等人^[26]提出了一种地磁场定位和无线定位相结合的定位方法，在搭建的实验环境中获得的定位精度达到了厘米级。综上所述，可以看出组合定位不仅使得定位精度得到了提高，环境的适应能力也得到了提升。

(2) 地图表示方法研究现状

自从Moravec等人^[27]在1985年提出栅格地图的概念之后，经历了三十多年的发展，已经被应用到各种与移动机器人路径规划相关算法中。在2005年Gonzalez等人^[28]提出了基于回溯的螺旋遍历算法(Backtracking Spiral Algorithm, BSA)的全覆盖算法，使用的占用栅格地图的边长和机器人清洁刷的长度相等，同时由于部分占据的栅格也被全部当成了障碍物，从而导致算法覆盖率相对较低，只有70%左右。针对这个问题，提出了沿墙搜索算法对BSA算法进行扩展，使得覆盖率提高到了93%。随着计算机处理性能的提高，在2011年，Lee等人^[15]的论文中采用了精度更高的栅格地图，并对所有规划的路径进行了曲线拟合，使得机器人运动时可以保持更高的平均速度，覆盖率提高到了96%，同时也提高了清洁效率。可以看出栅格地图已经能够支持高性能算法的实现，但是却是以高存储量为代价的。

特征地图因为只记录了关键特征的信息，具有存储量少的优点，在机器人中也有许多应用。2004年，Vamossy等人^[29]在论文中首次提出了矢量地图的概念，并利用矢量地图存储数据结构紧凑、方便管理的特性来实现移动机器人的快速导航。2010年，An等人^[30]论文中使用的线段特征地图是一种更为紧凑的地图表现形式，只记录了线段的两个端点，减少了线段模型拟合过程中的计算消耗，随之带来的是误差相对较大。在2012年，同样是An^[31]这个团队，基于RBPF(Rao-Blackwellized Particle Filters)粒子滤波算法对线段特征地图构建进行了进一步优化，主要包括两点：通过修改点集提取算法的采样函数，减少了点集的数量，但是采用作者修改过的自适应线段拟合方法，不会影响构建地图的质量；通过除去虚假的线和重复的线以及合并平行的线，来保证构建地图的连续性和可用性。Sohn等人^[32]的论文中使用的矢量地图是线段特征地图的改进版，对提取的线段增加了方向，使得区分障碍物位于线段特征的哪一侧更加容易。此外还进行了两点改进：基于最小二乘迭代的线段特征提取方法；基于权重的误差平均分配的闭环

检测算法。在国内，浙江大学的熊蓉^[17]采用了结合哈夫变换和最小二乘法的线段特征提取方法，以及结合同线性判断、线段合并的地图优化方法，构建出了精度相对较高的线段特征地图。经过众多学者多年的研究，矢量地图已经能够比较精确的表示环境，但是由于雷达获得的数据量大，提取和拟合处理需要消耗很长时间、计算负担比较重。同时由于没有考虑环境中包含的弧形等复杂障碍，环境适应性比较差。

拓扑地图在机器人中应用多以和其他测量地图结合的形式出现，由于在环境地图宏观描述上的优势，在混合地图中经常被用来表达子地图之间的连接关系。早在1996年，Thrun等人^[33]就提出了一种测量拓扑地图，通过计算栅格地图空白区域的维诺图，把整个空间划分成若干区域，并以区域为节点在上层建立拓扑地图。由于划分区域形状的随机性，不能保证算法高效的执行。Sohn等人^[32]基于机器人运动的轨迹来构建拓扑地图，并根据构建地图时产生的拓扑轨迹引入回环检测方法优化已构建的矢量地图，优化之后的地图精度明显提高。在Jelinek^[14]关于矢量地图的调查论文中，认为拓扑测量地图是地图表现形式的未来。在国内，浙江大学的王文斐^[16]则提出了一种新的混合地图——栅格矢量地图，用来解决动态环境中室内地图构建问题，通过对提取矢量线段特征附加部分栅格，利用这些栅格的概率分布来描述环境中动态障碍物的不确定性。综上所述，混合地图在构建地图的精度和环境适应性上都具有明显的优势，是目前地图表现形式的研究热点。

(3) SLAM算法研究现状

自从1988年SLAM问题的概念被Smith等人^[18]提出以来，虽然有众多经典的SLAM算法被提出并转化为商业应用，但是仍然存在很多问题。在2015年，Jelinek^[14]关于移动机器人矢量地图构建技术研究现状调查中，曾指出目前所有的SLAM算法在建图中都遇到了两个瓶颈，计算优化和特征识别与匹配。不难发现基于激光雷达数据构建环境地图时，尤其当室内环境比较复杂时，计算优化、线段特征提取和特征识别匹配都是不可避免的，而良好的地图表现形式是解决上述问题一种有效的途径。

在2007年, Grisetti等人^[34]提出了Gmapping是在二维激光SLAM领域最常见的一种方法, 它本质上是一种基于RBPF粒子滤波的算法, 通常需要大量的粒子才能获得理想的效果, 计算复杂度势必会很高。在2010年, Vincent等人^[35]提出的Karto算法是一种基于图优化的SLAM算法, 利用图的均值表示地图, 利用节点表示机器人移动中某一时刻的位置和传感器测量数据, 利用边的指向表示机器人位置点的运动方向, 由于存储的信息少, 在大范围环境地图构建中存在明显的效率优势, 但是随着节点的增多, 需要的内存越来越大。在2011年, Kohlbrecher等人^[36]提出的Hector算法, 采用高斯牛顿法来计算激光雷达扫描匹配中的最优解, 首先是寻找激光点云对应已构建地图的最佳位姿变换, 然后利用扩展卡尔曼滤波将激光雷达匹配到的结果和惯性测量单元得到的导航信息进行融合。这种方法没有利用编码器信息, 同时缺少回环检测过程, 因此扫描匹配频率对定位精度的影响很大。在2016年, Google的Hess等工程师^[37]开源出一种Cartographer算法, 可以生成精度为5厘米的栅格地图。主要是针对有限计算资源下, 实时构建较高精度的二维地图, 为了降低计算开销, 采用基于图优化的方法, 每一帧激光雷达数据的扫描匹配只和当前子地图有关, 大大降低了计算量。同时, 生成新的子地图之后, 都会利用分支定位法和预先计算的网格进行一次局部回环检测, 所有子地图构建完成后, 还会进行全局回环检测, 有效地提高了地图的自我修正能力。虽然上述SLAM算法已经能实时构建出精度相对较高的地图, 但是他们构建的地图都是栅格地图, 没有解决数据量大的问题, 但是某些优化方法还是可以借鉴的, 比如子地图匹配和图优化的思想。

在2008年, Choi等人^[38]提出了一种基于扩展卡尔曼滤波算法的线段特征地图构建方法, 通过迭代终点拟合算法(Iterative End Point Fit, IEPF)对点进行聚类, 通过最小二乘法拟合直线, 并采用约束霍夫变换进行优化。构建了可以在低成本服务机器人上实时运行的地图构建算法, 能够实现简单环境下的地图构建。在2009年, Myung等人^[39]提出了一种基于广义维诺图和图像腐蚀处理的虚拟门提取算法, 通过提取的门特征将房间分为若干子区域, 然后逐个区域处理有效降低了单次计算数据量, 同时提高了全覆盖路径规划的覆盖率, 缺点是需要事先获得房

间的平面图。于是在2012年，Beak等人^[40]为了实现有效的分区提出了扫描不变分解(Sweep Invariant Decomposition, SID)算法，把线段特征地图中每个边从角点处延伸，直到遇到另一条垂直的障碍物边界为止。存在的问题是，机器人只能识别沿墙的分区，因此需要对不沿墙的分区进行合并处理。针对这个问题，在2013年Dugarjav等人^[41]提出了一种基于扫描匹配和面向直线分解(Oriented Rectilinear Decomposition, ORD)的分区方法，它是一种增量式分区方法，以移动机器人当前移动方向作为分区边界的延伸方向，有效解决了SID分区方法带来的合并问题，不足之处是只适用于边界为直线的环境。

在国内也有很多学者提出了具有创新性的方法用于解决上面的问题。在2002年，蔡自兴等人^[42]希望通过机器学习和自适应理论在移动机器人中应用，增强移动机器人在未知环境中的路径规划性能，增加对环境的适应性，给后来的研究提供了方向和理论指导。在2003年，张洪峰等人^[43]针对未知环境的地图构建问题，提出了一种基于实时分区和多机器人协作的地图构建方法，基于给机器人设定的三种行为：未知环境搜索、未知障碍物检测、奔向目标点，通过动态的对已探索区域分区，实现地图的快速构建。缺点是只考虑到实时分区可实现快速构建地图，却没有考虑机器人移动到分区节点的时间。在2005年，哈尔滨工程大学的李琳^[44]提出了一种通过边清扫边“学习”的方式构建室内环境地图的方法，即使机器人按顺时针(或逆时针)绕房间一周，构建出房间的轮廓和靠墙障碍物的布置情况，然后利用遍历算法构建内部环境地图，缺点是只利用了超声波传感器，其定位和建图精度有待验证。针对前面的不足，在2013年，西安电子科技大学的柴剑^[10]基于四向超声波和红外传感器组合传感器系统，提出了一种单元区域划分算法，同时基于沿边学习和内部障碍物环绕的方法，提出了利用传感器系统获得的信息把工作空间划分为无障碍区和连通的“胡同”，并用连通矩阵来表示区域之间的联系。缺点是栅格地图的存储方式占用空间大，四向超声波的分区算法适应性差。综上所述，结合自动分区算法的室内环境混合地图表现形式是解决计算优化、线段特征提取和特征识别匹配的有效方式之一，但是具体应用还需要深入研究。

1.2.2 研究现状的问题总结与分析

根据上一节对移动机器人SLAM问题国内外研究现状的介绍，可以发现现阶段的研究主要存在以下三个问题：

- 1) 特征提取：应用广泛的SLAM算法都是基于栅格地图的表现形式，但是数据量巨大，不适合室内移动机器人的应用。线段特征地图虽然数据量小，但在特征提取和拟合上需要使用分裂合并和迭代终点等算法，需要很大的计算量。然而目前并不存在一种简单有效的线段特征提取方法，需要结合具体实际应用以及实验分析，来确定有效的解决方案。
- 2) 自动分区：分区可以有效的降低单次处理的数据量、提高定位性能，然而现有的分区方法只能适用于相对简单的环境，同时没有跟分区内环境数据建立良好关联关系。因此，提出一种能够适应相对复杂的环境，能够为数据关联提供有效的支持，同时能够降低扫描匹配时的数据量，促进计算优化问题解决的分区方法显得尤为重要。
- 3) 数据关联：数据关联就是为每一个观测量在地图中匹配一个已存在的特征，并且认为是一一映射的^[45]。然而由于定位的不确定性、外界环境因素的干扰、测量中传感器噪声，以及环境地图中还存在很多相似的局部特征，使得准确的数据关联很难建立。然而好的数据关联能够提供准确快速地识别与匹配，能为机器人更好地执行路径规划等任务提供保障。因此，提出一种有效的数据关联方法对促进机器人SLAM问题的解决具有重要的意义。

综上所述，当下需要对SLAM框架中的某些关键环节进行深入的研究和分析，为现阶段移动机器人SLAM特征提取、自动分区和数据关联等问题的解决提供有效的支持。最终有效地推动SLAM算法发展中的两个瓶颈(计算优化和特征识别与匹配)的解决，提高机器人的智能性和功能性，促进服务机器人的普及和应用。

1.3 本文主要研究内容和组织架构

1.3.1 主要研究内容

本文主要针对移动机器人SLAM研究现状中存在问题，在环境地图的表现形

式上,结合经典的RBPF粒子滤波方法和状态转移模型,进行了地图构建方案提出、理论实现以及仿真和具体的实验验证,其主要研究内容如下:

- 1) 为了解决当前移动机器人实时定位与地图构建中面临的特征提取、自动分区和数据关联问题。提出了一种混合环境地图表现形式——拓扑矢量地图,包含有拓扑地图和矢量地图两种常见的地图表现形式。
- 2) 为了解决特征提取计算量大的问题,本文提出了一种可以显著减少计算量的矢量提取方法。首先它基于沿墙搜索算法提取环境角点特征,然后再基于传感器的测量数据和最大似然估计法对角点之间的线段不断优化,逐渐逼近真实的环境地图。由于角点特征提取和矢量拟合需要处理的数据量少,有效的降低了计算量。
- 3) 为了解决传统的分区方法适应性和数据关联性差的问题,本文基于几何关系分区和虚拟门算法提出了一种新的自动分区方法,针对现实环境中墙大多是垂直或平行关系,且通过门可以简单的分为几个区域,因此本文提出的分区方法适应性相对较高。同时增加了基于分区的拓扑关系,有效的提高了数据关联关系。
- 4) 为了实现提出的拓扑矢量地图构建,结合SLAM问题状态转移模型和RBPF粒子滤波原理,对移动机器人实时定位与地图构建算法进行了实现。结合粒子滤波过程中的采样、权重计算和重采样过程以及提出的分区扫描匹配的组合定位方法,实现了对机器人的位姿的估计,并根据估计的位姿把构建的局部矢量地图合并到全局地图。基于以上研究最终构成了TVSLAM算法基本流程。
- 5) 为了保证算法在实际的机器人平台上能够有效应用,首先在MATLAB和Rviz下进行了仿真验证,为了保证仿真结果的可靠性,建立了统一的坐标系模型、运动模型、仿真环境和环境测量模型,结果验证了提出的TVSLAM算法的可行性。
- 6) 搭建了移动机器人的硬件实验平台,首先完成了硬件设计,选择了合适传感器和电机并进行初步应用。然后介绍了系统的软件系统架构。最后在搭建好的实验平台上完成了TVSLAM算法和四种经典的激光SLAM算法Gmapping、Cartographer、Karto、Hector真实环境实验。通过对比分析验证了提出的地图表现形式的有效性。

1.3.2 全文组织架构

本文提出了一种新的拓扑矢量地图表现形式，并进行了仿真和实际验证，证明了提出的拓扑矢量地图的在促进特征提取、自动分区和数据关联问题的解决上的有效性和可行性。全文共包含六章，每章的具体内容如下：

第一章，首先对本文研究的具体背景、目的以及意义进行了简单介绍。其次对SLAM问题的国内外研究现状进行了总结，针对其中存在的问题进行了分析。最后给出了本文主要研究内容以及后续各章的结构安排。

第二章，论述了提出的拓扑矢量地图表现形式的构建过程。首先对拓扑地图构建原理进行了简单介绍，对矢量地图构建过程中的角点特征提取和线性拟合提出了自己的改进方法。然后对拓扑地图和矢量地图的混合方法进行了设计。最后详细介绍了拓扑矢量地图构建的实现原理，包括数据提取、矢量提取、自动分区、地图合并以及自动更新方法实施细节。

第三章，实现了基于拓扑矢量地图的SLAM算法框架。首先，基于SLAM状态转移模型描述了机器人地图构建过程。然后基于最大似然估计和蒙特卡洛定位原理构成了基于分区扫描匹配的组合定位方法。最后结合粒子滤波过程中的采样、权重计算和重采样过程，形成了本文的TVSLAM算法流程。

第四章，为了验证提出算法的可行性，建立了统一的移动机器人运动模型和环境模型，并在MATLAB和Rviz环境中搭建了两套仿真系统。对提出的TVSLAM算法进行了拓扑矢量地图构建，并对仿真结果进行了对比分析。

第五章，基于以上理论研究和仿真分析，搭建了移动机器人实验平台。首先对移动机器人实验平台中的硬件进行了选型、安装与调试，然后参考ROS中导航包的具体框架在树莓派和电脑端对算法进行了具体实现，最后在实际环境进行验证，并和开源的Cartographer、Gmapping、Hector和Karto四种激光SLAM算法在最终构建的地图性能上进行了对比分析，进一步确定了提出的拓扑矢量地图的有效性和可行性。

第六章，对本文所做的研究工作进行了总结，并对未来室内移动机器人的发展前景进行了展望。

2 拓扑矢量地图构建原理

虽然建筑一般会有建筑施工图或者平面示意图，但是它们一般不会包括家具和仪器等物体，不能很好的为机器人所用。因此构建地图是当今SLAM问题有效解决的前提，也是室内移动机器人良好的完成工作任务的保障。因为好的地图不仅可以降低算法的计算复杂度，同时还能保证环境表达的精确性，为机器人后续工作如定位和路径规划提供可靠支持。因此，在查阅了国内外相关参考文献以及进行了一定的调查研究基础之上，结合室内移动机器人实际工作中的问题，提出了一种新的混合地图表现形式——拓扑矢量地图。其中包含拓扑地图和矢量地图两种常见的地图表现形式，在这一章我们将对其构建原理进行详细介绍。

2.1 拓扑地图和矢量地图构建方法

2.1.1 拓扑地图构建方法

首先，拓扑地图没有明确的度量定义，是一种对环境抽象化、图形化的表现形式，通过选择一些特征点构成一幅图来描述整个空间环境，具体可参考图1-4(d)。通过阅读Kuipers^[46]和Werner^[47]的论文，发现拓扑地图在实现上并没有统一的形式，结构上都采用具有节点和边的图来表示，因此本文构建的拓扑地图的每个节点采用如下表达形式：

$$G = (L, E) \quad (2-1)$$

L 表示拓扑地图的顶点数组，是从区域环境中提取的激光点云数据中经过聚类等算法处理得到的特征点的坐标， E 为表示不同顶点之间的连接关系的邻接表。

在拓扑地图的构建过程，会按照设定的频率采集数据，对已经构建的地图进行更新。拓扑地图的表现形式类似为数据对的 (G, p) 形式，其中 G 为已构建的拓扑地图， p 为机器人当前的位姿。到下一次数据采集时，会根据机器人采样周期内的速度、加速度等数据估计下一时刻机器人的位姿 p' ，同时根据采集的数据计算下一个位置的拓扑关系图 G' ，构成一个局部拓扑地图数据对 (G', p') 。如果 G' 和已构建拓扑地图 G 中的数据基本匹配，且 p' 的位姿变化在设定的阈值区间之内，则

不需要更新。如果 G' 和已构建拓扑地图 G 中的数据匹配度较低，或者 p' 的位姿变化超过阈值，则认为 G' 为地图 G 的一个扩展。然后通过扫描匹配的方法检测其是否为新的地图或者只是同一个位置的不同视角，确定为新的地图之后进行地图更新。整个拓扑地图的构建流程按照以上步骤迭代实现。

拓扑地图由于过于简洁而缺少对地图内部细节的表达，因此需要在拓扑节点中增加周围环境的具体描述。由于矢量地图的数据量小，构建技术相对成熟，且表达精度也比较理想，因此我们在拓扑地图的基础上增加额外的矢量地图信息 V 来构成拓扑矢量地图，对公式(2-1)扩展得到了每个拓扑节点的新的表达形式，如下所示：

$$G^k = (L^k, E^k, V^k) \quad (2-2)$$

其中 k 为对应节点的编号，具体提取方法包括角点特征提取方法和针对激光雷达采样数据的矢量提取方法，对构成每个区域矢量集合 V^k 和单个矢量 v_i^k ，可由如下公式表示：

$$V^k = \{v_i^k \mid i=1,2,\dots,n\} \quad (2-3)$$

$$v_i^k = \{(x_i, y_i), \theta_i, q_i, l_i, \sigma_i, N_i, (\bar{x}_{N_i}, \bar{y}_{N_i})\} \quad (2-4)$$

