

武汉理工大学

(申请工学硕士学位论文)

未知环境下基于 SLAM 的移动
机器人导航算法研究

培养单位：物流工程学院

学科专业：机械制造及自动化

研究生：韩锐

指导教师：李文锋 教授

2006 年 5 月

分类号_____

UDC _____

学校代码 10497

武汉理工大学

学 位 论 文

中文题目: 未知环境下基于 SLAM 的移动机器人导航算法研究

英文题目: A Research to the SLAM-based Navigation Algorithm
for Mobile Robots in Unknown Environments

研究生姓名: _____ 韩 锐

指导教师: 姓名 李文锋 职称 教授 学位 博士

单位名称 物流工程学院 邮编 430063

申请学位级别 硕 士 学科专业名称 机械制造及其自动化

论文提交日期 2006.4 论文答辩日期 2006.5

学位授予单位 武汉理工大学 学位授予日期 _____

答辩委员会主席 陈定方 评阅人 吴月

陈定方

2006 年 5 月

摘 要

智能移动机器人是一种在复杂的环境下工作的具有自规划、自组织、自适应能力的机器人。导航算法的研究是智能机器人研究领域的一个热点话题。智能导航的目的就是在没有人干预下使机器人有目的地移动并完成特定任务，进行特定操作。本文旨在结合国家自然科学基金和湖北省青年杰出人才基金项目的需求，研究移动机器人同时定位与制图（Simultaneous Localization and Mapping, SLAM）问题，并在此基础上，研究机器人导航算法，使得机器人在完全未知结构化环境中实现“完全自主”。

文章首先回顾了导航技术的发展，对导航技术中的核心问题：定位与制图进行了详细分析，指出了机器人定位与制图研究中存在的问题，包括制图复杂度、数据匹配难度以及定位制图关联度等；在此基础上引出了本研究的重点：移动机器人同时定位与制图（SLAM）算法，并对其算法构架、属性、以及分类等相关内容进行了介绍。针对基于点特征的同时定位与制图算法中存在的计算复杂度与信息丰富度之间的矛盾，本文提出了一种基于线特征的同时定位与制图算法。文章对基于线特征的 SLAM 算法进行了详细的阐述，给出了包括机器人运动模型、观测模型的建立、数据匹配、状态更新、地图建立、地图管理等方面的相关公式；并通过仿真实验证实了本算法的正确性与可靠性。

针对导航算法中对路径规划的要求，本研究中着重考虑了机器人的局部规划即：避障；并对避障算法 VFH/VFH+进行了剖析。根据 VFH/VFH+算法与 SLAM 算法的特点，将二者相结合，形成了一种新的机器人导航算法。该导航算法较基于 VFH/VFH+的导航算法而言，使用范围更广，导航效果更佳。

关键词：导航，同时定位与制图，VFH/VFH+

Abstract

Intelligent robots are a kind of robots that are able to work in complex environments with the capacities of self-organizing and self-planning. Navigation problem is a hot issue concerned in researching on such kind of robots. Its aim is to move purposely and do the job without aids. With supports of the project of National Natural Science Foundation of China and the project of Excellent Youth Fund in Hubei province, this paper aims to develop a new algorithm for navigating based on the Simultaneous Localization and Mapping (SLAM) algorithm to make the robots totally autonomous in the unknown but structured environments.

The navigation techniques are firstly reviewed in this paper and then the Simultaneous Localization and Mapping (SLAM) problem is introduced, based on the analysis of the localization problem and the map building problem which are two key points in the navigation techniques, including its structure, characteristics, categories and so on. As there is a conflict between the requirements of computational complexity and information-richness within the point-feature based SLAM algorithm, a line-feature based SLAM algorithm is well presented in this paper. All operations required for building and maintaining this map, such as model-setting, data association, and state-updating are described and formulated. This approach has been programmed and successfully tested in the simulation work.

To meet the need of path planning in navigation, here we mainly concern the local planning, that is, obstacle avoiding. We introduce the VFH/VFH+, an algorithm for obstacle avoidance, in detail in the paper. What is more, in our work, we combine VFH+ and SLAM together to develop a new way for navigation, which has more applications and behaves better than the one based merely on VFH+ does.