其中 V^k 是根据分区 k 的数据构建的局部矢量地图， n 为矢量的数目， (x_i, y_i) 为矢量的起点坐标， θ_i 和 q_i 为矢量对应直线的参数， θ_i 为矢量与 x 坐标轴的夹角， $\theta_i \in [0, \pi)$ ， q_i 为原点到直线的距离， l_i 为矢量的长度， σ_i 为线段的拟合残差，表示线段的不确定性， N_i 是线段上扫描点的数量， $(\bar{x}_{N_i}, \bar{y}_{N_i})$ 是线段中心点坐标。

2.1.2 矢量地图构建方法

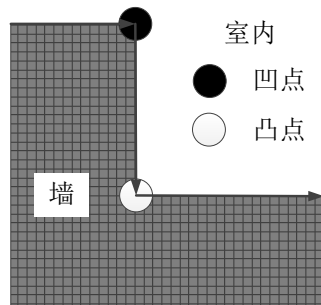


图 2-1 凹点和凸点示意图

矢量地图构建主要包括角点特征提取、线性拟合两个过程：

1) 角点提取:假设室内环境中没有复杂和动态的障碍物,则其中包含的角点可以分为两类,凸点和凹点,如图2-1所示。由于提出的轮廓地图构建方法是基于逆时针的沿墙搜索算法进行的,因此我们只需要简单地判断机器人运动时的转向就可以区分角点的类型。这种方法有效地避免了从激光雷达数据点通过聚类来提取角点的不确定性,同时降低了计算量。其中角点特征提取一共有8种情况,如图2-2所示,可以看出无论沿哪个方向运动,左转的都是凸点,右转的都是凹点,具体表示如下:

$$p_i = [(x_i, y_i), \alpha_i, c_i, s_i] \quad i=1,2,\dots,n. \quad (2-5)$$

公式中, (x_i, y_i) 是机器人当前的位置坐标, α_i 是机器人当前的方向, 其中 $\alpha_i \in [0, 2\pi)$, c_i 代表数据点的凹凸类型, s_i 代表数据点生成时间。

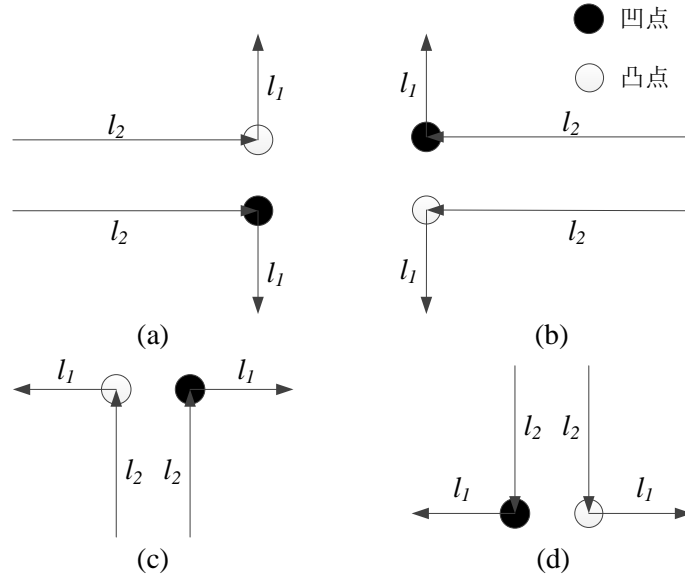


图 2-2 角点特征提取的 8 种情况

2) 线性拟合: 由于环境的复杂多样性, 从激光雷达数据中提取的特征并不能很好的表达, 因为只能提取简单的线段或圆, 对于其它复杂的几何特征, 由于拟合需要的参数太复杂, 很少使用。本文假设实验环境中墙大多是垂直或平行关系, 只考虑线段特征提取。然而由于传感器数据的测量不确定性, 很难得到和真实环境一致的解, 因此线段特征提取其实是一个求最优解的问题。首先通过角点特征

提取环节，得到了环境的轮廓地图，然后通过和拓扑地图区域匹配得到当前的分区编号，提取当前区域所有角点构成集合 $P_i = \{p_j, j=1,2,\dots,K\}$ ，假设从中提取的第一个角点和第二个角分别为 p_1 、 p_2 ，对应的坐标分别为 (x_i, y_i) 和 (x_{i+1}, y_{i+1}) ，如图 2-3 所示。把它们当做第一条线段的起点和终点，由此可得需要优化的轮廓地图边界的直线方程，其表达形式如下：

$$x \sin \theta_i + y \cos \theta_i + q_i = 0 \quad (2-6)$$

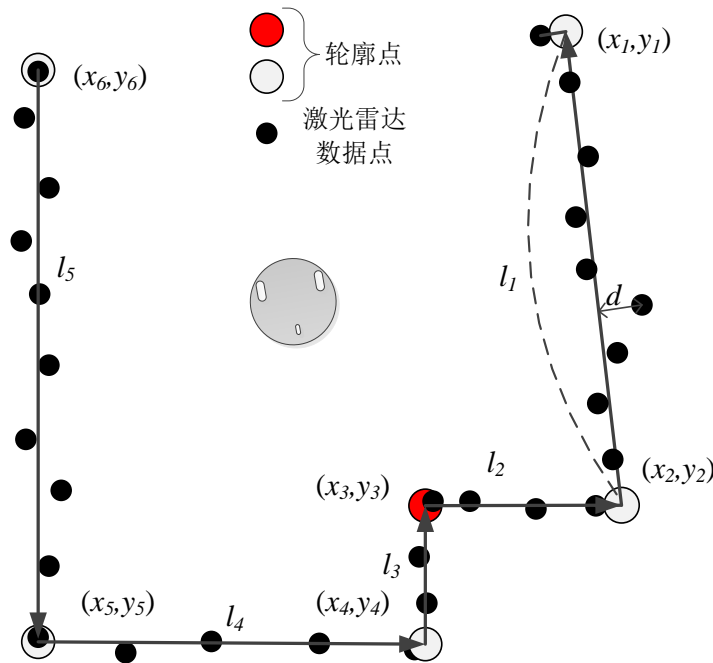


图 2-3 线段特征提取示意图

然后通过计算当前帧激光雷达中每个数据点到初始直线的距离 d 进行滤波，如果在允许的误差范围之内，将其考虑到线性拟合算法中，否则视为噪点排除。假设去除噪音之后得到的符合要求的数据点集合为 $R_i = \{(x_{ij}, y_{ij}), j=1,2,\dots,N_i\}$ ，其中 N_i 为有效数据点的个数。根据最大似然估计求解，线段的最佳拟合参数 (θ_i, q_i) 应使得残差之和最小，即满足公式：

$$e_i = \sum_{j=1}^{N_i} (x_{ij} \cos \theta_i + y_{ij} \sin \theta_i + q_i)^2 \quad (2-7)$$

对公式(2-7)求偏导可得：

$$\frac{\partial e_i}{\partial \theta_i} = \sum_{j=1}^{N_i} (-2)(x_{ij} \cos \theta_i + y_{ij} \sin \theta_i + q_i)(x_{ij} \sin \theta_i + y_{ij} \cos \theta_i) \quad (2-8)$$

$$\frac{\partial e_i}{\partial q_i} = \sum_{j=1}^{N_i} (-2)(x_{ij} \cos \theta_i + y_{ij} \sin \theta_i + q_i) \quad (2-9)$$

令 $\frac{\partial e_i}{\partial \theta_i} = 0$, $\frac{\partial e_i}{\partial q_i} = 0$ 即可求得 $\hat{\theta}_i$ 和 \hat{q}_i 。然后顺次对剩余的轮廓边界直线进行拟合，

按照上面的过程迭代直到取完角点集合 P_i 中所有点。

2.2 拓扑矢量地图构建系统

基于上一节的理论基础，对提出的拓扑矢量地图表现形式进行了实现，构建系统如图2-4所示。构建过程为一个分层实现的全生命周期的组织架构，增加了自动更新环节形成了闭环。共包含三层：数据采集层，数据处理层、地图构建层。

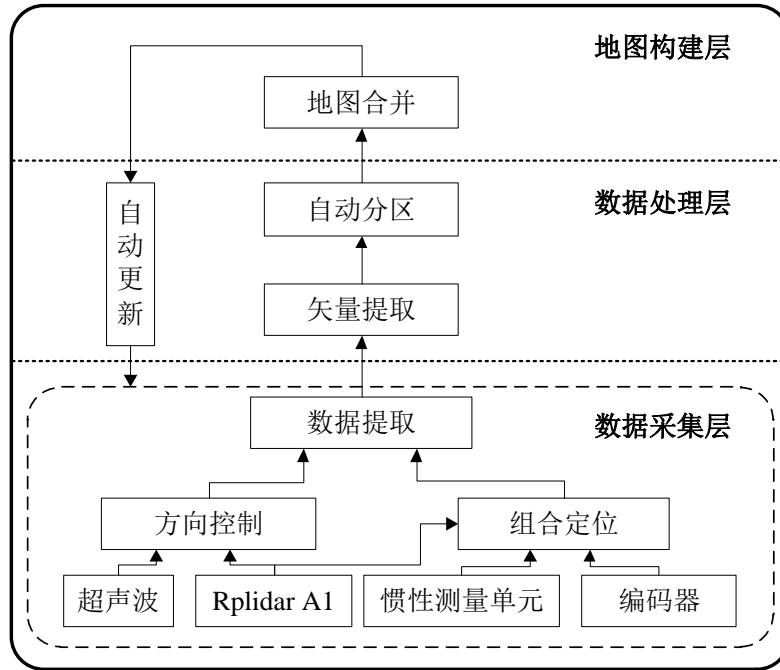


图 2-4 拓扑矢量地图构建系统的组织架构

- 1) 数据采集层:主要包括基于沿墙搜索算法的角点特征提取方法，基于超声波、激光雷达、惯性测量单元和编码器采集的数据提取方法，并根据这些数据实现机器人的方向控制和自主定位，其中组合定位包含了基于蒙特卡洛定位算法的航迹推算定位和基于激光雷达的分区扫描匹配定位两种定位方式。
- 2) 数据处理层: 由于本文构建的地图为拓扑矢量地图，必须对激光雷达采集的

原始数据进行滤波、降噪处理，主要包括矢量特征提取和自动分区方法，来实现矢量地图和拓扑地图的构建。

3) 地图构建层：主要是基于分区关系建立拓扑地图和矢量地图的关联。

最后是贯穿三层的自动更新方法，根据区域变化频率的高低对地图进行选择更新，避免每次重新构建地图浪费时间，同时保证地图的真实性。

2.2.1 数据提取方法

虽然针对数据提取方法的研究已经相当成熟，但是针对不同的组合和应用场景还要进行具体分析、针对性处理。对于室内环境，单一传感器无法消除自身累积的误差对系统产生的影响，同时适应场景有限，解决这一问题的有效途径就是采用多传感器融合技术，能极大提高对周围环境特征辨别的准确度和鲁棒性^[48]。融合之前主要有三个准备步骤：滤波处理，由于每种传感器的物理特性不同，产生噪声也不同，不能采用统一的模板，必须针对性处理；坐标变换，由于传感器的安装位置上差异，为了处理分析必须把数据映射到相同的参考坐标系中；时间同步，必须保证传感器采集的信息是对同一时刻的机器人位姿或运动状态的描述。

我们的机器人平台上携带了超声波和激光雷达、惯性测量单元和编码器四种传感器，现在逐一分析它们的特性来提出合适的数据提取方法。激光雷达数据采集是一个实时的物理过程，分辨率受设备的影响，而超声波数据采集受声速的影响实时性较低，分辨率相对激光雷达精度也较低。惯性测量单元和编码器的数据用来进行航迹推算定位，这两个传感器的实时性都较高，可以设置较高的采集频率来保证位置推算的精度。针对导航推算产生的累积误差，结合激光雷达和超声波测距传感器的噪声问题处理带来的计算优化问题，提出了一种改进的沿墙搜索算法，先提取环境中的角点特征，再逐渐进行优化。结合激光雷达特性设计的沿墙搜索算法的伪代码如下：

算法2-1 沿墙搜索算法

输入：激光雷达数据 Z_t

输出：平移 $\text{move}(\text{linear_velocity}, 0)$ ，旋转 $\text{move}(0, \text{angular_velocity})$

function Wallfollowing(Z_t)

left_min_distance=Getmin(Z_t , left_back_, left_limit_);

center_min_distance=Getmin(Z_t , left_limit_, right_limit_);

right_min_distance=Getmin(Z_t , right_limit_, right_back_);

//返回机器人是否可以继续当前的状态运动

can_continue_=CanContinue(right_min_distance, left_min_distance,
center_min_distance);

is_close_to_wall_=IsCloseToWall(right_min_distance, left_min_distance,
center_min_distance); //返回机器人是否贴近墙

if (!can_continue_ && !is_following_wall_) **then** //此状态为机器人寻找到
墙

turn_type_ = LEFT;

is_following_wall_ = true; 机器人沿墙为真

else if(can_continue_ && !is_following_wall) //此状态为机器人寻找墙

Move(linear_velocity_, 0);

else{

if(can_continue_ && is_close_to_wall_) **then**//机器人贴近墙同时能够继
续当前状态

Move(linear_velocity_, 0);

else if (!can_continue_)

Move(0, (turn_type_ - 1) * angular_velocity_); //机器人向墙的反侧旋
转

else if (!is_close_to_wall_)

Move(0, -1 * (turn_type_ - 1) * angular_velocity_); //机器人向墙的一
侧旋转

end if

}

end if

end function

2.2.2 矢量提取方法

常见的从激光雷达点云数据集提取线段特征过程如下：首先设定角度或者距离的分割阈值；然后对每一帧数据进行分段处理；进一步通过线性拟合等方法来完成线段特征提取。这种提取方法需要很大的计算量，且集合的划分对拟合误差的影响很大。而本文提出的角点特征提取算法，只需要保证提取角点特征的精度，可以很容易地实现对激光数据点的分割和滤波处理。参照由角点特征点得到的直线方程(公式(2-6))和基于分区扫描匹配的激光数据点集 $R_i = \{(x_{ij}, y_{ij}), j = 1, 2, \dots, N_i\}$ ，通过最小二乘法估计得到 $\hat{\theta}_i$ 和 \hat{q}_i ，拟合之后的直线方程为：

$$x \sin \hat{\theta}_i + y \cos \hat{\theta}_i + \hat{q}_i = 0 \quad (2-10)$$

根据拟合的直线，可以计算要提取的矢量特征中的剩余参数。首先由角点向拟合的直线做垂线，得到矢量起点和终点坐标如下：

$$\begin{bmatrix} x'_i \\ y'_i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\hat{q}_i \sin \hat{\theta}_i + \tau_i \cos \hat{\theta}_i \\ -\hat{q}_i \cos \hat{\theta}_i - \tau_i \sin \hat{\theta}_i \end{bmatrix} \quad (2-11)$$

$$\begin{bmatrix} x'_{i+1} \\ y'_{i+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\hat{q}_i \sin \hat{\theta}_i + \tau_{i+1} \cos \hat{\theta}_i \\ -\hat{q}_i \cos \hat{\theta}_i - \tau_{i+1} \sin \hat{\theta}_i \end{bmatrix} \quad (2-12)$$

其中 τ_i 和 τ_{i+1} 分别为：

$$\tau_i = \begin{bmatrix} \cos \hat{\theta}_i & -\sin \hat{\theta}_i \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} x_i \\ y_i \end{bmatrix} \quad (2-13)$$

$$\tau_{i+1} = \begin{bmatrix} \cos \hat{\theta}_i & -\sin \hat{\theta}_i \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} x_{i+1} \\ y_{i+1} \end{bmatrix} \quad (2-14)$$

矢量的长度计算公式如下：

$$\begin{cases} \Delta x_i = x'_{i+1} - x'_i \\ \Delta y_i = y'_{i+1} - y'_i \end{cases} \quad (2-15)$$

$$l_i = \sqrt{\Delta x_i^2 + \Delta y_i^2} \quad (2-16)$$

$(\bar{x}_{N_i}, \bar{y}_{N_i})$ 是线段的中心点，坐标如下：

$$\begin{aligned}\bar{x}_{N_i} &= \frac{1}{N_i} \sum_{j=1}^{N_i} x_{ij} \\ \bar{y}_{N_i} &= \frac{1}{N_i} \sum_{j=1}^{N_i} y_{ij}\end{aligned}\quad (2-17)$$

根据公式(2-7)，线段拟合的残差 σ_i 为:

$$\sigma_i = \frac{e_i}{N_i} \quad (2-18)$$

参照上面的矢量特征参数计算，可以进行初步的矢量地图构建，在MATLAB中利用简单的地图对算法进行仿真，第一次生成的比较粗糙的矢量地图如图2-5(b)所示。

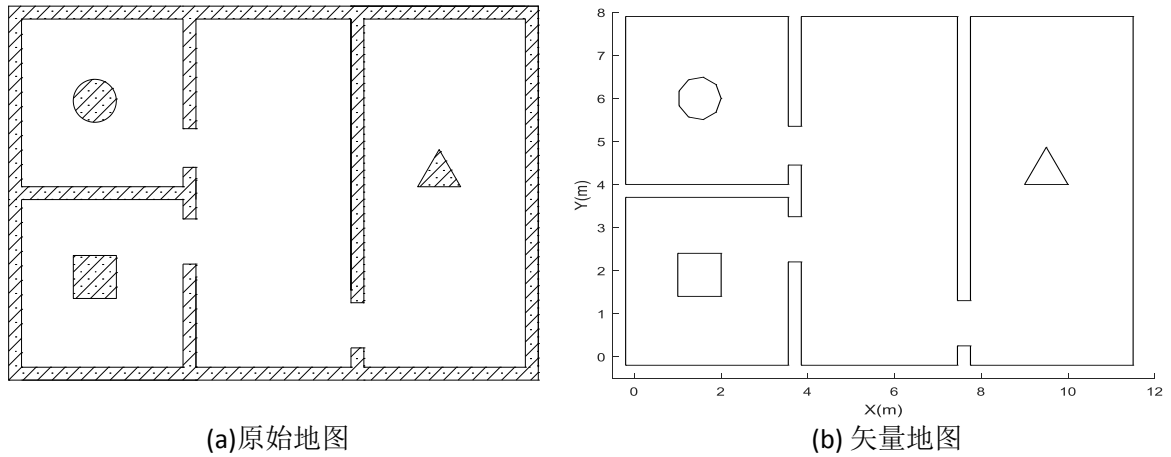


图 2-5 从原始数据得到的矢量地图

2.2.3 自动分区方法

宏观上来看室内环境可以被门或者狭长空间分为若干个区域，于是基于几何关系和虚拟门算法形成了本文的自动分区方法，构建的拓扑地图示意图如图2-6所示。下面是实现的三个步骤：