Key words: navigation, SLAM, VFH/VFH+

目 录

第 1 章 绪 论	1
1.1 课题研究的目的与意义	1
1.2 课题研究的内容	2
1.3 论文组织结构	2
第 2 章 移动机器人导航技术	4
2.1 机器人导航概述	4
2.2 移动机器人导航方式	4
2.3 移动机器人的定位问题	6
2.4 移动机器人的制图问题	7
2.4.1 地图的类型	7
2.4.2 机器人制图存在的问题	8
2.4.3 同时定位与制图问题	9
2.5 本章小结	10
第 3 章 同时定位与制图 (SLAM) 算法	11
3.1 同时定位与制图算法介绍	11
3.1.1 SLAM 算法性质	11
3.1.2 SLAM 算法分类	12
3.2 基于特征 SLAM 算法构架简介	14
3.3 传感器的选择及特征提取	15
3.3.1 传感器选择	15
3.3.2 特征提取	17
3.4 噪音模型建立	17
3.5 滤波技术简介	17
3.6 卡尔曼滤波简介	18
3.6.1 线性卡尔曼滤波简介	18
3.6.2 扩展卡尔曼滤波 (EKF) 简介	21
3.7 本章小结	22
第 4 章 一种基于线特征 SLAM 算法研究	24
4.1 过程模型建立	24
4.2 观测模型的建立	26

4.3 算法的实施	26
4.3.1 机器人运动初始化	26
4.3.2 数据匹配	27
4.3.3 状态更新	30
4.3.4 新信息处理	31
4.3.5 地图管理	33
4.4 SLAM 算法仿真	33
4.4.1 仿真环境的创建	33
4.4.2 SLAM 算法示例	35
4.5 本章小结	38
第 5 章 机器人避障算法	39
5.1 常见的避障算法介绍	39
5.2 VFH 避障算法介绍	40
5.2.1 CV (Certainty Value) 值的确定	40
5.2.2 VFH 算法阐述	42
5.2.3 VFH+ 算法阐述	44
5.3 VFH+算法仿真	48
5.3.1 仿真环境的创建	48
5.3.2 仿真结果说明	51
5.4 本章小结	52
第 6 章 基于 SLAM 的导航算法	53
6.1 基于 SLAM 的导航算法介绍	53
6.2 基于 SLAM 的导航算法特点	54
6.3 导航新算法的仿真	55
6.4 本章小结	56
第 7 章 全文总结及展望	57
7.1 全文总结	57
7.2 本文主要贡献	58
7.3 未来研究方向	58
参考文献	59
致 谢	63
作者攻读硕士期间参与项目及发表的论文	64

第 1 章 绪 论

机器人的诞生和机器人学的建立和发展是 20 世纪自动控制最具说服力的成就，是 20 世界人类科学技术进步的重大成果，而作为机器人中重要分支之一的移动机器人更是给人们带来了无限的惊喜。移动机器人的研究始于 20 世纪 60 年代末期。斯坦福研究所（SRI）的 Nils NVILSSEN 和 Charles Rosen 等人，在 1966 年至 1972 年中研制出了取名 Shakey 的自主移动机器人，其目的是研究、应用人工智能技术以及在复杂环境下机器人系统的自主推理、规划和控制；20 世纪 70 年代末，随着计算机的应用和传感器技术的发展，移动机器人研究又出现了新的高潮；20 世纪 90 年代以来，以研制高水平的环境信息传感器和信息处理技术，高适应性的移动机器人控制技术、真实环境下的规划技术为标志，开展了移动机器人更高层次的研究^[1]。目前，移动机器人正向着具有自组织、自学习、自适应的智能化方向发展，导航能力的高低是移动机器人智能化水平的重要体现。随着移动机器人应用领域的日益增加，对移动机器人导航研究不断提出新的课题，使移动机器人的导航研究不断深入和发展^{[2][3][4]}。

1.1 课题研究的目的与意义

智能移动机器人是一种在复杂的环境下工作的具有自规划、自组织、自适应能力的机器人。智能导航研究的目标就是在没有人干预下使机器人有目的地移动并完成特定任务，进行特定操作。机器人通过装配的信息获取设备来获得外部环境信息，判定自身状态，实现自我定位，规划并执行下一步动作。