(1) 关键点提取：从角特征点数据集 P 中提取所有的凹点，当只有一个孤立的凹点的时候为了能够生成线性方程，相邻的凸点被增加，设提取的点集如下。

$$D = \{p_i, i = 1, 2, \dots, k\} \quad (2-19)$$

(2) 线性方程构建：基于数据点集合 D ，根据时间标签相邻数据点生成线性方程 l_i ，生成的所有线段构成了线段集合 S 。

$$l_i: x \sin \theta + y \cos \theta + q = 0 \quad (2-20)$$

$$S = \{l_i, i=1, 2, \dots, n\} \quad (2-21)$$

(3) 几何关系判断：由于房间多为平直的简单形状组成，所以分析的几何关系主要包括平行和垂直关系。顺次从线段集合 S 提取线段分析两两之间的几何关系，实现对已构建地图的分区。具体实现过程如下：

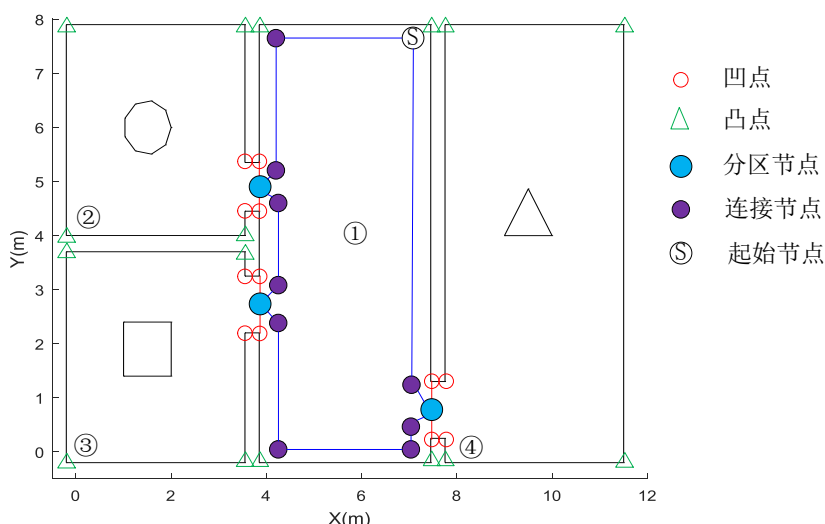


图 2-6 基于分区方法构建的拓扑矢量地图示意图

平行关系：首先，提取斜率相同的线段。然后，计算这些线段两两之间的距离，提取这些距离数值中小于门的宽度的线段，若两条平行的线段之间具有交叉的值域或者定义域，我们就把这两个线段当做分区入口的两边。最后，生成一条连接两条平行线的垂线，这条垂线的中点被当作分区的入口节点，同时在拓扑地图中增加进出角点标记，便于后期数据处理。

垂直关系：首先，提取互相垂直的线段。然后，提取其中互相有交点或者延伸线有交点的垂直线段对，排除延长线的长度大于环境中门的宽度的线段对。最后，延长线的中点作为分区的入口节点，同时在拓扑地图中增加进出角点标记。

对拓扑地图中的标签信息 L^k 更新如下：

$$L^k = [z^k, s^k, e^k] \quad (2-22)$$

其中 z^k 为入口节点坐标， s^k 为进入角点坐标， e^k 为出去角点坐标。

分区方法存在的优点如下：首先，增强了拓扑地图和矢量地图之间的关联关

系。其次，针对大范围室内环境，移动机器人可以分区完成任务，同时有效减少重复路径和区域丢失，提高完成率和工作效率。最后，室内环境某些区域经常发生变化，而某些区域基本上不怎么变动，针对此现象可以高效的实现地图更新。

2.2.4 地图合并方法

为了更好的解决数据关联问题，提出了一种更适合室内环境的以提取的环境关键角点和分区入口节点作为纽带的拓扑地图和矢量地图的合并方法。上面已经为拓扑矢量地图的构建提取出了矢量特征、完成了自动分区，还需要对他们进行连接合并。其中分区入口定位到分区节点，还需要提取分区之间的连接节点，解决分区之间的路径不确定性。连接节点是角点特征点集 P 的子集，是各个分区之间沿墙的连接路径，其表达形式和公式(2-2)中分区节点的唯一区别就是矢量集合为空。最终把各个节点合并连接，构成拓扑矢量地图，具体描述如下：

$$TV = \{T_i, i = 1, 2, \dots, N\} \quad (2-23)$$

其中 T_i 为分区节点 G^k 和连接节点 C^j 的集合， N 是合并之后拓扑节点的总数。

算法 2-2：地图合并算法

输入： 拓扑地图集合 G 角特征点数据集 P

输出： 合并之后的拓扑矢量地图 TV

function MapCombine(G, P)

```
    initialize TV;           //拓扑矢量地图初始化
    for i=0;i<n;i++ do
        for each  $L^k$  in  $G$  do
            if  $p_i \neq L^k:s^k$  then
                add(TV,  $p_i$ );
                break;
            else if  $p_i = L^k:s^k$ 
                add(TV,  $L^k:s^k$ );
                i=find  $L^k:e^k$  in  $P$ ;    //角点遍历序号跳转到出口角点坐标
                break;
            end if
```

```

end for
end for
end function
    
```

2.2.5 自动更新方法

现实中的室内环境每时每刻都在发生着变化，为了拥有更接近真实环境的地图，机器人每次执行任务都必须重新构建地图。然而据调查显示室内环境发生变化的概率，在不同的区域是不一样的，因此没有必要全部重新构建，于是本文提出了一种仅更新发生较大变化区域的地图自动更新算法。具体的区域地图是否需要更新，我们主要参考两个指标：需要更新的障碍物数量和障碍物面积。由此得到变化率计算公式如下：

$$Rl_j = k \frac{m}{n} + (1-k) \sum_{i=1}^m \frac{o_i}{O} \quad j=1,2,\dots,h \quad (2-24)$$

在上面的公式中， n 是障碍物的总数， m 是位置发生变化的障碍物的数目， O 为障碍物的总面积， o_i 为位置发生变化的障碍物面积。 k 和 $(1-k)$ 分别是障碍物的数目和面积对应的权重。如果 Rl_j 超过设定的阈值，就会更新局部地图 j 。然而，当需要更新的单个区域过多，逐个寻找几乎需要遍历整个环境时。此时就需要更新全局地图，更新公式如下所示：

$$R_g = \sum_{j=1}^h \frac{Rl_j}{h} \quad (2-25)$$

h 是子地图的数目， Rl_j 是对应子区域的地图变化率。当全局变化率 R_g 超过了设定的阈值，就进行全局更新，也就是重新构建整个室内地图。

2.3 本章小结

本章针对移动机器人应用中的实际问题，提出了一种新的混合地图——拓扑矢量地图，对其实现的具体过程进行了详细介绍。首先对拓扑地图和矢量地图构建方法分别进行了具体介绍，针对室内环境的特点提出了简单的角点特征提取和线性拟合方法。然后提出了全生命周期的拓扑矢量地图构建系统的组织架构，阐述了拓扑矢量地图构建的基本原理，并针对其中的五个主要环节进行了具体介

绍。(1)数据提取：包括针对角点特征提取的沿墙搜索算法以及针对多传感器的多传感器融合技术，保证了提取数据的可靠性。(2)矢量提取：对采集的激光雷达数据，提出了一种基于角点特征进行分割和滤波处理的矢量提取算法，有效的提高了线段特征拟合精度，同时减少了计算量。(3)自动分区：提出了基于几何关系和虚拟门分区算法的自动分区方法，提高了对环境的适应性和数据关联关系。(4)地图合并：对提取的连接节点集合和分区节点集合，增加相互之间的连接关系合并成全局地图。(5)自动更新：提出了一种针对不同区域变化率自动更新方法，降低了全局更新的计算量，同时保证了地图真实度。

3 基于拓扑矢量地图的 SLAM 算法

为了验证提出的拓扑矢量地图表现形式的有效性和可行性，需要添加到具体的SLAM算法框架中才能进行仿真或者实验。本章基于SLAM问题的状态转移模型和RBPF粒子滤波原理，结合上一章提出的拓扑矢量地图构建原理，对SLAM算法的基本框架进行了理论分析。

3.1 SLAM 问题的状态转移概率模型

SLAM问题是移动机器人领域最基础的问题之一，描述的是在机器人不能得到环境地图，也不知道自身的位置时，根据传感器采集的数据完成定位并构建地图的过程。解决SLAM问题的方法主要分为概率估计法和非概率估计法，由于环境和传感器都具有不确定性，使得用概率知识可以很好地进行描述，因此大部分研究都基于概率估计法。粒子滤波器提供了一种用概率计算机器人位姿的方法，每个粒子内部都包含着基于机器人当前轨迹对环境地图的假设，通过对每个粒子的行为进行加权求和，可实现对机器人轨迹和环境地图联合后验概率的完整估计。按照上述原理解决SLAM问题大致过程为：(1)首先基于内部传感器的信息进行位姿状态的预测；(2)其次利用传感器测量信息对机器人的位姿状态进行估计更新；(3)最后基于估计的位姿，对构建的局部地图进行合并组成全局地图。

其中SLAM问题的状态转移模型如图3-1所示。在给定了机器人的初始位姿 x_0 之后，基于对环境特征 $f_n(n=1,2,...)$ 的观测值 z_t ，以及根据惯性测量单元和编码器采集的运动数据，估计机器人在相应时刻的位姿 $x_t(t=1,2,...)$ ，同时基于估计的位姿进行局部地图构建。表示状态演变的概率模型可以描述如下：
 $p(x_t | x_{0:t-1}, z_{1:t-1}, u_{1:t})$ 。测量值采集的过程的概率模型为： $p(z_t | x_{0:t}, z_{1:t-1}, u_{1:t})$ 。其中机器人状态模型和测量模型的演变受概率法则支配，仔细分析，状态 x_t 是基于状态 x_{t-1} 随机产生的，貌似与之前所有的状态、测量和控制条件都相关。然而基于隐马尔科夫模型和条件独立的假设，实际只与上一时刻的状态和控制条件以及当前

时刻的测量有关，简化之后如下：

$$p(x_t | x_{0:t-1}, z_{1:t-1}, u_{1:t-1}) = p(x_t | x_{t-1}, u_t) \quad (3-1)$$

$$p(z_t | x_{0:t}, z_{1:t-1}, u_{1:t}) = p(z_t | x_t) \quad (3-2)$$

其中 x_t 和 x_{t-1} 分别为机器人 t 时刻和 $t-1$ 时刻的位姿， u_t 为机器人从 $t-1$ 时刻到 t 时刻的位姿状态变化， z_t 为机器人 t 时刻对外部环境特征的测量值。其中式(3-1)称为机器人的运动模型，式(3-2)称为机器人的观测模型。

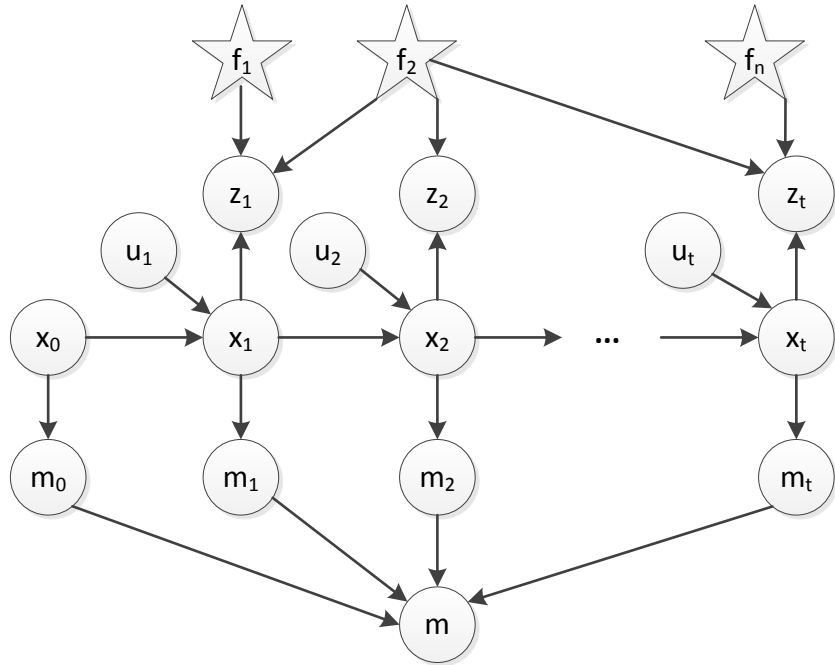


图 3-1 在线 SLAM 问题的状态转移概率模型

于是机器人的当前位姿可以由贝叶斯滤波算法递归得到，也就是说 t 时刻的置信度 $\text{bel}(x_t)$ 由 $t-1$ 时刻的置信度 $\text{bel}(x_{t-1})$ 来计算。伪代码如下所示。

算法3-1 贝叶斯滤波算法

输入： $t-1$ 时刻的置信度 $\text{bel}(x_{t-1})$ ，位姿的变化 u_t ，测量值 z_t

输出： t 时刻的置信度 $\text{bel}(x_t)$

function Bayes_filter($\text{bel}(x_{t-1}), u_t, z_t$)

for all x_t **do**

$\overline{\text{bel}}(x_t) = \int p(x_t | u_t, x_{t-1}) \text{bel}(x_{t-1}) dx_{t-1}$;

$\text{bel}(x_t) = \eta p(z_t | x_t) \overline{\text{bel}}(x_t)$;

```

endfor
return bel( $x_t$ )
end function

```

这种滤波算法虽然已经可以很好的估计机器人的位姿，但是存在粒子耗散问题。实际应用中通常基于RBPF粒子滤波分解原理来解决SLAM问题，可以分解为基于粒子滤波器进行定位的非高斯后验部分和利用卡尔曼滤波进行全局地图更新的条件高斯部分。这种方法包含了粒子重采样过程，可以有效的解决粒子耗散问题，保证长时间相对精确的估计。同时允许我们先估计机器人的位姿，再根据这个位姿构建环境地图，分步计算提供了高效的性能，可以用公式表示如下：

$$p(x_{1:t}, m | z_{1:t}, u_{1:t}) = p(m | x_{1:t}, z_{1:t}) \cdot p(x_{1:t} | z_{1:t}, u_{1:t}) \quad (3-3)$$

右边的前半部分为全局地图更新部分，后半部分地图的 $p(m | x_{1:t}, z_{1:t})$ 的后验概率，根据已知的位姿 $x_{1:t}$ 和测量 $z_{1:t}$ 可以得出，而 $p(x_{1:t} | z_{1:t}, u_{1:t-1})$ 可以采用基于重要性重采样的粒子滤波方法，根据机器人的状态转移模型基于贝叶斯公式递推得出。

3.2 基于分区扫描匹配的组合定位

移动机器人的定位可以看做将机器人坐标在全局坐标系中表示的过程，由于不存在没有噪声的测量机器人位姿的传感器，因此必须依据多次测量的数据来推断机器人准确的位姿，必须通过长时间整合数据来确定。参照基本的贝叶斯滤波，针对当前常用的地图表现方法，研究人员开发了多种定位技术，其中包括最大似然位姿估计、马尔科夫、蒙特卡洛、扩展卡尔曼滤波等定位算法。根据本文基于分区的拓扑矢量地图的表现形式，选择使用最大似然估计进行全局扫描匹配定位，基于蒙特卡洛定位算法进行局部定位。

3.2.1 基于最大似然位姿估计的全局定位

最大似然位姿估计是一种根据测量值和环境地图基于最大似然法则求解处于最佳匹配时的机器人位姿的定位方法。通常用在移动机器人当前位姿 x_{t-1} 概率分布已知，对下一时刻机器人位姿 x_t 的估计时。大多数情况下，最大似然位姿估计使用高斯函数 $N(x_t, \Sigma_t)$ 来近似运动模型 $p(x_t | x_{t-1}, z_t, u_t, m)$ 的概率分布。高斯分布的

均值位姿 x_t 可以使用最大似然法直接估计获得，估计公式如下：

$$\hat{x}_t = \arg \max_{x_t} \{p(z_t | x_t, m) \cdot p(x_t | x_{t-1}, u_t)\} \quad (3-4)$$

式中， $p(z_t | x_t, m)$ 为机器人的测量模型，描述了当机器人处于位姿 x_t 时，观测信息 z_t 与环境地图 m 之间的匹配程度， $p(x_t | x_{t-1}, u_t)$ 为机器人的状态转移模型，表达了以机器人位姿 x_t 作为控制量 u_t 的函数，随时间变化的递推关系。由于采用的是分区扫描匹配的方法，需要计算的数据量小，匹配频率很快，可以忽略运动模型的影响，公式(3-4)简化如下：

$$\hat{x}_t = \arg \max_{x_t} p(z_t | x_t, m) \quad (3-5)$$

高斯分布的方差 Σ_t 的计算方式根据使用的最大似然法的不同而有所区别，由于本文是基于分区扫描匹配的方法，使用最小二乘法进行位姿估计能够更好的利用拓扑矢量地图的特性，更快的找到最优解，求解公式如下：

$$\hat{\Sigma}_t = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k (x_t^{(i)} - \hat{x}_t)^2 \quad (3-6)$$

接下来需要求机器人下一时刻位姿 $p(x_t | x_{t-1}, z_t, u_t, m)$ 的最大似然解，此类方法计算结果的准确性和初始值的选取相关性较大，如果和真实值偏差较大，就会陷入局部最小值，使得位置估计出现偏差。分析如下，如果初始值的选择只考虑了运动方程 $p(x_t | x_{t-1}, u_t)$ ，这种方法严重的依赖编码器的精度。只有当编码器比较精确时，才能获得较高的定位精度。当机器人出现打滑或者绑架问题时，就不能得到正确解，从而使定位结果出现较大偏差。因此基于本文提出的拓扑矢量地图表现形式，当机器人通过编码器的航迹推算定位出现较大偏差的时候，增加了分区扫描匹配过程，可以把机器人位置限定在某个分区之内，然后再根据分区节点或者路径节点等关键特征实现对位姿的正确恢复。

3.2.2 基于蒙特卡洛定位算法的局部定位

蒙特卡洛的定位方法是一种用粒子表示机器人位姿的置信度 $bel(x_t)$ ，用粒子集合近似机器人位姿的概率分布，适用于解决非线性系统的带有多峰分布的全局定位和局部定位问题，是移动机器人技术领域最流行的定位方法^[49]。本文主要利

用其基于序贯重要性重采样的原理，从建议分布中采样粒子而不是随机产生，来实现对机器人运动轨迹后验滤波概率密度的递推估计，其过程可以分为以下四个步骤：

(1) 初始化粒子集：需要提前设定粒子集的数量 N 。如果给定了初始位置，只需要复制给 N 个粒子初始化粒子集 $\{x_0^{(i)}\}_{i=1}^N$ 。如果初始位置不确定，可以基于高斯分布随机采样的方法初始化粒子集 $\{x_0^{(i)}\}_{i=1}^N$ 。