在移动机器人导航控制理论和方法研究中，确定性环境的导航控制方法已经取得了大量的研究和应用成果。对未知环境中的导航控制也开展了一些研究，并提出了若干方法，但是尚未形成统一和完善的体系结构，还有许多关键理论和技术问题有待解决与完善。这些问题包括环境的建模、定位、导航控制器的学习与优化、故障诊断以及路径规划等。未知环境中的移动机器人只具有较少的先验知识，其导航控制方法涉及环境认知、优化策略、知识表示与获取等多项关键问题。对移动机器人在未知环境中导航理论和方法的研究，将推动认知

科学、模式识别、非线性控制等前沿学科的研究，带动航天、海洋、军事、建筑、交通、工业和服务业等领域移动机器人导航控制系统的研究开发，为无人勘探车、无人排险车和无人运输车等用于航天、军事、深海作业和核工业领域的移动机器人系统的应用奠定理论和技术基础。具体来看比如：在民用方面，可以将其用于物流自动化仓库中的 AGV、AHV 小车，以提高物流自动化程度；在军事方面，可以有助于实现机器人智能侦察与作战等。.

1.2 课题研究的内容

本课题在国家自然科学基金（60475031）和湖北省青年杰出人才基金项目（2005ABB021）的资助下，研究在未知环境中，移动机器人自主的建立环境地图并根据该地图实现定位、避障与导航的算法。主要针对静态的、结构化的未知环境进行研究。研究的主要内容包括以下几方面：

（1）避障策略的拟订；

机器人在运动之前都应进行障碍物检测，合理的避障算法对于成功的导航而言显得尤为重要。本研究中将对避障算法 VFH（Vector Field Histogram）进行分析与应用。

（2）定位方法的设计；

本文主要研究的是移动机器人在自身位置信息与环境信息均不确定的情况下，通过传感器了解环境来自我定位，同时根据自身位置信息绘制环境地图，并根据该地图实现导航目的。因此，本论文将采用同时定位与制图（SLAM）算法对机器人进行定位。论文将会对本研究中提出的基于线特征 SLAM 算法进行详细的剖析。

（3）导航新算法的提出；

在研究避障算法 VFH 以及定位算法 SLAM 的基础上，找出两者结合的可能性以及优越性，构造新的导航算法。

1.3 论文组织结构

由于机器人自主导航的最重要内容就是机器人的定位问题，所以本文的研究工作也就围绕机器人的自主定位进行。在综述国内外研究的基础上，深入研究

了基于线特征的机器人同时定位与制图算法;详细介绍了避障算法 VFH/VFH+, 并将两者结合构造了一种新的导航算法。论文主要分为七章:

第一章为绪论, 主要介绍了本论文所研究的目的与意义以及研究的主要内容及要处理的关键问题; 并对论文的组织结构进行概括说明。

第二章中主要对移动机器人导航技术进行了概述, 包括移动机器人的导航方式以及机器人导航中的两个主要问题: 机器人定位与制图; 并追踪概述了相关技术的国内外发展现状与发展趋势。

第三章对移动机器人同时定位与制图 (SLAM) 算法, 特别是基于特征的 SLAM 算法进行了详细的剖析, 包括算法的属性、分类, 构架等。

第四章介绍了本研究中提出的一种基于线特征的 SLAM 新算法, 详细分析了实现算法所需要的各个步骤; 并通过仿真实实验证实了该新算法的正确性与可靠性。

第五章对主要研究了机器人避障算法 VFH 以及 VFH+, 包括: 算法的构架以及实现算法的各个步骤等; 并对算法进行了仿真实验。

在第六章中, 首先介绍了同时定位与制图算法与避障算法 VFH/VFH+结合、产生新导航算法的可能性以及新算法的优越性; 然后在对导航新算法进行说明的同时, 通过仿真实实验证实了其正确性与鲁棒性。

第七章为全文的总结以及对今后工作的展望。

文章结构框架如图 1-1 所示。其中星号标示处为本研究的创新点。

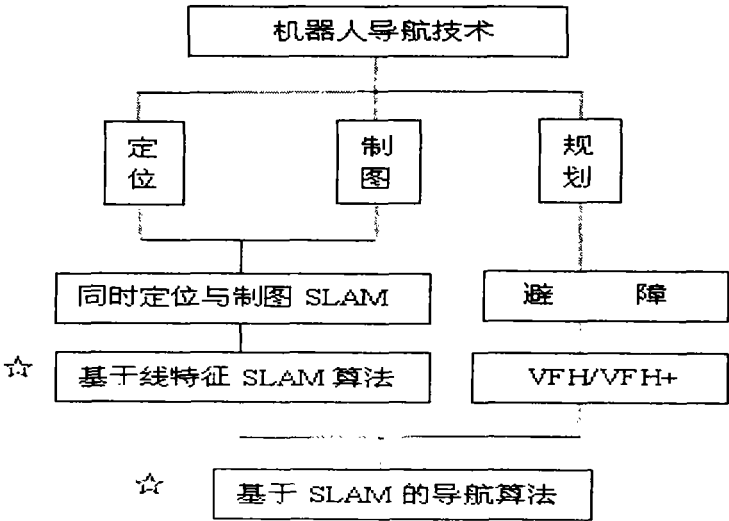


图 1-1 全文结构框架

第 2 章 移动机器人导航技术

2.1 机器人导航概述

智能移动机器人是一类能够通过传感器感知环境和自身状态，实现在有障碍物的环境中向目标自主的运动，从而完成一定作业功能的机器人系统。而目前智能的导航技术已经成为移动机器人研究领域的热点课题。智能导航要解决三方面的问题^[5]：

(1) 选择适当的传感器系统对移动机器人所处的环境进行认识；

(2) 通过一定的检测手段获取移动机器人在空间中的位置、方向以及所处的环境的信息；

(3) 用一定的算法对所获取的信息进行处理并建立环境的模型，寻求一条最优或近似最优的无碰撞路径，实现移动机器人安全移动的路径规划。

当移动机器人在未知或不确定环境下运行时，必须通过传感器来采集环境信息，并通过一定算法把传感器收集到的数据进行分析、融合，用来建立外部环境的模型，正确、全面的反映出外部环境的特征，为导航决策提供正确的依据。

2.2 移动机器人导航方式

在机器人导航技术中首先要解决的问题是采用什么样的导航方式，即采用什么样的传感器系统对外界环境进行感知，并指导机器人的后续动作。常见的机器人导航方式有^[5]：电磁导航、光反射导航、环境地图模型匹配导航、路标导航、视觉导航、基于传感器数据的导航以及卫星导航等。

电磁导航也称地下埋线导航，这种导航方式是 20 世纪 50 年代美国开发的，到 20 世纪 70 年代这种导航方式迅速发展并开始运用于柔性生产。其原理是在路径上连续的埋设多条引导电缆，分别流过不同频率的电流，通过感应线圈对电流的检测来获得感知信息。该技术简单实用，但是成本高、改造和维护困难。

光反射导航的原理是在路径上连续的铺设光反射条，是一种简单、价格便宜的导航系统，同电磁导航一样，该技术也相当的成熟，目前国内制造行业使

用的移动机器人大多是基于这两种导航方式的，但是它们应用范围比较窄，不适合在动态、变换工作环境下的移动机器人导航。

环境地图模型匹配导航是机器人通过自身的各种传感器探测周围环境，利用感知到的局部环境信息进行局部的地图构造，并与其内部事先存储的完整地图进行匹配。通过匹配，机器人可确定自身的位置，并根据预先规划的一条全局路线，采用路径跟踪和相关避障技术来实现导航。

路标导航是指：路标在环境中的坐标、形状等特征已知的前提下，机器人通过对路标的探测来确定自身的位置，同时将全局路线分解成为路标与路标间的片段，逐段行进完成导航。这种导航方式又可分为人工路标导航和自然路标导航。虽然人工路标导航比较容易实现，但它人为地改变了机器人工作的环境；自然路标导航不改变工作环境，但机器人需要通过对工作环境中的自然特征进行识别以完成导航。路标探测的稳定性和鲁棒性是采用该方法时需要研究的主要问题。