(2) 采样：根据建议分布 $\pi(x_{1:t}^{(i)} | z_{1:t}, u_{1:t})$ ，采样得到新的粒子集 $\{x_t^{(i)}\}_{i=1}^N$ 。

(3) 权重更新：通过计算建议分布和估计状态分布的比值，更新每个粒子的权重。

$$w_t^{(i)} = \frac{p(x_{1:t}^{(i)} | z_{1:t}, u_{1:t})}{\pi(x_{1:t}^{(i)} | z_{1:t}, u_{1:t})} \quad (3-7)$$

(4) 重采样：根据权重对粒子进行排序，按照设定的阈值删除权重低的粒子，复制权重高的粒子补充进来，防止粒子耗散，同时使粒子集合的分布近似于机器人位姿的后验概率。

循环执行(2)到(4)，直到运行结束。

这种粒子滤波方法，每当传感器采集新的数据时都需要计算和更新权重，这需要很大的计算量，按照Doucet^[50]论文中关于对建议分布的优化方法，对本文采用的建议分布简化如下：

$$\pi(x_{1:t} | z_{1:t}, u_{1:t}) = \pi(x_t | x_{1:t-1}, z_{1:t}, u_{1:t}) \cdot \pi(x_{1:t-1} | z_{1:t-1}, u_{1:t-1}) \quad (3-8)$$

联合公式(3-7)和(3-8)，基于贝叶斯公式和隐性马尔科夫假设可以推出：

$$\begin{aligned} w_t^{(i)} &= \frac{p(x_{1:t}^{(i)} | z_{1:t}, u_{1:t})}{\pi(x_{1:t}^{(i)} | z_{1:t}, u_{1:t})} \\ &= \frac{\eta p(z_t | x_{1:t}^{(i)}, z_{1:t-1}) p(x_t^{(i)} | x_{t-1}^{(i)}, u_t)}{\pi(x_t^{(i)} | x_{1:t-1}^{(i)}, z_{1:t}, u_{1:t})} \cdot \underbrace{\frac{P(x_{1:t-1}^{(i)} | z_{1:t-1}, u_{1:t-1})}{\pi(x_{1:t-1}^{(i)} | z_{1:t-1}, u_{1:t-1})}}_{w_{t-1}^{(i)}} \\ &\propto \frac{p(z_t | m_{t-1}^{(i)}, x_t^{(i)}) p(x_t^{(i)} | x_{t-1}^{(i)}, u_t)}{\pi(x_t^{(i)} | x_{1:t-1}^{(i)}, z_{1:t}, u_{1:t})} \cdot w_{t-1}^{(i)} \end{aligned} \quad (3-9)$$

在这里 $\eta = 1/p(z_t | z_{1:t-1}, u_{1:t-1})$ 为基于贝叶斯规则产生归一化因子，适用于所有的粒子。以上框架几乎适用于所有的粒子滤波算法，但是区别在于使用什么样的建议

分布、重采样策略和降维方法。本文在建议分布的选择、重采样策略上结合本文提出的地图表现形式进行了针对性修改，在下一节统一进行介绍。

3.3 基于 RBPF 粒子滤波的实时定位与地图构建

由于地图和机器人的位姿都不知道，必须基于已知的测量信息 z_t 和运动信息 u_t ，同时对机器人的位姿和环境地图进行估计，解决定位和构图之间的相互依赖问题。绝大多数SLAM问题都可以建立概率模型，然后采用粒子滤波的方法求解。从概率的解决方法来看，SLAM问题一般有两种形式，一种是在线SLAM问题(Online SLAM Problem)，它涉及估计机器人的当前位姿和环境地图联合后验概率 $p(x_t, m | z_{1:t}, u_{1:t})$ ，使用贝叶斯滤波可以表示为：

$$p(x_t, m | z_{1:t}, u_{1:t}) = \eta p(z_t | x_t, m) \int p(x_t | x_{t-1}, u_t) p(x_{t-1}, m | z_{1:t-1}, u_{1:t-1}) dx_{t-1} \quad (3-10)$$

第二种是全SLAM问题(Full SLAM Problem)，它涉及估计机器人的全路径位姿和环境地图联合后验概率 $p(x_{1:t}, m | z_{1:t}, u_{1:t})$ ，使用贝叶斯滤波可以表示为：

$$p(x_{1:t}, m | z_{1:t}, u_{1:t}) = \eta p(z_t | x_t, m) \int p(x_t | x_{t-1}, u_t) p(x_{1:t-1}, m | z_{1:t-1}, u_{1:t-1}) dx_{t-1} \quad (3-11)$$

两个公式中的 $\eta = 1 / p(z_t | z_{1:t-1}, u_{1:t})$ ，是根据贝叶斯法则生成的归一化常量。针对机器人的应用环境，为了减少数据存储量，选用在线方式来解决SLAM问题。然而式(3-10)由于积分容易产生高维约束问题。本文基于RBPF粒子滤波算法和马尔科夫假设，将在线的SLAM估计问题进行简化。简化之后的在线SLAM问题如下所示：

$$p(x_{1:t}, m | z_{1:t}, u_{1:t}) = p(m | x_{1:t}, z_{1:t}) p(x_{1:t} | z_{1:t}, u_{1:t}) \quad (3-12)$$

接下来需要选择合适的建议分布来保证RBPF粒子滤波实现，直观上，建议分布和真实分布越接近越好，这样的话所有的权重都基本相等，重采样的步骤将不再需要，然而真实情况下，这样的分布是无法获得的。为了简化式(3-9)中的计算，有的算法直接使用运动模型 $p(x_t | x_{t-1}, u_{t-1})$ 作为建议分布：

$$\begin{aligned} w_t^{(i)} &= w_{t-1}^{(i)} \frac{p(z_t | m_{t-1}^{(i)}, x_t^{(i)}) p(x_t^{(i)} | x_{t-1}^{(i)}, u_t)}{\pi(x_t^{(i)} | x_{t-1}^{(i)}, z_{1:t}, u_{1:t})} \\ &\propto w_{t-1}^{(i)} \cdot p(z_t | m_{t-1}^{(i)}, x_t^{(i)}) \end{aligned} \quad (3-13)$$

这个建议分布其实是次优的，尤其当传感器的精度比编码器的精度高很多的时候，比如本文使用的激光雷达的精度远远高于编码器精度，此时测量的似然域要比运动的似然域集中很多，所以使用需要大量的粒子才能从建议分布中获得和测量模型较好的近似。因此，为了解决这个问题，把最近一次的传感器的测量考虑到建议分布中，建议分布如公式(3-14)所示：

$$p(x_t | m_{t-1}^{(i)}, x_{t-1}^{(i)}, z_t, u_{t-1}) = \frac{p(z_t | m_{t-1}^{(i)}, x_t) p(x_t | x_{t-1}^{(i)}, u_{t-1})}{p(z_t | m_{t-1}^{(i)}, x_{t-1}^{(i)}, u_{t-1})} \quad (3-14)$$

联合(3-13)权重计算公式变为：

$$\begin{aligned} w_t^{(i)} &= w_{t-1}^{(i)} \frac{p(z_t | m_{t-1}^{(i)}, x_t) p(x_t | x_{t-1}^{(i)}, u_{t-1})}{p(x_t | m_{t-1}^{(i)}, x_{t-1}^{(i)}, z_t, u_{t-1})} \\ &\propto w_{t-1}^{(i)} \frac{p(z_t | m_{t-1}^{(i)}, x_t) p(x_t | x_{t-1}^{(i)}, u_{t-1})}{\frac{p(z_t | m_{t-1}^{(i)}, x_t) p(x_t | x_{t-1}^{(i)}, u_{t-1})}{p(z_t | m_{t-1}^{(i)}, x_{t-1}^{(i)}, u_{t-1})}} \\ &= w_{t-1}^{(i)} \cdot p(z_t | m_{t-1}^{(i)}, x_{t-1}^{(i)}, u_{t-1}) \\ &= w_{t-1}^{(i)} \cdot \int p(z_t | x, m_{t-1}^{(i)}) p(x | x_{t-1}^{(i)}, u_{t-1}) dx \end{aligned} \quad (3-15)$$

虽然上面的权重计算可以达到很高的相似度，然而由于需要积分计算，存在高维问题，针对这个问题可以结合RBPF分解，从高斯模型中采样粒子来模拟机器人的状态，每个粒子基于卡尔曼滤波来估计机器人的位姿。为了更好的近似 $p(x_t | m_{t-1}^{(i)}, x_{t-1}^{(i)}, z_t, u_{t-1})$ ，我们首先要结合机器人的测量数据和运动数据来构造高斯分布 N ，每个粒子 i 的均值和方差都是从 K 个采样粒子中计算得到的，计算公式如下：

$$\mu_t^{(i)} = \frac{1}{\eta^{(i)}} \sum_{j=1}^K x_j \cdot p(z_t | m_{t-1}^{(i)}, x_j) \cdot p(x_j | x_{t-1}^{(i)}, u_{t-1}) \quad (3-16)$$

$$\Sigma_t^{(i)} = \frac{1}{\eta^{(i)}} \sum_{j=1}^K p(z_t | m_{t-1}^{(i)}, x_j) \cdot p(x_j | x_{t-1}^{(i)}, u_{t-1}) \cdot (x_j - \mu_t^{(i)})(x_j - \mu_t^{(i)})^T \quad (3-17)$$

对应的归一化因子：

$$\eta^{(i)} = \sum_{j=1}^K p(z_t | m_{t-1}^{(i)}, x_j) \cdot p(x_j | x_{t-1}^{(i)}, u_{t-1}) \quad (3-18)$$

通过这种方法，可以得到权重计算公式(3-15)的近似：

$$\begin{aligned}
 w_t^{(i)} &= w_{t-1}^{(i)} \cdot \int p(z_t | x, m_{t-1}^{(i)}) p(x | x_{t-1}^{(i)}, u_{t-1}) dx \\
 &\approx w_{t-1}^{(i)} \cdot \int_{x \in N(x_t^{(i)}, \Sigma_t^{(i)})} p(z_t | x, m_{t-1}^{(i)}) p(x | x_{t-1}^{(i)}, u_{t-1}) dx \\
 &\approx w_{t-1}^{(i)} \cdot \sum_{j=1}^K p(z_t | x_j, m_{t-1}^{(i)}) p(x_j | x_{t-1}^{(i)}, u_{t-1}) \\
 &= w_{t-1}^{(i)} \cdot \eta^{(i)}
 \end{aligned} \tag{3-19}$$

可以看出 $\eta^{(i)}$ 就是公式(3-18)中的归一化因子。

重采样对SLAM算法的影响很大，在迭代过程中某些粒子的权重会逐渐减少，不能很好表达机器人的状态，必须进行粒子滤波用权值高的代替权值低的粒子，但是可能把代表性强的粒子移除导致粒子表达性匮乏。但是在每次采样完成都进行重采样又需要很大的计算量。所以寻找一个合适的标准决定在什么时候执行重采样很重要。得到的重采样计算公式如下：

$$N_{eff} = \frac{1}{\sum_{i=1}^N (\tilde{w}^{(i)})^2} \tag{3-20}$$

$\tilde{w}^{(i)}$ 表示归一化的粒子权重。 N_{eff} 表达的含义是当粒子从目标分布中采样时，根据权重计算公式粒子的权重全部相等，每个粒子权重都为 $1/N$ ，此时 $N_{eff} = N$ ；当和目标分布差距越大时，求和之后权重的值越大， N_{eff} 越小。因此可以通过设定合适的采样阈值来克服粒子退化的影响，一般选择为粒子数量的 $1/2 \sim 2/3$ 。

3.4 基于 RBPF 粒子滤波的 TVSLAM 算法框架

本章的算法框架结合提出的拓扑矢量地图的构建原理，并根据RBPF粒子滤波中的采样、权重计算和重采样等流程进行针对性修改，最后得到了SLAM算法框架。由于算法基于的地图表现形式是拓扑矢量地图，所以提出的算法框架被称为TVSLAM算法框架，主要由以下6个步骤组成：

- (1) 全局轮廓地图构建：基于沿墙搜索算法，顺次提取角点特征 p ，构建外部轮廓地图。
- (2) 局部矢量地图构建：当全局地图构建完成之后，根据激光雷达的测量数据 z_t ，从角点特征集合中选取当前区域的特征点集合 $P_i = \{p_j, j=1, 2, \dots, K\}$ ，基于矢

量提取方法对环境轮廓进行拟合和优化更新，构建局部矢量地图 V' 。

- (3) 采样：结合提出的基于激光雷达的分区扫描匹配定位方法估计的机器人位姿，从高斯模型 $N(\mu_t^{(i)}, \Sigma_t^{(i)})$ 中采样得到当前时刻机器人的位姿估计 $x_t^{(i)}$ ，去近似机器人的建议分布 $p(x_t | m_{t-1}^{(i)}, x_{t-1}^{(i)}, z_t, u_{t-1})$ 。
- (4) 权重计算：通过分析 $x_t^{(i)} \oplus V_t$ 与已经构建的地图中的当前区域 $m_{t-1}^{(i)}$ 之间的匹配程度，进一步调整观测模型 $p(z_t | x_t^{(i)}, m_{t-1}^{(i)})$ ，并根据权重计算函数公式(3-19)计算每个粒子的权重。
- (5) 重采样：分析粒子权重的分布情况，根据有效粒子数 N_{eff} 和采样阈值 δ 的关系，判断是否需要执行重采样过程。
- (6) 地图合并：将局部矢量地图 V' 结合粒子估计的位姿 $x_t^{(i)}$ 转换到全局坐标系下，通过基于分区的扫描匹配方法对已经构建的拓扑矢量地图 $T_{t-1}^{(i)}$ 进行扩展，进而获得 t 时刻环境地图的最新估计 $T_t^{(i)}$ 。

其中(1)、(2)、(6)分别对应角点特征提取、自动分区、矢量提取、地图合并过程，是拓扑矢量地图构建实现的主要环节。(3)~(5)作为粒子滤波方法中的常规步骤，结合本文提出的地图表现形式，进行了相应的优化。采样步骤中，在使用最大似然估计优化建议分布时，结合拓扑矢量地图的特点，使用基于分区的扫描匹配方法计算测量概率分布，降低了单次数据处理量。其次通过基于分区扫描匹配定位和蒙特卡洛定位相结合的组合定位方法降低了测量模型和运动模型之间的估计偏差，使得移动机器人获得了相对较高的全局定位精度，此外也降低了算法对粒子数量的需求；权重计算步骤，使用拓扑矢量地图的区域匹配程度来调整测量概率模型，充分利用了拓扑矢量地图的分区优势，有效降低了算法计算量；重采样步骤，通过控制重采样的次数，只有当有效粒子严重不足时才会进行重采样，有效的抑制了粒子退化造成的表达不足问题，同时降低了连续重采样带来的巨大计算量。其算法的流程图如图3-2所示。

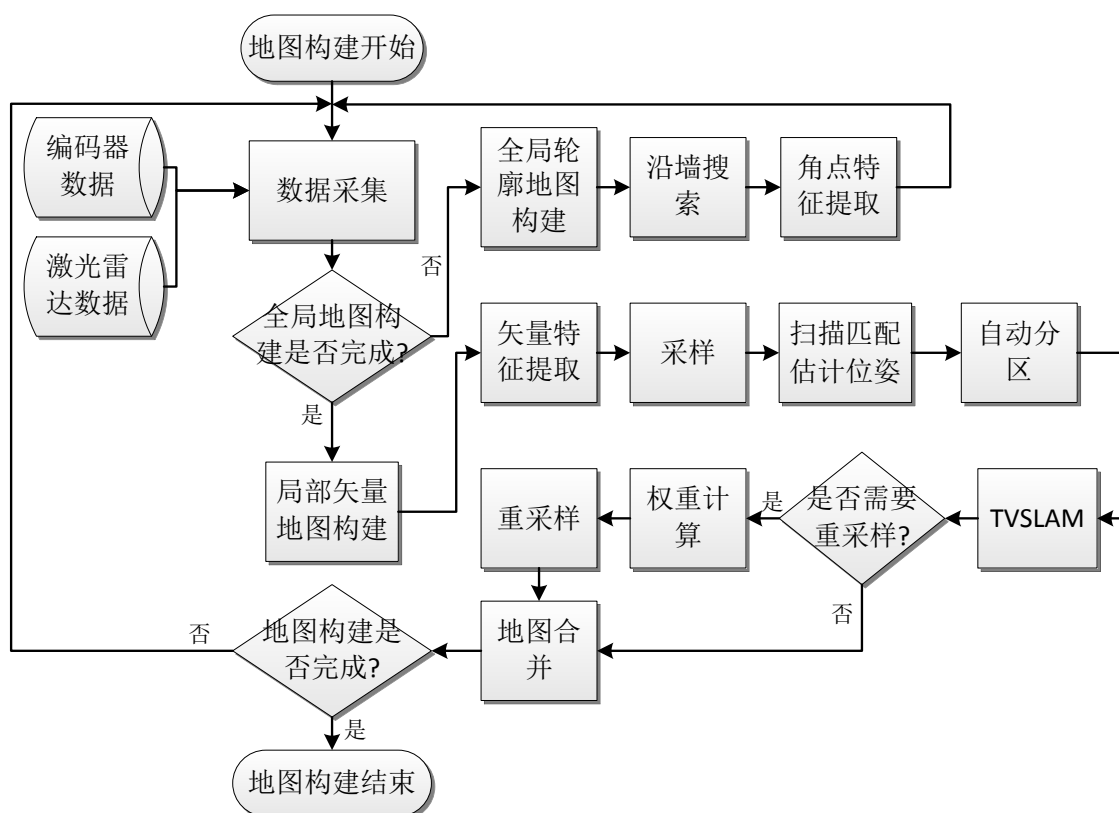


图3-2 TVSLAM算法流程图

3.5 本章小结

本章首先阐述SLAM问题的难点和常用的技术方案，绘制了机器人在线SLAM问题状态转移概率模型，并结合经典的贝叶斯递推公式以及RBPF粒子滤波分解原理简化了SLAM问题求解过程。然后提出了基于分区扫描匹配的组合定位方法，包括基于最大似然估计的全局定位和基于蒙特卡洛定位原理的局部定位方法，有效提高了机器人全局定位精度。接着针对粒子滤波中基于序贯重要性重采样中两个环节，结合实时定位与地图构建的过程，对建议分布的选择和重采样的实施策略进行了具体分析。最后结合以上研究，得到了适合拓扑矢量地图表现形式的TVSLAM算法框架，为提出的地图表现形式在仿真和实际的室内环境中实验提供了基础。