视觉导航方式具有信号探测范围宽、获取信息完整等优点，是未来移动机器人导航的一个主要的发展方向。在视觉导航系统中，目前国内外应用最多的是采用在移动机器人上安装车载摄像机的基于局部视觉的导航方式，这种导航方式所有的计算设备和传感器都装载在机器人车体上，利用装配的摄像机拍摄周围环境的局部图像，然后通过图像处理技术，如特征识别、距离估计等，进行机器人定位及规划下一步的动作。比如，有研究人员利用 Fourier 变换处理机器人全方位图像，并将关键位置的图像经 Fourier 变换所得的数据存储起来作为机器人定位的参考点。以后机器人所拍摄的图像经变换后与之相对照，从而得知机器人当前位置。这些图象识别、路径规划等高层的决策都由车载计算机完成，因而延迟问题比较明显。视觉导航中的图象处理计算量大，实时性差，这始终是一个瓶颈问题。为了提高导航系统的实时性和导航精度，仍需要研究更加合理的图象处理方法。

另外，还有基于传感器数据的机器人导航方式。一般机器人都安装了一些非视觉传感器，如超声传感器、红外传感器、接触传感器等。利用这些传感器亦可以实现机器人导航。比如，当机器人在光线很暗的环境中的时候，视觉导航方式将会失效。在这种情况下，可以利用其他传感器，比方说超声波传感器来进行导航。因为超声波传感器的使用不受光线的影响，而且由于超声波传感器构成系统具有结构简单、体积小、性价比高等众多优点，使之在机器人特别

是自主移动机器人领域中广泛的运用。

卫星导航是通过全球定位系统（GPS）来实现的。GPS 全球定位系统是以距离作为基本的观测量，通过对四颗 GPS 卫星同时进行伪距离测量，计算出用户（接收机）的位置。通过这种方式，机器人可以通过安装卫星信号接收装置来实现自身定位。

除了以上几种常见的导航方式外，还有气味导航、声音导航等。但是在实际应用中，往往采用几种不同导航方式的组合来达到最佳的导航效果。比如，有研究人员利用超声波传感器和视觉传感器的组合进行导航^[6]。将超声数据与图像数据结合，通过事先训练好的神经网络预测障碍物的可能位置，从而使得机器人能够在动态非结构化环境中实现自主导航。

2.3 移动机器人的定位问题

定位是确定移动机器人在二维（三维）工作环境中相对于全局坐标的位置及其本身的姿态，它是移动机器人导航最基本的环节之一^{[7][8]}。定位方法根据机器人工作环境复杂性、配备传感器的种类和数量等不同而有多种不同方法。移动机器人自主定位手段主要有两类：相对定位和绝对定位。

相对定位手段主要有以下几种：

- （1）使用里程计。在这种方法中，通过使用编码器来测量车轮的转速，从而可以计算出机器人的相对位置，实现相对定位。使用里程的优势在于：它是完全自主的，并且通过结合其他方法很容易预测下一时刻机器人的位置；而劣势在于：定位误差无限增大，必须周期性的对误差进行削减。
- （2）惯性定位。通过测量机器人相对于初始位置的距离和方向来确定机器人的当前位置。该方法通常采用回转仪或加速计等仪器来测量车轮转速或加速率，然后通过一次或二次积分推导出机器人的位置。由于其要对数据进行积分处理，很容易导致延时，或者将一些小的常量误差放大；此外该方法设备造价较高。
- （3）航位推算。这是一种经典的相对位姿估计方法。一般使用安装在车轮上的转数表来推算出机器人的行使距离和方向。航位推算的优点是方法简单，价格低廉；但其本质上容易受标定误差，车轮与地面的不良

接触，颠簸等因素影响，因此误差较大。

由上述可知，相对定位技术的优点在于具有良好的短期精度、低廉的价格以及较高的采样速率，但是由于相对定位技术的基本思路都是基于测量值的积累，因此无法避免时间漂移问题。随着路径的增长，任何小的误差经过积累都会无限的增加。因此相对定位不适合长距离和长时间的准确定位，除非采用外部手段对误差进行约束。