4 基于拓扑矢量地图的 SLAM 算法仿真验证

本章在两种环境下分别进行了算法的仿真验证，一种是在二维环境下的算法仿真，另外一种是在三维环境中的模型仿真。二维仿真以MATLAB下的机器人导航工具箱CAS Robot Navigation Toolbox为基础，它是一款专门为移动机器人定位与地图构建仿真设计的工具箱，支持差分驱动机器人以及各种传感器数据，如编码器数据、激光雷达数据和信标数据。同时它还提供了非线性系统误差的测量模型和线段提取等接口，便于对提出的地图构建算法进行实现。三维仿真在ROS环境下三维可视化工具Rviz中进行，我们可以通过编写udrf文件创建自己的机器人，此外还支持SolidWorks直接导入。同时支持常用的大部分传感器，如编码器、激光雷达和3D点云等数据的显示。以上数据的传输基于ROS的消息订阅、发布机制来实现，同时支持自定义消息类型，便于对特殊型号的传感器进行仿真。

4.1 移动机器人运动模型

为了保证室内移动机器人的SLAM算法仿真结果的可靠性，应建立和真实的移动机器人平台统一的坐标系统和一致的运动模型。

4.1.1 移动机器人坐标系模型

参考上海大学的王海军的研究^[48]，在移动机器人的导航研究中共有三类坐标系，第一个是在工程技术中使用最广的笛卡尔坐标系。第二个是DIN70000坐标系，是一种由德国标准化协会制定的在欧洲机器人领域广泛应用的坐标系。最后一种是极坐标系，大多数距离和方向传感器都是基于此类测量系统。本文为了坐标转换方便，选择常用的笛卡尔坐标系来建立机器人坐标系统。

在本文构建的移动机器人坐标系统中，共有四种坐标系：第一个是全局坐标系，一般为机器人出发的原点，表示为 $X_W O_W Y_W$ 。第二个是机器人坐标系，一般和底盘固定在一起，表示为 $X_R O_R Y_R$ 。第三个是编码器坐标系 $X_E O_E Y_E$ 。最后一个为激光雷达坐标系 $X_L O_L Y_L$ 。其中，编码器坐标系与机器人坐标系具有相同的原点和坐标轴方向，在二维仿真中，与机器人坐标系相重合。激光雷达坐标系原点沿

机器人坐标系的Y轴正方向平移了 L ，如图4-1所示。本文中大多数传感器系统模型都是基于这四个坐标系建立的，最常用的是激光雷达坐标系、机器人坐标系和全局坐标系。有时为了计算方便，会把激光雷达坐标系和编码器坐标系转换到机器人坐标系中，只使用机器人局部坐标系和全局坐标系。

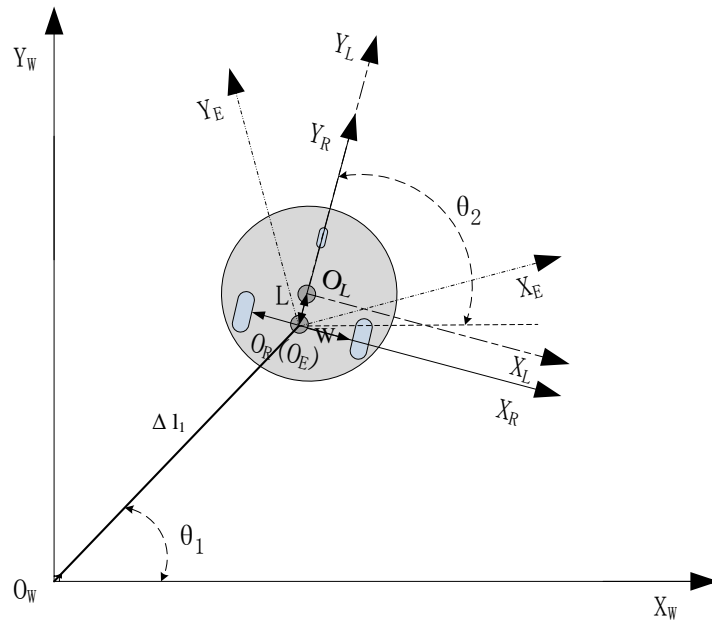


图 4-1 移动机器人的坐标系模型

4.1.2 移动机器人运动模型

1) 二维环境中的机器人运动模型

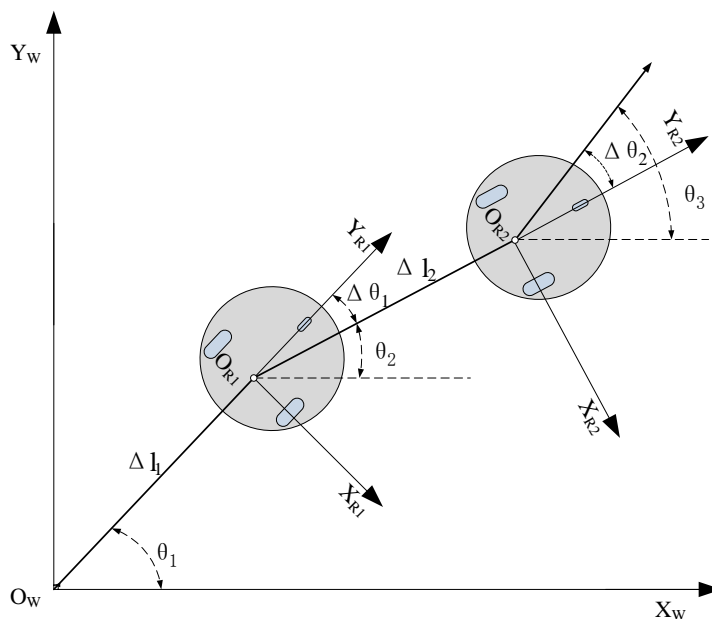


图 4-2 二维环境中的移动机器人的运动模型

由于MATLAB仿真环境为二维的平面环境，机器人采用差速驱动，建立的运动模型如图4-2所示。设机器人上一时刻位姿为 P_i ，当前时刻的位姿 P_{i+1} ，由于中间间隔的时间非常短，机器人的运动轨迹可近似为直线，得到机器人的位姿计算公式如下所示：

$$P_{i+1} = P_i + \Delta P = \begin{bmatrix} x_i \\ y_i \\ \theta_i \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \Delta x_i \\ \Delta y_i \\ \Delta \theta_i \end{bmatrix} \quad (4-1)$$

对应的运动增量 ΔP 的计算过程如下所示：

$$\begin{cases} \Delta x_i = \Delta l_i \times \cos \theta_i \\ \Delta y_i = \Delta l_i \times \sin \theta_i \end{cases} \quad i=1,2,\dots,n. \quad (4-2)$$

$$\begin{cases} v_r = 2\pi \frac{E_r}{N} R \\ v_l = 2\pi \frac{E_l}{N} R \end{cases} \quad (4-3)$$

$$\Delta l_i = \int_{t_i}^{t_{i+1}} \frac{v_r + v_l}{2} dt \quad (4-4)$$

$$\begin{cases} \theta_i = \theta_{i-1} + \Delta \theta_{i-1} \\ \theta_1 = 0^\circ \end{cases} \quad \begin{matrix} i = 2,3,\dots,n. \\ i = 1. \end{matrix} \quad (4-5)$$

$$\Delta \theta_i = \int_{t_i}^{t_{i+1}} \frac{2(v_r - v_l)}{W} dt \quad i=1,2,\dots,n-1. \quad (4-6)$$

Δl_i 是两个位姿之间的距离变化， t_i 是机器人到达上一位姿的时间， t_{i+1} 是机器人到达当前点的时间， $\Delta \theta_i$ 是机器人两个位姿之间的角度变化， v_r 和 v_l 分别是机器人左右轮的速度， M_l 和 M_r 分别为单位时间左右编码器的读数， N 为车轮旋转一圈编码器的读数， R 为车轮半径。把公式(4-2)到(4-6)代入公式(4-1)中，得到的具体表达式如下所示：

$$P_{i+1} = f(x_i, y_i, \theta_i, v_r, v_l, t_i, t_{i+1}, W) = \begin{bmatrix} x_i \\ y_i \\ \theta_i \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \int_{t_i}^{t_{i+1}} \frac{v_r + v_l}{2} dt \cos(\theta_{i-1} + \int_{t_i}^{t_{i+1}} \frac{2(v_r - v_l)}{W} dt) \\ \int_{t_i}^{t_{i+1}} \frac{v_r + v_l}{2} dt \sin(\theta_{i-1} + \int_{t_i}^{t_{i+1}} \frac{2(v_r - v_l)}{W} dt) \\ \int_{t_i}^{t_{i+1}} \frac{2(v_r - v_l)}{W} dt \end{bmatrix} \quad (4-7)$$

但是由于计算积分太耗费时间，本文不采用公式(4-7)。由于平台需要的采集频率较高，为方便计算对运动模型进行了简化，仿真中使用的计算公式如下所示：

$$P_{i+1} = \begin{bmatrix} x_i + \frac{v_l + v_r}{2} \cdot \Delta t_i \cdot \cos \theta_i \\ y_i + \frac{v_l + v_r}{2} \cdot \Delta t_i \cdot \sin \theta_i \\ \theta_i + \frac{2(v_r - v_l)}{W} \cdot \Delta t_i \end{bmatrix} \quad (4-8)$$

其中 $\Delta t_i = t_{i+1} - t_i$ 。

2) 三维环境中的机器人运动模型

移动机器人在三维的仿真环境运动过程中，涉及到编码器坐标系到世界坐标系的转换，激光雷达坐标系到机器人坐标系的转换等众多的坐标系相互之间的转换，如图4-3所示，如果每次都需要重新计算，将会很耗时间。因此，ROS给用户提供了TF功能包来处理这部分工作。可以帮助用户将点、向量等数据的坐标，在任意两个参考系之间迅速的完成坐标变换。

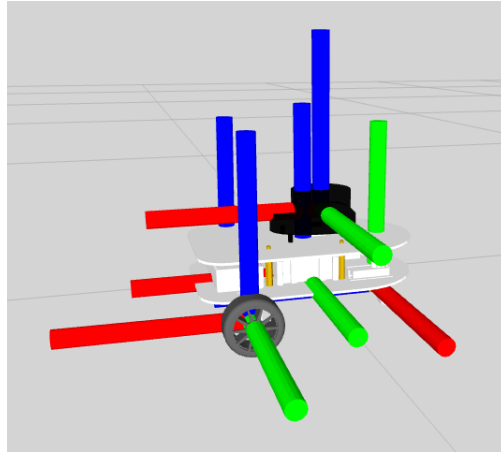


图 4-3 Rviz 中的移动机器人繁杂的坐标系

由于Rviz仿真环境为三维的立体环境，还需建立的三维运动模型，如图4-4所示。其坐标系之间的变化利用齐次变换矩阵进行计算。由于环境建模过程中对激光雷达采集的数据到世界坐标系的转换使用的比较多，因此以激光雷达坐标系到世界坐标系的转换进行介绍。假设环境中存在一点 P ，在激光雷达坐标系下的坐标为 ${}^L P$ ，在世界坐标系下的坐标为 ${}^W P$ ，其计算过程如下所示：

$${}^W P = {}^W_R T {}^R_L T {}^L P \quad (4-9)$$

其中 ${}^w_R T$ 和 ${}^R_L T$ 的计算如下：

$${}^w_R T = \begin{bmatrix} {}^w_R R & {}^w P_{OORG} \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (4-10)$$

$${}^R_L T = \begin{bmatrix} {}^R_L R & {}^R P_{LORG} \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (4-11)$$

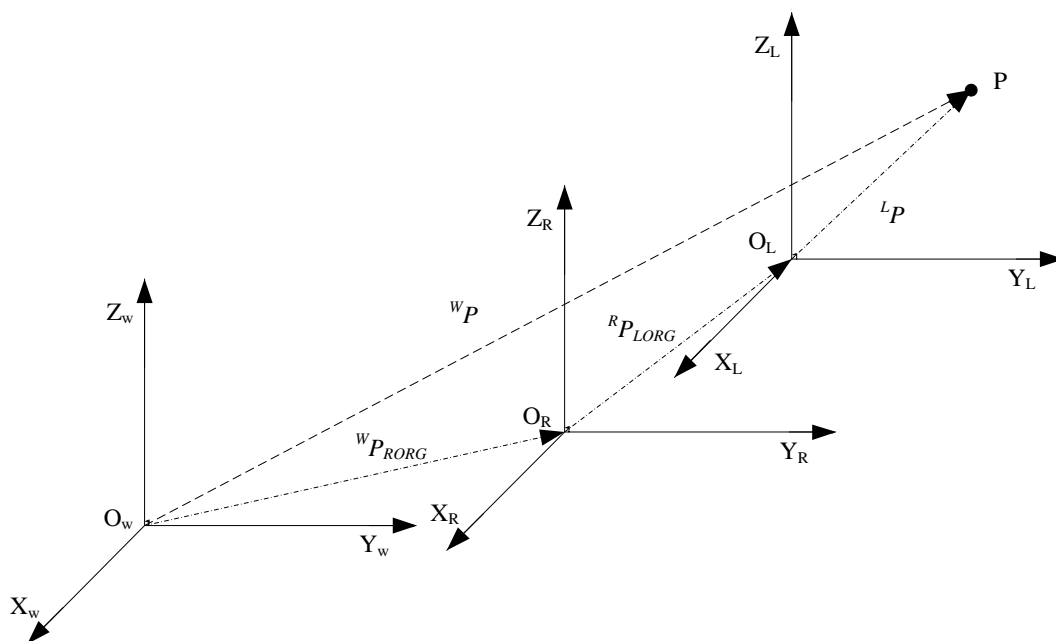


图 4-4 三维环境中的移动机器人的运动模型

由于采用的都是差速驱动仿真控制器，使得三维环境中的位姿计算和二维模型中基本一致，在此就不再赘述。

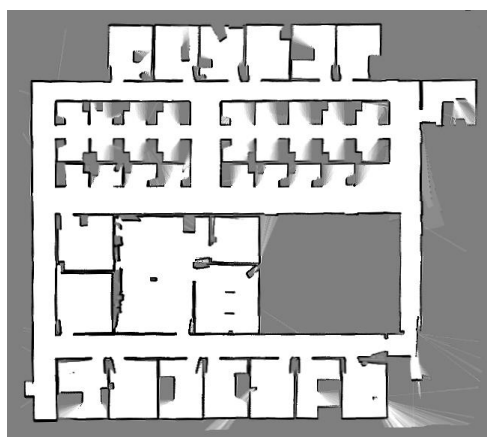
4.2 移动机器人环境模型

为了保证室内移动机器人的SLAM算法仿真结果的可靠性，应创建和真实的移动机器人平台统一的仿真环境模型和环境测量模型。

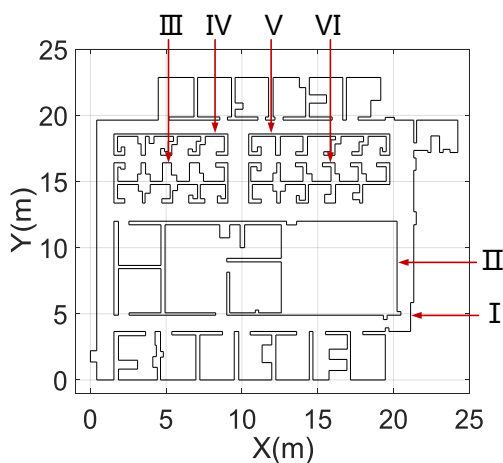
4.2.1 移动机器人仿真环境模型

环境模型的精确与否对于仿真实验的结果具有重要的影响，因为机器人需要基于导入的仿真地图进行SLAM算法仿真。考虑到表达的精度和构建的难易程度，在二维仿真中选择线段特征地图作为仿真的环境模型，在三维环境中自己搭建环境模型。

1) MATLAB仿真环境：为了全面对比算法的性能，研究了机器人社区中标准数据集(<http://radish.sourceforge.net/>)，最终选择南加州大学软件工程B站的栅格地图，如图4-5(a)所示。转换成实验用的线段特征地图，如图4-5(b)所示，其中一共包含了458个线段，6个连续区域。



(a) 原始栅格地图



(b) 等效线段特征地图

图 4-5 南加州大学软件工程 B 站

2) Rviz仿真环境：为了更加贴近机器人实际工作环境，通过学习Gazebo中的三维模型的构建方法，搭建了简易的物理模型，如图4-6所示。其长12米宽8米，共分为四个房间，其中三个房间分别放置了立方体、书架和垃圾箱来模拟环境中的障碍。

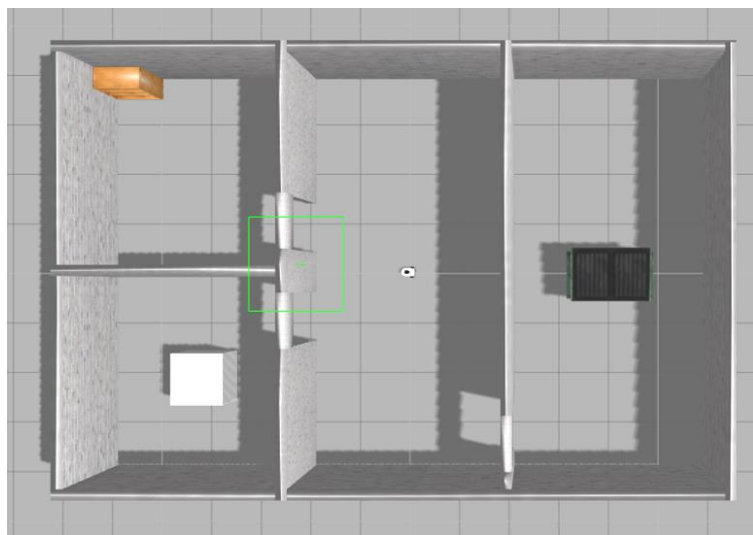


图 4-6 Gazebo 中绘制的三维环境俯视图

4.2.2 移动机器人环境测量模型

因为使用的激光雷达和超声波传感器都具有误差，为了使仿真更加真实，我们加入了噪声参数。为了更好的表达和计算，本文采用条件概率模型 $p(z_t|x_t)$ ，而不是一个确定的函数 $z_t=f(x_t)$ 。建立的环境测量模型如下所示：

$$p(z_t | x_t, m) = \prod_{k=1}^K p(z_t^k | x_t, m) \quad (4-12)$$

式中 m 表示地图， x_t 表示机器人在 t 时刻的位姿， z_t 为机器人在 t 时刻的测量，许多传感器一次不止一个测量值，本文用 K 表示测量值的数目，既有：

$$z_t = \{z_t^1, \dots, z_t^K\} \quad (4-13)$$

用 z_t^k 表示某一个独立的测量值。根据概率机器人^[51]中关于测距仪波束模型的介绍，环境测量模型可以用正确测量带有的高斯噪声、动态环境噪声、检测失败噪声和随机意外噪声模型混合来表示。于是环境测量模型中每个点的测量 $p(z_t^k | x_t, m)$ 表达式变为如下：

$$p(z_t^k | x_t, m) = \begin{bmatrix} z_{hit} \\ z_{short} \\ z_{max} \\ z_{rand} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} p_{hit}(z_t^k | x_t, m) \\ p_{short}(z_t^k | x_t, m) \\ p_{max}(z_t^k | x_t, m) \\ p_{rand}(z_t^k | x_t, m) \end{bmatrix} \quad (4-14)$$

其中 z_{hit} 、 z_{short} 、 z_{max} 、 z_{rand} 分别为以上四种噪声的参数，且满足 $z_{hit}+z_{short}+z_{max}+z_{rand}=1$ 。

4.3 仿真实验与结果分析

4.3.1 MATLAB 仿真实验与分析

表4-1 构建的拓扑地图和真实环境的相似度

试验次数	1	2	3	4	5	6	7
相似度（%）	81.35	82.55	84.36	85.48	88.21	93.56	95.33

利用提出的TVSLAM算法在MATLAB环境中仿真，由于环境相对复杂，在第一次地图构建过程中，部分狭小的区域没有被搜索到，如图4-7所示。其中没有探索到的区域通过椭圆标出，可以看出这些区域共有的特点是入口比较窄，应该是我们的沿墙搜索算法转向机制造成的，因为转向速度过快导致单个周期转动角度

过大从而导致无法进入该区域，进而不能完成角点特征提取，因此即使在后期激光雷达采集到了数据，在线性拟合环节也会被丢弃。然而随着运行次数的增加，这些区域也能逐渐被搜索到，如表4-1所示。

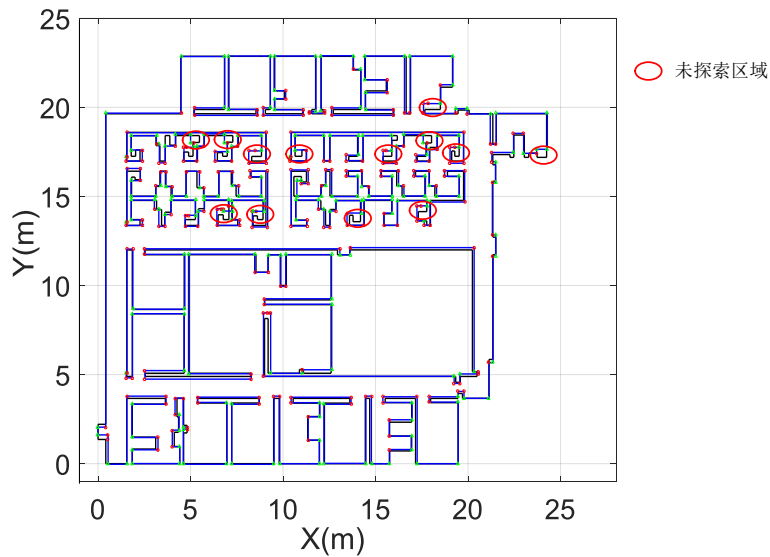


图 4-7 构建的地图和真实环境的对比

遍历7次之后得到的拓扑矢量地图如图4-8所示，基本上和原始地图吻合，其中分区节点以及连接节点及其包含的矢量地图信息组成了拓扑矢量地图，初步证明了算法的可行性。

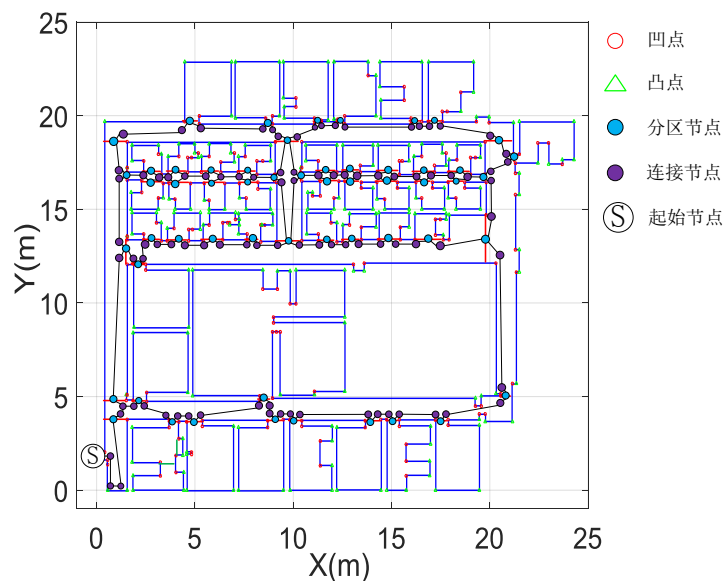


图 4-8 第 7 次遍历完成之后的拓扑矢量地图

4.3.2 Rviz 仿真实验与分析

为了保证后期将算法移植到实际的移动机器人实验平台上不会存在太大的问题，因此我们进一步选择Rviz联合Gazebo进行仿真，这种仿真条件更加接近实际的物理环境和传感器模型。对提出的TVSLAM算法进行了仿真，最终构建的地图如图4-9所示。

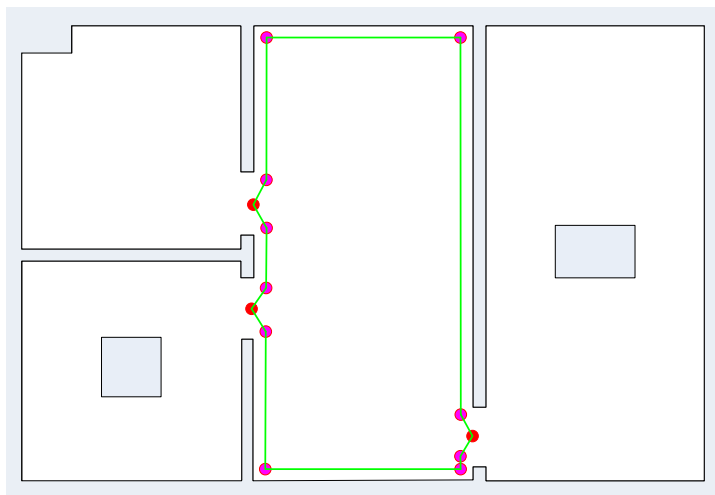


图 4-9 Rviz 下构建的拓扑矢量地图

进一步检验提出的算法的性能，在相同环境下对常见的四种激光SLAM算法进行仿真，可以看出提出的算法构建的拓扑矢量地图基本和真实环境一致。但是存在以下两个缺点：由于采用了基于提取的角点特征进行线段特征提取处理的方法，对于书架等不能进行环绕的障碍物不能识别；对于腿支撑起来的家具以其环绕的边界作为地图，而不是实际上的四条腿。

表4-2 不同算法Rviz仿真构建地图对比分析

算法	Cartographer	Gmapping	Hector	Karto	TVSLAM
性能指标					
相似度(%)	95.56	96.65	97.72	99.02	98.63
存储空间(kb)	3.62	4.43	6.70	2.73	1.26

四种开源且常见的激光SLAM算法仿真之后的图像如图4-10所示，可以看出由于编码器信息误差造成Cartographer和Gmapping构建的地图性能较差，Karto构建的地图精度最高。经过5次仿真实验后计算得到的相似度和存储空间平均值如

表4-2所示，表明搭建的TVSLAM算法构建的拓扑矢量地图，在存储空间上和相似度上具有相对高的性能。

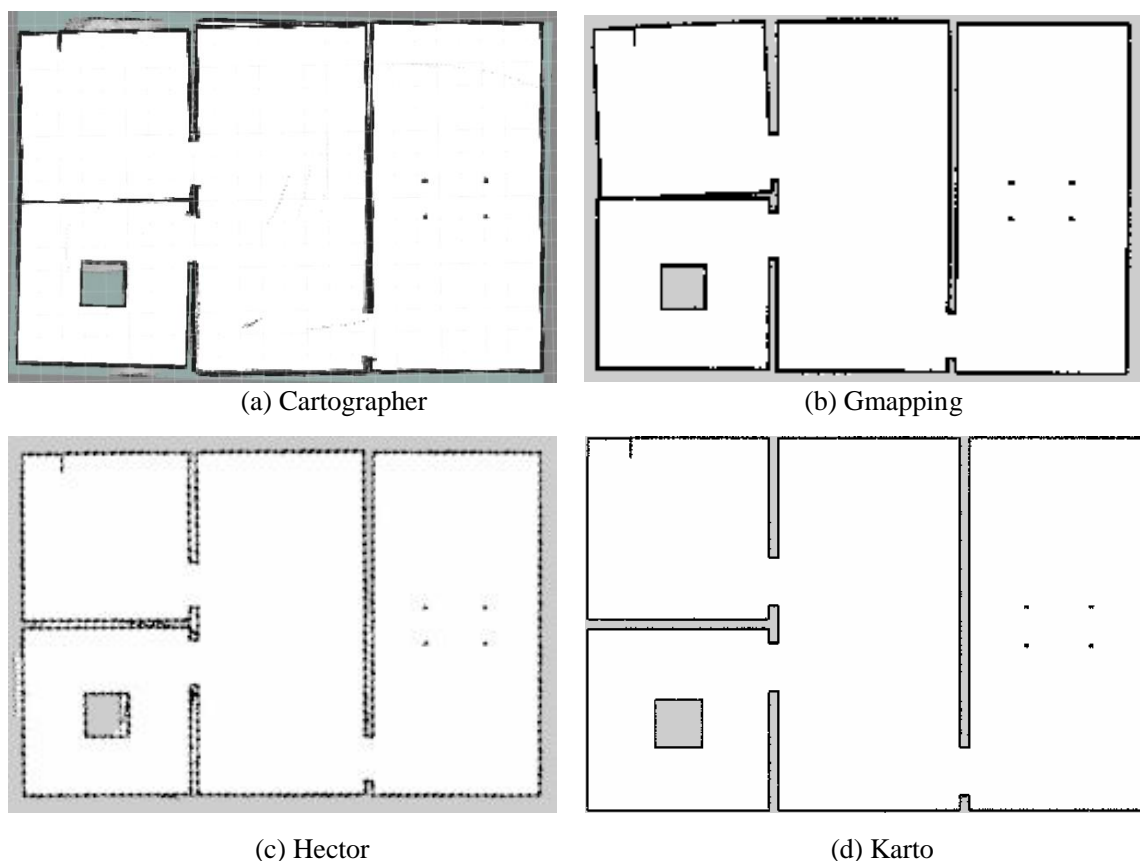


图 4-10 Rviz 下四种经典的激光 SLAM 算法构建的栅格地图

4.4 本章小结

本章在第二章和第三章的基础上，建立了和实际移动机器人平台一致的运动模型和统一的环境模型。选择了南加州大学软件工程B站导出的线段特征地图作为二维仿真地图，同时在Gazebo下构建了三维仿真环境。采用了概率的形式为移动机器人的环境测量模型加入了噪声。最后在MATLAB和Rviz中仿真都得到了相对精确的拓扑矢量地图，验证了算法的可行性。同时和四种经典的了的激光SLAM算法进行了仿真对比，初步验证了算法的有效性和可行性，为后续实际环境中对比验证奠定了基础。

5 基于拓扑矢量地图的 SLAM 算法室内实验

在上述章节中，围绕SLAM问题中的地图表现形式及其相关技术展开了深入研究，提出了一种新颖的拓扑矢量地图表现形式，搭建了TVSLAM算法框架，并在仿真环境中经典的激光SLAM算法进行了对比实验，验证了本文提出的地图表现形式的可行性。但是由于仿真环境和真实环境相差甚远，所以本着科研工作者求真务实的态度，搭建了移动机器人实验平台并在现实环境中进行了实验。本章主要介绍移动机器人实验平台软硬件设计以及实验验证与分析。

5.1 移动机器人实验平台的硬件设计

5.1.1 实验平台总体架构

搭建的移动机器人实验平台实物图如图5-1所示。主要由动力执行系统、控制驱动系统、传感测量系统和信号传输系统四部分组成。其中动力执行系统采用的是两个差分驱动轮加万向轮的结构，动力由12V锂电池经过直流降压模块转换之后提供。控制驱动系统主要由Raspberry Pi3和Arduino Mega2560单片机组成，其中单片机通过L298N驱动两个直流电机。传感测量系统主要由编码器、惯性测量单元、超声波测距传感器和激光雷达四种传感器组成。信号传输系统主要分为两部分：单片机和树莓派之间的串口通信；树莓派和PC端之间基于TCP/IP协议的WiFi通信。

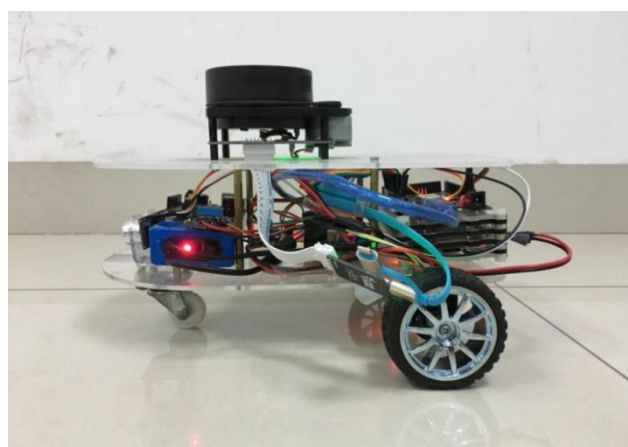


图 5-1 移动机器人实验平台实物图

为了更清楚的掌握实验平台各个模块之间的关系，也便于控制程序编写，对整个机器人平台进行如图5-2所示的分层，共分为三层：应用层、控制层和硬件层。用户层主要由PC端系统组成，通过WiFi接收树莓派传递上来的数据，负责机器人地图构建过程中参数的实时显示和运动状态监控，同时支持建图、导航、定位等各种功能的开发；控制层为移动机器人的实时控制系统，由电机和传感器的驱动以及控制模块组成，负责硬件驱动以及完成机器人的数据采集与发送、PID控制和探索规划；硬件层包括各个控制单元的安装位置以及相互之间的连接关系。

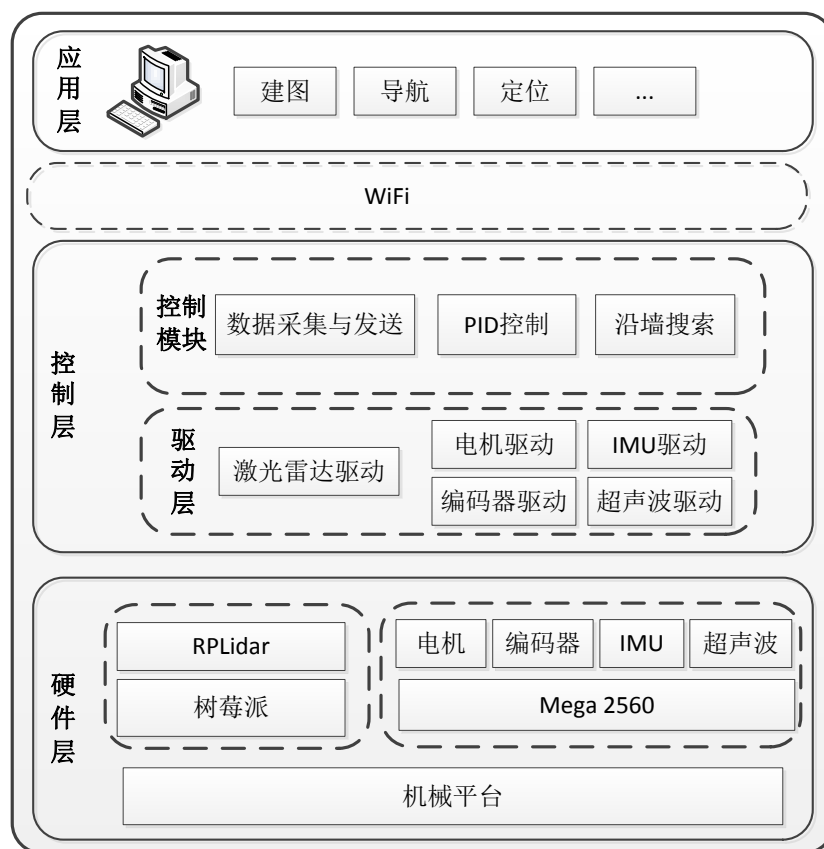


图 5-2 移动机器人实验平台结构关系图

5.1.2 传感器参数和使用方法

机器人完成工作任务需要解决三个问题：“我在什么地方？”“我要去哪里？”“我要如何达到目的地？”。分别对应着自主定位、环境识别和路径规划。具体到解决方案就需要各种传感器的支持，而机器人上经常使用的传感器根据感知对象的不同可以分为两类：一类是内部传感器，如编码器、惯性测量单元等，多携带于机器人本体之上，主要用来测量自身的运动状态和位姿；另一类是外部传感

器，如激光雷达、视觉传感器等，主要用来感知外部环境^[7]。下面分别介绍我们构建的移动机器人实验平台上安装的四种传感器的具体参数和使用方法，它们包括思岚科技的RPLIDAR A1、超声波测距传感器HC-SR04、惯性测量单元JY901B以及双通道霍尔效应编码器。为了便于分析，绘制硬件接线图如图5-3所示：

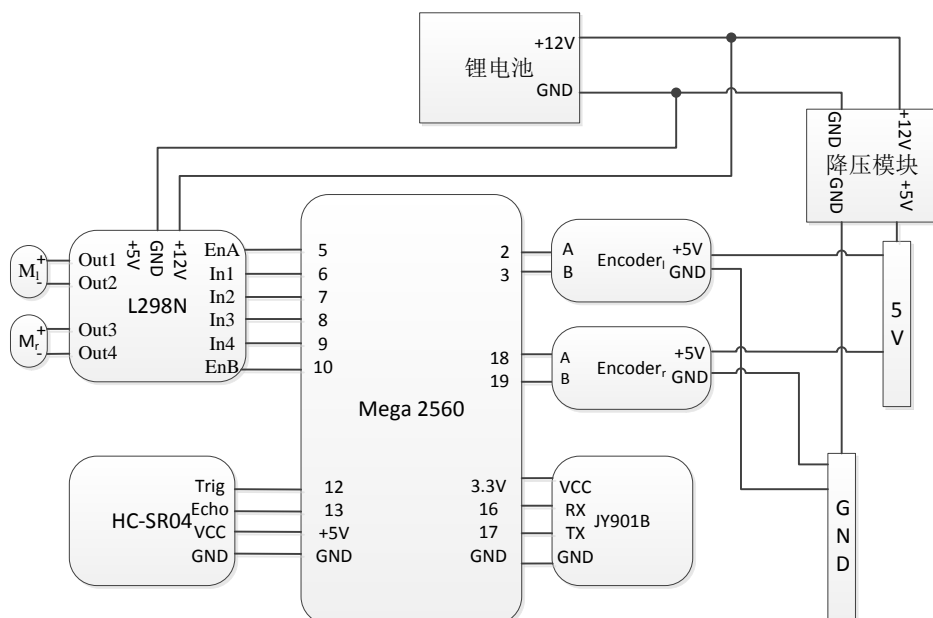


图 5-3 移动机器人实验平台硬件接线图

(1) RPLIDAR A1:

由于RPLIDAR A1不仅能满足我们的实验需求，同时价格相对较低，因此本文选择这款激光雷达作为构建的机器人实验平台上精度最高的传感器，其具体参数如表5-1所示。