绝对定位手段主要有以下几种：

- (1) 基于活动信标（信号灯）。信号灯通过发射光或者声波而被机器人感知。通过测量这些被感知（3 个或更多）的信号灯的作用范围，来决定机器人的绝对位置。应该注意，这些信号灯在环境中的位置必须事先已知的。
- (2) 基于人工路标识别。将路标放置在环境中的已知位置上。保证任意时刻机器人能够发现若干路标。通过测量机器人与这些路标之间的相对距离来定位。使用该方法的好处在于定位误差是有界的。但是，与信号灯不同的是：人工路标一般不能看成点状，而是看作一些特征的集合，这样机器人每次感知的只是路标的一部分，可能会使结果产生误差。
- (4) 基于自然路标识别。这里的自然路标是指环境中那些固有的，明显、容易识别的物体。这种定位方法的可靠性和基于人工路标识别的方法基本一样。但是要求我们必须对该环境事先了解，否则识别过程将会有难度。

在实际的机器人导航系统中，常常采用相对定位与绝对定位相结合的定位方式来对机器人进行定位。

2.4 移动机器人的制图问题

2.4.1 地图的类型

地图构建也是移动机器人自主导航中的一个很重要的内容。机器人利用对环境的感知信息对现实世界进行建模，自动的构建一个地图。典型的地图表示方法有尺度地图以及拓扑地图^{[9][10]}。尺度地图中又分为栅格尺度地图^{[11][12]}以及几

何尺度地图^{[13][14]}。栅格地图在表示环境信息时比较形象,但是受限于环境的规模。几何地图可以简洁的表示环境,但是要求环境不能过于复杂;拓扑地图不需要尺度信息,只依赖环境中特定的地点,但是地图构建过程比较复杂。

栅格地图最开始由 Elfes 和 Moravec 提出^{[15][16]}。对于 2D 的栅格地图,环境被分割为均匀的单元栅格,每个栅格赋一个 0-1 的值来表示此处的状态:1 表示被占据;而 0 表示的是空闲。对于 3D 环境,每个单元格的值代表这个栅格的高度信息,从而来表示整个环境地图。

几何尺度地图由一组环境路标特征组成,每个路标特征用一个几何原型来近似。这种地图只局限于表示可以参数化的环境路标特征或可建模的对象如:点、线、面。这种构建方法大都是基于对环境信息的相对观测,然后用这些观测到的环境特征表示环境地图。由于以几何位置关系来表示环境地图,所以为了保证地图的一致性,要求各观测信息的位置是相对精确的。对于结构化的环境,用一些几何模型来表示环境空间是可行的。比如,可以用线段来拟合室内的墙面、用点来拟合墙角等;对于室外环境,可以用点特征表示道路两侧的树木位置,用曲面来拟合路面地形等。

在利用拓扑地图表示环境时,它没有一个明显的尺度概念,而是选用一些特定的地点来描述环境空间信息。拓扑地图通常表示为一个图表,图中的节点表示一个特定的地点,连接节点的弧线表示特定地点之间的路径信息。拓扑地图对于结构化的环境是一个很有效的表示方法,但是在非结构化的环境中,地点的识别变得非常的复杂,这种情况下仅以拓扑信息进行机器人定位是不充分的^[17]。

另外,为了更好地表示环境模型,还可以用混合拓扑和尺度地图的表示方法来表示环境^{[18][19]}。通过加入尺度信息来补偿拓扑信息使得地图表示方法具有拓扑地图的高效性以及尺度地图的一致性和精确性。

2.4.2 机器人制图存在的问题

无论要建立哪种类型的环境地图,机器人必须要通过传感器来了解环境。在这个了解过程中传感器固有的或一些人为的因素会导致测量误差即测量噪音。机器人制图过程中面临的一个主要挑战就来自于测量噪音。如果测量数据在统计意义上独立,通过多次测量可以削减、甚至消除噪音的影响。然而在实

实际制图过程中，这些数据却是相互联系的。可以设法将测量误差控制在一定范围内，但是它们不断积累时，就可能会影响到下一时刻机器人对传感数据的解释。整个制图过程中，机器人都要受到环境中这些系统的，互相联系的误差的影响。如何调整这些误差是正确制图的关键。但是不管是从理论的还是实践的角度来看，现存的算法都是十分复杂且需要进一步完善的。