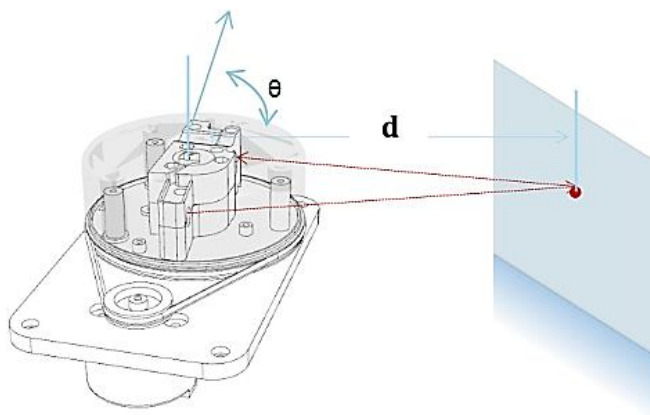


图 5-4 RPLIDAR A1 工作原理示意图

图5-4示意了单束激光照射点进行数据采集的过程，其中 θ 为相对于激光雷达初始位置的夹角， d 为障碍物距激光雷达中心的距离。因此，以激光雷达中心作为坐标系的原点，获得扫描点的坐标如下：

$$z_i = (d_i, \theta_i) \quad i=1,2,\dots,n \quad (5-1)$$

n 为激光雷达旋转一周采集到的扫描点的数量。

表5-1 RPLIDAR A1测量性能表

项目	单位	最小值	典型值	最大值	备注
测距范围	米	待定	0.15-6	待定	基于白色高光物体反光测得
扫描角度	度	不适用	0-360	不适用	
测距分辨率	毫米	不适用	<0.5 <实际距离的1%	不适用	测量距离在1.5米以内 全部量程范围内
角度分辨率	度	不适用	≤1	不适用	5.5Hz扫描时
单次测距时间	毫秒	不适用	0.5	不适用	
测量频率	赫兹	2000	2000	2010	
扫描频率	赫兹	5	5.5	10	扫描一周的频率典型值为一次 扫描恰好360个采样点的情况

(2) 超声波测距传感器：

由于激光可穿过透明的玻璃，当环境中存在透明的障碍物时测距失效。为避免以上现象，我们在移动机器人平台前方安装了超声波传感器，其通过晶振向外界发射超过人耳朵能感知的高频超声波，然后通过接收模块检测反射回来的声波，利用接收和发送的时间间隔乘以声速即可得到和障碍物之间的距离。但是由于实际环境的复杂多变，存在多径和折射使得距离测量有时候不够准确，严重影响判断。因此，设计了优化的超声波测距方法，多次测量，同时去除最小和最大值再求平均值，程序伪代码如下：

程序5-1 超声波数据采集

输入： 间隔时间wait 测距次数count

输出： 平均距离avg

function DistanceAvg(wait,count)

```

long min=999,max=0,avg=d=0; //参数初始化
if wait<25 then wait=25           //设置采集间隔时间
end if
if count<1 then count=1
end if
for i=0;i<count+2;i++ do           //测量次数加2，用于去除最大值和最小值
    d=distance(wait);
    if d<min then min=d
    end if
    if d>max then max=d
    avg+=d;
    end if
end for
avg-=(max+min);                     //去除最大值和最小值
avg/=count;                         //计算平均距离
return avg;
    
```

end function

(3) 惯性测量单元:

加速度 X: -0.0015 g Y: 0.0000 g Z: 0.9980 g a : 0.9980 g	角速度 X: 0.0000 ° /s Y: 0.0000 ° /s Z: 0.0000 ° /s w : 0.0000 ° /s	磁场 X: -745 mG Y: -782 mG Z: 682 mG H : 1277 mG
气压 温度: 36.81 °C 气压: 100895 Pa 高度: 35.82 m	角度 X: 0.005 ° Y: 0.000 ° Z: -136.379 ° T: 36.81 °C	四元数 q0: 0.00000 q1: 0.00000 q2: 0.00000 q3: 0.00000

图 5-5 惯性测量单元校准结果

因为惯性测量单元具有对机器人本体姿态的动态感知能力，可以计算出机器

人当前的位置、速度和方向，对基于激光雷达和编码器的定位方法进行辅助。所以很多室内SLAM算法都利用惯性测量单元测量的姿态信息，为激光雷达匹配算法提供初始值，然后再用激光雷达匹配后估计的机器人位姿去修正惯性测量单元的误差。JY901B模块是一款内部集成了动态卡尔曼滤波算法的9轴姿态传感器，动态环境下角度测量误差仅为0.1度，稳定性高。同时，数据采集只需要通过串口读取即可，比读取之后再进行卡尔曼滤波处理计算速度快。因而选择了它作为我们的惯性测量模块。经过加速度校准和磁场校准之后的各项指标的测量值如图5-5所示。XYZ三个轴的加速度值在0.01左右，X轴和Y轴的角度值接近于0°。

(4) 双通道编码器：

本文选择的电机的末端带有与电机同轴的双通道霍尔正交编码器，当电机转动时，通过两个外部中断引脚采集到两路间隔90度相位差的脉冲。由于转动顺序的不同会使得两路脉冲的超前和滞后关系正好相反，如图5-6所示，可以通过判断B相的上升沿对应A相是高电平还是低电平来区分电机的正反转。



图 5-6 正交编码器工作原理

该编码器单路每圈脉冲数13，另该编码器每圈包含一个上升沿和一个下降沿，同时该编码器具有AB双路输出，所以每转一圈该编码器的电平翻转次数为52。又由于选用的电机的减速比为1:34，如表5-2所示。因此车轮每转动一圈，该编码器转动34圈，就会产生 $52 \times 34 = 1768$ 个电平变化。假设在采样时间 Δt ，采集到左右轮编码器的读数分别为 E_l 和 E_r ，则左右轮移动的距离为：

$$\begin{cases} \Delta d_l = \frac{2\pi R}{N} E_l \\ \Delta d_r = \frac{2\pi R}{N} E_r \end{cases} \quad (5-2)$$

上式中， R 为车轮的半径， N 为车轮转动一圈对应的编码器的脉冲数。

5.1.3 电机参数和PID控制

机器人平台选用的电机为JGA25-371带编码器减速电机，经计算其减速比刚

好合适，使得负载扭矩足以驱动我们的机器人平台，同时转速不至于太低。详细参数如表5-2所示：

表5-2 JGA25-371电机参数表

参数项	额定电压	负载转矩				堵转		减速器		重量(g)
		转速(rpm)	电流(mA)	扭矩(kg·cm)	功率(W)	扭矩(kg·cm)	电流(A)	减速比	尺寸(mm)	
数值	12	100	250	0.85	1.25	4.2	1	34	21	85

在移动机器人工作过程中，为保证机器人运动的平稳和准确，对电机进行PID控制是一个非常重要的环节。基于单位时间内电机编码器采样距离目标值的偏差和两次采样的波动进行PID计算，输出为PWM值对电机直接进行反馈调节。在移动机器人平台上只用到比例和积分调节就获得了比较理想的精度，因此 K_i 为0。其调节公式如下：

$$output = (K_p \cdot E_{error} - K_d \cdot (E_{input} - E_{Preinput}) + K_i) / K_o \quad (5-3)$$

其伪代码如下所示：

程序5-2 PID控制方法

输入： 电机的PID调节参数结构体指针p

输出： 电机的PWM值 output

function doPID(PIDInfo *p)

Error=0,Eoutput=0,Einput=0; //初始化参数

Einput=p->Encoder-p->PrevEnc; //计算偏差

Error=p->Target-Einput;

Eoutput=(Kp*Error-Kd*(Einput-p->PreInput)+p->ITem)/Ko; //计算PID调节参数

p->PreEnc=p->Encoder; //更新

Eoutput+=p->Eoutput;

if Eoutput>=MAX_PWM **then** //防止溢出

Eoutput=MAX_PWM;

else if Eoutput<=-MAX_PWM

Eoutput=-MAX_PWM;


```

else p->ITem+=Ki*Perror
end if

p->Eoutput=Eoutput;           //更新

p->PrevInput=Einput;

```

end function

5.2 移动机器人实验平台的软件系统设计

虽然已经提出了算法并进行了软件仿真，但是在具体的某一个机器上实现，依然是一项比较复杂的工程。因此，本文参考机器人操作系统ROS中给移动机器人提供的定位导航功能包，如图5-7所示，设计了我们移动机器人实验平台软件系统。其中圆角矩形框内是ROS提供的关于局部路径规划、全局路径规划、局部代价地图和全局代价地图的程序，不需要我们去修改。圆角矩形框外部的7部分是需要进行针对性修改的，6个虚线框内的需要结合我们使用的机器人平台、传感器安装位置、传感器型号、电机驱动、搜算算法、单片机型号针对修改；实线框内的需要加入关于定位和地图构建的核心算法，在这里为本文提出的TVSALM算法框架。

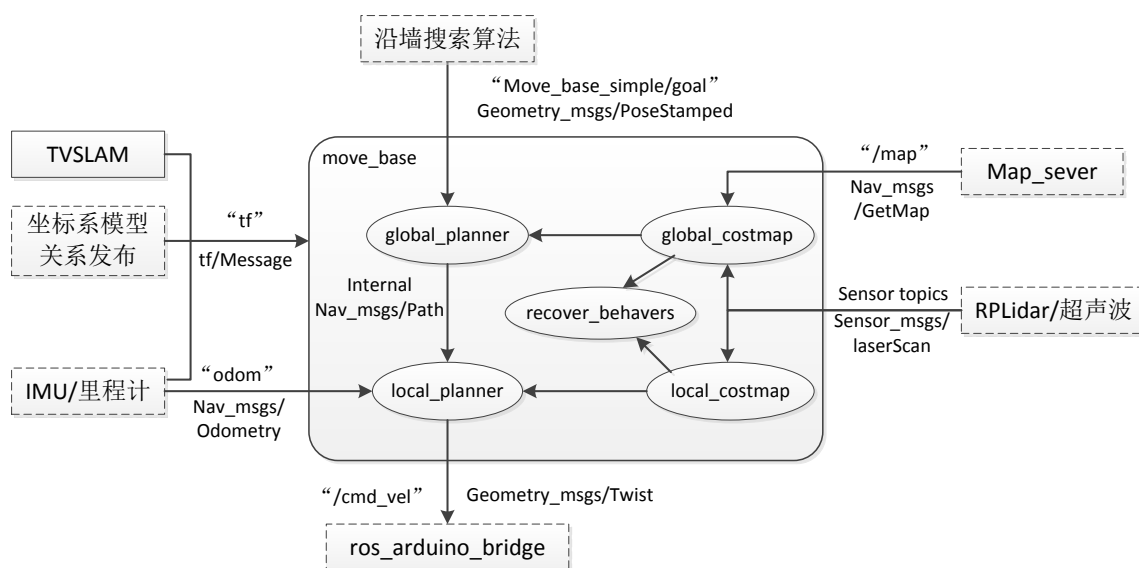


图 5-7 移动机器人平台软件系统框图

5.3 移动机器人室内实验与结果分析

为了保证实验结果的可靠性以及对比分析的有效性，在实验过程中机器人除了实线框内的算法不同之外，其余部分都应保持一致。此外，还需要注意的是，为防止车轮运动过程中打滑造成的编码器偏差，对构建地图的效果产生严重的影响。机器人的移动速度应该在 0.3m/s 以下，角速度应该在 1rad/s 以内。同时为了适应其它算法对激光雷达的采集频率较快的要求，并结合树莓派处理能力，以每秒5次的频率采集。实验环境为长度大约为9.8米，宽度大约为6.3米的矩形空间，大致情况如图5-8所示。



图 5-8 华中科技大学机械大楼西楼 B624 会议室

移动机器人通过沿墙算法搜索环境一周，构建出来的拓扑矢量地图如图5-9所示。其构图总时间为419秒，总共采集到了2373帧数据。因为环境不够整齐平直，一些狭小的机器人不能搜索到的区域，以及桌子底下机器人不能进入的区域，由于无法提取角点特征，不能完成地图构建，但是总体相似度也达到了85%，构

建出来了几乎所有工作空间的地图。此外由于并不存在真实的门来很好的验证本文提出的分区方法，通过图5-8只能模糊的辨别对房间进行了区域划分，大致划分为左中右三部分。

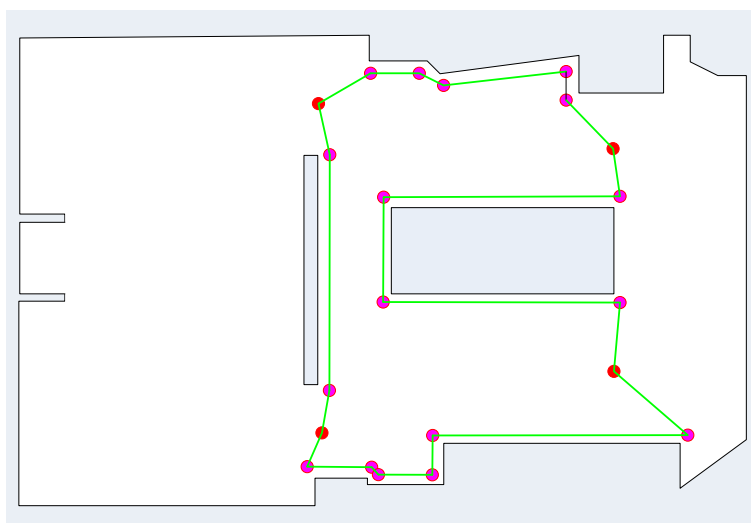


图 5-9 TVSLAM 算法构建的拓扑矢量地图

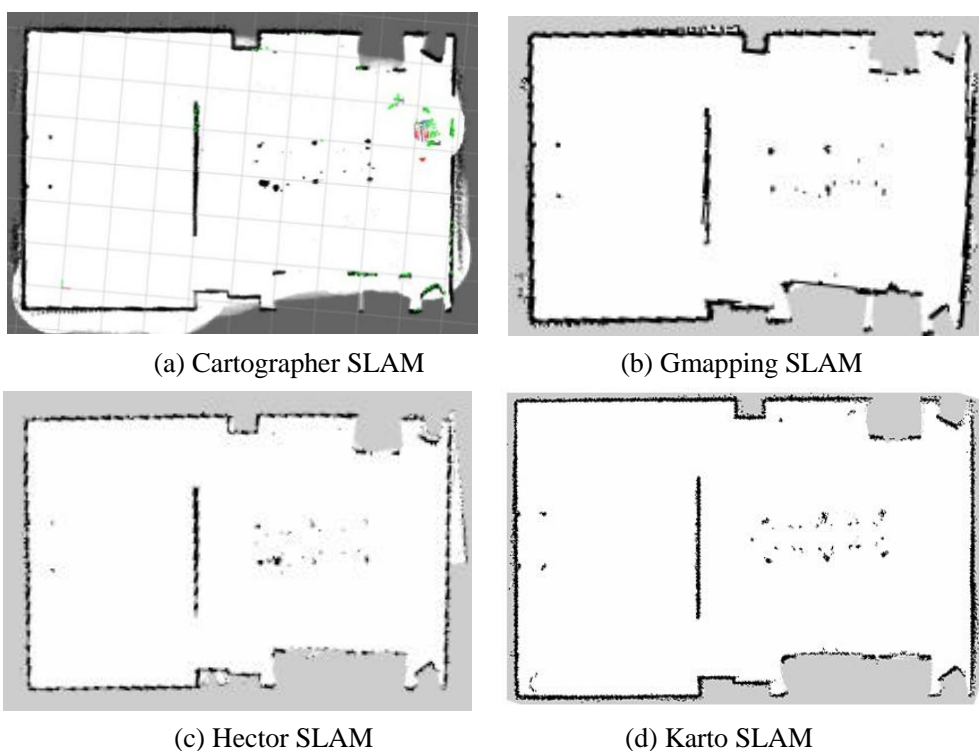


图 5-10 四种经典的激光 SLAM 算法构建的栅格地图

四种对比算法Cartographer、Gmapping、Hector和Karto构建出来的地图如图5-10所示。它们的构图效果也并不理想，四种算法在狭小空间处都存在虚边。此

外，由于黑色沙发对激光信号吸收性比较强，Cartographe算法在此处构建的出的边界比较模糊。Gmapping算法可能是因为编码器的影响，构建的地图存在轻微的偏斜。Hector和Karto由于扫描匹配频率较高，构建的地图比较精确。

为了进一步验证提出地图表现形式的可行性，我们在同等条件下做了5次实验，得到了5种算法构建的地图在存储量和相似度两个指标的平均值，绘制成柱状图如图5-11和5-12所示。可以看出构建的拓扑矢量地图虽然和环境的相似度相对较低，只有83.8%，还不到四种栅格地图相似度的平均水平84.88%，但是存储量明显降低，只有四种栅格地图存储量平均水平的45%。

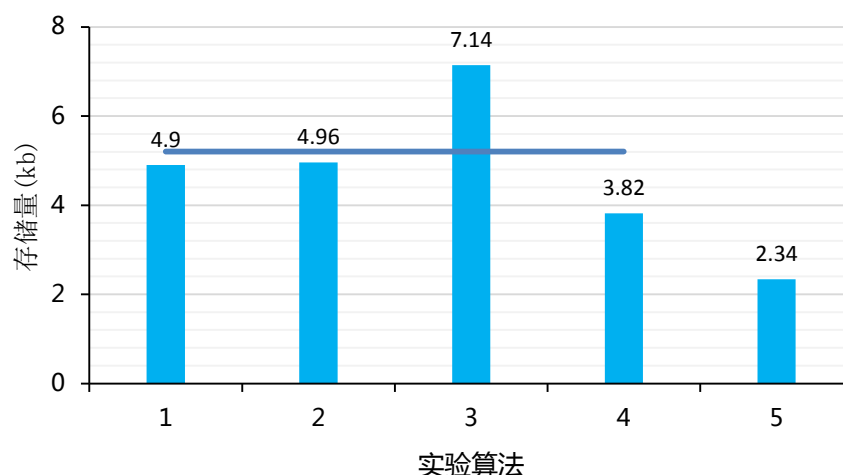


图5-11 5次实验不同算法存储量平均值对比图

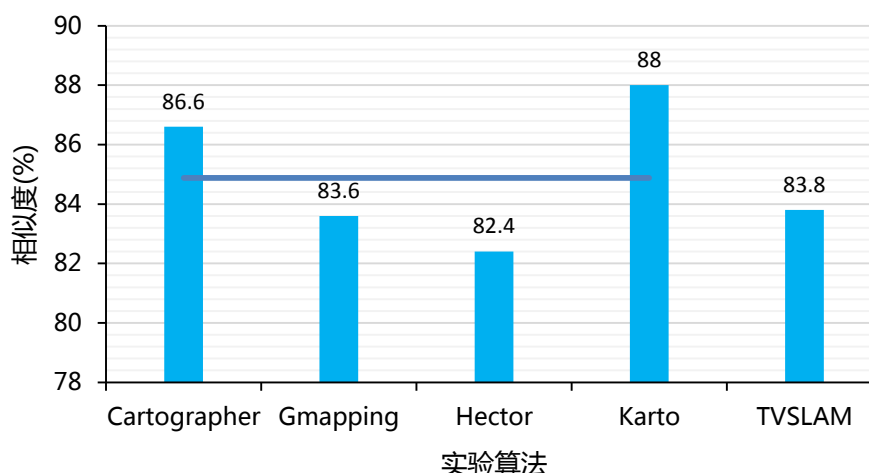


图5-12 5次实验不同算法相似度平均值对比图

为了进一步验证提出地图表现形式的有效性，我们的机器人平台在启动之后

绕实验环境转动5圈，记录每圈完成之后地图的存储量和相似度。得到的构建地图的存储量和相似度的变化如图5-13所示。可以看出，随着实验次数的增加，由于某些狭窄空间被探索到，存储量和相似度都有所增加。说明本文提出的地图构建算法可以逐渐完善已构建的地图，但是对沿墙搜索算法的依赖性比较大，后期将会进一步改进，对转向的角度和速度进行优化控制。

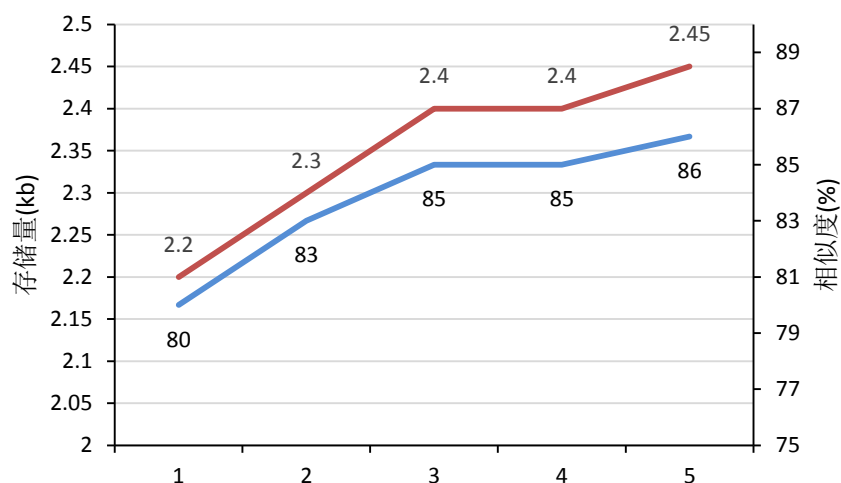


图5-13 拓扑矢量地图存储量和相似度变化图

5.4 本章小结

本章首先介绍了移动机器人实验平台的硬件总体架构，通过应用层、控制层和硬件层的分层描述理清了实验平台的总体架构，详细介绍了平台上安装的激光雷达、超声波、惯性测量单元和霍尔编码器四种传感器的参数和使用方法，然后选择了驱动电机，并进行了PID控制。其次，参考ROS中机器人导航与定位的具体框架，列出了移动机器人实验平台的软件系统总体框架，搞清楚了我们的程序和二维导航功能包之间的接口关系，并完成了相关代码的编写和移植。最后，选择了会议室B624作为实验环境，对提出的算法和四种经典的激光雷达算法进行了实验和对比分析，本文提出的拓扑矢量地图在存储量和相似度两个指标上都具有明显的优势。由此可以看出拓扑矢量地图的表现形式有效地利用了提出的特征提取、自动分区和数据关联方法，简化了地图的存储量，同时推动了SLAM算法发展中的计算优化和特征识别与匹配难题的解决。

6 总结与展望

6.1 全文总结

机器人是新材料、传感器技术、人工智能和计算机等技术全面发展的结晶，一直以来都吸引着大量国内外优秀学者进行研究和拓展。随着智能化对社会发展和人们生活方式的冲击，服务机器人市场需求必将越来越大。然而在实际应用中机器人在智能性和功能性上还存在许多问题，而良好的地图表达方式是有效地解决这些问题的途径之一。本文提出了一种拓扑矢量地图，经过仿真验证在存储量和相似度两个方面具有很大的改进，促进SLAM发展过程中的计算优化和特征识别与匹配问题的解决，其创新点主要有：

- 1) 本文提出了一种新的地图表现形式——拓扑矢量地图，其上层存储结构是以分区和机器人关键轨迹为节点的拓扑地图，下层存储结构为包含在拓扑节点中的矢量地图，这种地图表现形式有效地减少了存储空间，同时提高了数据关联程度。
- 2) 本文提出了一种新的矢量提取方法，首先它基于沿墙搜索算法提取环境角点特征，然后根据最大似然估计法对环境轮廓直线不断优化，逐渐逼近真实的环境地图。由于拟合数据采用了分区匹配，只需要处理所在分区的数据，有效的降低了计算时间。
- 3) 本文基于几何关系和虚拟门特征构建了一种新的自动分区方法，对一般的室内环境分区准确，为移动机器人分区完成任务和地图分区更新提供了基础。
- 4) 本文基于提取的连接节点集合和分区节点集合，形成了一种地图合并方法，获得了关联程度高拓扑矢量地图。
- 5) 本文提出了一种针对不同区域变化率的自动更新方法，在保证地图真实度的基础上，有效降低了地图更新的计算量。
- 6) 本文提出了基于分区扫描匹配的组合定位方法，包括基于最大似然估计的全局定位和基于蒙特卡洛定位原理的局部定位方法，有效提高了机器人全局定位精度。

6.2 研究展望

本文提出的TVSLAM算法虽然在一定程度上满足了室内环境地图构建的需求,但是由于室内环境的复杂多样性,仍然存在许多问题需要进一步研究和改进。此外,在面向动态的、环形的、非结构的广域环境中,SLAM算法仍处在研究探索阶段,还需要研究者们针对具体的情况进行具体分析、深入研究。纵观全文,未来移动机器人的发展方向主要有以下几个方面:

- 1) 非结构化环境: 本文的研究主要是面向结构化的室内环境,然而很多机器人工作在非结构化的环境中,此类环境具有范围广、特征模糊、干扰性强等特点,直接套用本文的SLAM的算法必将存在问题。因此,未来可以继续研究室内非结构化的环境地图构建,形成完善的移动机器人室内环境地图构建体系。
- 2) 多机器人协作: 对于大范围环境的地图构建问题,一个机器人很难高效地完成任务,多机器人协作必将是未来的发展趋势。
- 3) 动态复杂环境: 目前大部分SLAM算法都是基于静态环境,然而现实环境却是三维的、动态的,存在行人、动物等运动物体的随机走动,现有的家用移动机器人并不能进行有效的辨别和处理。因此,能够对动态物体进行识别与去除的动态复杂环境下地图构建技术值得我们去深入研究。
- 4) 语义地图^[51]: 随着消费者对机器人功能多样化和智能化的需求越来越高,传统的二维和三维地图已不能有效的支持机器人完成更复杂的任务,需要构建准确的语义地图来表达环境。虽然未来人们对智能机器人的具体需求还不太明确,但是和深度学习结合起来的语义地图肯定会有不错的发展前景。

致谢

梧桐雨季去了又来了三次，在时有些无感，去时则更多的是思念。在华科三年的学习生涯中，一起哭过笑过、一起学习一块玩耍的好朋友，奋斗过的实验室、图书馆、实习公司，生活过的宿舍、奔跑过的操场、爬过的喻家山，如同飘落的梧桐雨，密密麻麻的划过我的眼帘。离开喻园的时间已在日程之上，分别终究还是会来临的，记忆却永远不会忘记。借这个机会，细数三年中给过我帮助的人和事，并送上最真挚的感谢。

首先要感谢我的导师陈永府老师，研究生期间是您一直引导着我、督促着我前行，耐心的给我答疑解惑。在科研和学习中，如果没有您给予我的指导和帮助，我不可能发出小论文。在日常生活中，您以人为本、认真负责的做事态度，深深的影响到了我。此外，还要感谢王启富老师，认真的对我的小论文进行指导，坐下来耐心的给我提修改意见，使得我对您的敬佩之情更加深刻。此外，还有中心的刘云华老师、万立老师、刘清华老师，你们对待工作和科研的踏实认真的态度深深地感染了我，给了我极大的鼓舞。

其次，还要感谢已经毕业的孙城和沈嘉琪师兄，是你们在学习和科研上给予了我无私的帮助和指导，在论文和学习方法上都从你们那里学到了很多。感谢金志勇师弟、沈梦珠师妹在小论文上给予我的帮助，感谢刘田师弟、李楷师弟跟我一起搞机器人算法、带大四毕业设计，和你们一起很开心，同时也学习到了很多知识。还要感谢实验室的叶中锋、周家炜、周俊杰、刘校、江畅、汪向红、何宝华、许婷婷，有了你们单调的实验室生活增添了很多欢乐。

接着，感谢我的室友胡泊、张聪、池耀坤，好哥们豆亮亮和张宗伟，和你们在一起的日子真的很开心，一起打球、一块吃饭、一起去骑行的时光都将使我终生难忘。还要感谢研创的好朋友李喜艳、韩笑笑、陈建友、张应明、毛乔、陈俊、彭腾、蒋亚杰，怀念和你们一起组织活动、一起出去玩的日子。此外，感谢在华科遇到的大神学霸们肖神、方师傅、超哥、海洲、新杰和欣欣，和你们一起做项目、参加比赛真的很开心，同时也感受到了不小的压力，三年来一直努力向你们

华中科技大学硕士学位论文

看齐。还要感谢和我一起来华科的同班同学田晓贺和郭伟杰，能来到一所学校读研实在是缘分，在一开始的日子有你们陪伴，让我很快适应了华科的环境。

此外，我更要感谢我的父母以及我的家人，是你们给了我一个良好的学习环境，是你们在背后默默地无私支持才有了我的今天。我会加倍努力学习和工作，希望能给予你们好一点生活条件，让你们幸福快乐。

最后感谢在生命中遇到的每一个人，马上就要分别了，希望大家都越来越好。

屈春雷

2018年5月3日

参考文献

- [1]曲丽萍. 移动机器人同步定位与地图构建关键技术研究[D]. 哈尔滨工程大学, 2013.
- [2]郭文亮. 基于全局视觉的移动机器人导航系统研究[D]. 北京交通大学, 2011.
- [3]梁荣健, 张涛, 王学谦. 家用服务机器人综述[J]. 智慧健康, 2016, 2(2): 1-9.
- [4]Elkmann N, Hortig J, Fritzsche M. Cleaning Automation[J]. Springer Handbook of Automation, 2009, Springer Handbook of Automation, 2009(1253-1264).
- [5]Lee T-K, Baek S, Oh S-Y. Sector-based maximal online coverage of unknown environments for cleaning robots with limited sensing[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2011, 59(10): 698-710.
- [6]赵航, 刘玉梅, 卜春光, 等. 扫地机器人的发展现状及展望[J]. 信息与电脑:理论版, 2016(12):167-168.
- [7]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.
- [8]陈家乾. 移动机器人自主创建环境地图的研究[D]. 浙江大学, 2009.
- [9]郑宏. 移动机器人导航和 SLAM 系统研究[D]. 上海交通大学, 2007.
- [10]柴剑. 智能扫地机器人技术的研究与实现[D]. 西安电子科技大学, 2013.
- [11]Cho B-S, Moon W-s, Seo W-J, et al. A dead reckoning localization system for mobile robots using inertial sensors and wheel revolution encoding[J]. Journal of Mechanical Science and Technology, 2011, 25(11): 2907-2917.
- [12]余彤. LiDAR/INS 组合的室内定位与制图(SLAM)算法改进[D]. 武汉大学, 2017.
- [13]汪贵冬. 移动机器人在未知环境下的实时定位与建图研究[D]. 安徽工程大学, 2015.
- [14]Jelinek A. Vector Maps in Mobile Robotics[J]. Acta Polytechnica CTU Proceedings, 2015, 2(2): 22-28.
- [15]Lee T-K, Baek S-H, Choi Y-H, et al. Smooth coverage path planning and control of mobile robots based on high-resolution grid map representation[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2011, 59(10): 801-812.
- [16]王文斐. 面向室内动态环境的机器人定位与地图构建[D]. 浙江大学, 2011.
- [17]熊蓉. 室内未知环境线段特征地图构建[D]. 浙江大学信息学院 浙江大学, 2009.

- [18]Smith R, Self M, Cheeseman P. Estimating Uncertain Spatial Relationships in Robotics[J]. Machine Intelligence & Pattern Recognition, 1988, 5(5): 435-461.
- [19]杨铮, 吴陈沭, 刘云浩. 位置计算: 无线网络定位与可定位性: Location-based computing : localization and localizability of wireless-networks[M]. 清华大学出版社, 2014.
- [20]Mautz R. Indoor Positioning Technologies[M]. Südwestdeutscher Verlag für Hochschulschriften, 2012.
- [21]Biswas J, Veloso M. WiFi localization and navigation for autonomous indoor mobile robots[C]. proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2010: 4379-4384.
- [22]Gutmann J S, Eade E, Fong P, et al. Vector Field SLAM—Localization by Learning the Spatial Variation of Continuous Signals[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2012, 28(3): 650-667.
- [23]Segura M, Mut V, Sisterna C. Ultra wideband indoor navigation system[J]. Iet Radar Sonar Navigation, 2012, 6(5): 402-411.
- [24]Sohn H J, Kim B K. An Efficient Localization Algorithm Based on Vector Matching for Mobile Robots Using Laser Range Finders[J]. Journal of Intelligent and Robotic Systems, 2008, 51(4): 461-488.
- [25]Lee S, Lee S, Baek S. Vision-Based Kidnap Recovery with SLAM for Home Cleaning Robots[J]. Journal of Intelligent and Robotic Systems, 2011, 67(1): 7-24.
- [26]Jung J, Lee S M, Myung H. Indoor Mobile Robot Localization and Mapping Based on Ambient Magnetic Fields and Aiding Radio Sources[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2015, 64(7): 1922-1934.
- [27]Moravec H. High Resolution Maps from Wide Angle Sonar[J]. Proconf the IEEE Intconfon Robotics & Automation, 1985.
- [28]Gonzalez E, Alvarez O, Diaz Y, et al. BSA: A complete coverage algorithm[C]. proceedings of the Proceedings of the 2005 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), 2005: 2040-2044.

- [29] Vamossy Z, Kladek D, Fazekas L. Environment mapping with laser-based and other sensors[C]. proceedings of the International Workshop on Robot Sensing, 2004: 74-78.
- [30] An S Y, Kang J G, Lee L K, et al. SLAM with salient line feature extraction in indoor environments[C]. proceedings of the International Conference on Control Automation Robotics and Vision, 2010: 410-416.
- [31] An S Y, Kang J G, Lee L-K, et al. Line Segment-Based Indoor Mapping with Salient Line Feature Extraction[J]. Advanced Robotics, 2012, 26(5-6): 437-460.
- [32] Sohn H J, Kim B K. VecSLAM: An Efficient Vector-Based SLAM Algorithm for Indoor Environments[J]. Journal of Intelligent and Robotic Systems, 2009, 56(3): 301-318.
- [33] Thrun S, Bucken A. Learning Maps for Indoor Mobile Robot Navigation[J]. Artificial Intelligence, 1996, 99(21--71).
- [34] 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.
- [35] Vincent R, Limketkai B, Eriksen M. Comparison of indoor robot localization techniques in the absence of GPS[J]. Proceedings of SPIE - The International Society for Optical Engineering, 2010: 76641Z-76641Z-5.
- [36] Kohlbrecher S, Stryk O V, Meyer J, et al. A flexible and scalable SLAM system with full 3D motion estimation[C]. proceedings of the IEEE International Symposium on Safety, Security, and Rescue Robotics, 2011: 155-160.
- [37] Hess W, Kohler D, Rapp H, et al. Real-time loop closure in 2D LIDAR SLAM[C]. proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2016: 1271-1278.
- [38] Choi Y-H, Lee T-K, Oh S-Y. A line feature based SLAM with low grade range sensors using geometric constraints and active exploration for mobile robot[J]. Autonomous Robots, 2008, 24(1): 13-27.

- [39] Myung H, Jeon H-m, Jeong W-Y. Virtual door algorithm for coverage path planning of mobile robot[C]. proceedings of the IEEE International Symposium on Industrial Electronics (ISIE), 2009: 658-663.
- [40] Baek S, Lee T-K, Se-Young O H, et al. Integrated On-Line Localization, Mapping and Coverage Algorithm of Unknown Environments for Robotic Vacuum Cleaners Based on Minimal Sensing[J]. Advanced Robotics, 2012, 25(13-14): 1651-1673.
- [41] Dugarjav B, Lee S-G, Kim D, et al. Scan matching online cell decomposition for coverage path planning in an unknown environment[J]. International Journal of Precision Engineering and Manufacturing, 2013, 14(9): 1551-1558.
- [42] 蔡自兴, 贺汉根, 陈虹. 未知环境中移动机器人导航控制研究的若干问题[J]. 控制与决策, 2002, 17(4): 385-390.
- [43] 张洪峰, 王硕, 谭民, 等. 基于动态分区方法的多机器人协作地图构建[J]. 机器人, 2003, 25(2): 156-162.
- [44] 李琳. 吸尘机器人控制系统与路径规划的设计与研究[D]. 哈尔滨工程大学, 2005.
- [45] 庄严. 移动机器人基于多传感器数据融合的定位及地图创建研究[D]. 大连理工大学, 2004.
- [46] Savelli F, Kuipers B. Loop-closing and planarity in topological map-building[C]. proceedings of the Ieee/rsj International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2004: 1511-1517 vol.2.
- [47] Werner F, Sitte J, Maire F. Topological map induction using neighbourhood information of places[J]. Autonomous Robots, 2012, 32(4): 405-418.
- [48] 王海军. 未知环境下移动机器人即时定位与地图创建[D]. 上海大学, 2009.
- [49] Dellaert F, Fox D, Burgard W, et al. Monte Carlo localization for mobile robots[C]. proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), 1999: 1322-1328.
- [50] Doucet A, De Freitas N, Murphy K, et al. Rao-Blackwellised Filtering for Dynamic Bayesian Networks[J]. 2000, 8(6): 176-183.
- [51] Thrun S. Probabilistic robotics[M]. MIT Press, 2005.
- [52] 高翔, 张涛, 刘毅, 等. 视觉 SLAM 十四讲[M]. 北京:电子工业出版社, 2017.

附录 I 攻读硕士期间发表学术论文目录

- [1] Chen Y. F., Qu C. L., Wang Q. F., et al. TVSLAM: An Efficient Topological-Vector Based SLAM Algorithm for Home Cleaning Robots. In: Intelligent Robotics and Applications. ICIRA 2017: 166-178.(DOI:https://doi.org/10.1007/978-3-319-65298-6_16)
- [2] 屈春雷, 姚建涛, 李喜艳, 等. 一种球形变胞机器人[P].中国, 实用新型专利: ZL201720818138.1, 2018-02-27.