第二个体现制图复杂性的方面是环境中要描述的实体的维度，即：要用多少元素对其进行描述。比如，要较为详细的对一个二维的建筑平面进行制图，一般需要上千的元素。而对于三维而言，则会高达上百万甚至更多。从统计角度看，每一个元素都是机器人要进行估计的对象。这样显然增加了制图问题的复杂程度。

第三方面难点在于制图本身是个协调、匹配的过程，也就是我们常说的数据关联问题。即：如何判断在不同时刻得到的传感器数据中，哪些表示的是环境中同一元素。只有找到这些相关数据，对其进行融合处理，才会得到对该物体的准确认识，从而获得更为精确的制图。

第四，目前的算法主要集中在对静态的、结构化的、中小环境的研究上，而如何在动态的、非结构的、大型环境中进行机器人制图，研究较浅。

最后一个问题在于，机器人制图是与其运动路径有关的。即机器人的定位与制图是密切联系的。如果机器人对自身的位置有准确的认识，就可以得到较为精确的制图；同样，如果机器人对环境（地图）了解很好，就很容易得到自身的位置信息。但是，当定位信息和环境信息都不确定的情况下，两者就应该同时考虑。这就是本研究中涉及的一个研究重点：移动机器人的同时定位与制图（SLAM）问题。

2.4.3 同时定位与制图问题

同时定位与制图（SLAM）是当前在移动机器人领域中自主导航的热门研究方向^{[20][21][22]}。2002年在瑞典的KTH举行的一个以SLAM为主题的Summer School，移动机器人领域内最知名的专家到场为50名国际学生讲学，从而将SLAM的研究引向了高潮。SLAM算法是本研究的最主要问题，将在第三章中对其进行详细的分析。

2.5 本章小结

在本章中，首先概括介绍了机器人导航问题。对包括：电磁导航、光反射导航、环境地图模型匹配导航、路标导航、视觉导航、基于传感器数据的导航以及卫星导航等在内的多种机器人导航方式进行了介绍；对机器人定位与制图进行了说明，包括：定位方式、制图类型等，并在分析机器人制图研究存在的问题的基础上引出了本研究的重点之一：同时定位与制图（SLAM）算法。

第3章 同时定位与制图（SLAM）算法

3.1 同时定位与制图算法介绍

移动机器人的定位和地图创建是机器人领域的热点研究问题，也是导航中重要环节。对于已知环境中的机器人自主定位和已知机器人位置的地图创建已经有了一些实用的解决方法。然而在很多环境中机器人不能利用全局定位系统进行定位，而且事先获取机器人工作环境的地图很困难，甚至是不可能的。这时机器人需要在自身位置不确定的条件下，在完全未知环境中，创建地图同时利用该地图进行自主定位和导航。这就是移动机器人的同时定位与地图创建（SLAM）问题，也称为 CML (Concurrent Mapping and Localization)。该研究领域的代表人物有 Smith, Self 和 Cheeseman^[23]。由于 SLAM 算法具有重要的理论与应用价值，被很多学者认为是实现真正全自主移动机器人的关键。近几年来，其研究取得了很大的进展，并已应用于各种不同的环境，如：室内环境^{[24][25]}、水下^{[26][27]}以及室外环境^{[28][29]}。

3.1.1 SLAM 算法性质

SLAM 算法有很多重要的属性，影响着地图特征和机器人位置估计中的不确定性。包括：状态估计的收敛性，估计过程的一致性，状态协方差矩阵更新的计算复杂度^[23]。

收敛性：SLAM 算法具有三个重要的收敛性，这三个关键的收敛结果是：
A.地图协方差矩阵的任意子矩阵的行列式随着每一次观测单调下降；
B.在极限情况下，随着观测数量的增加，特征估计变得完全相关。
C.地图的精度与第一个特征被观测时机器人的位置精度有关。这些结果表明：随着观测数量的增加，地图估计的不确定性将降低到有限的误差范围内，地图特征的关系将是完全确定的。

一致性：为了维护 SLAM 算法估计的一致性，对状态协方差矩阵进行更新维护是必要的。既然对环境的观测是相对机器人的，所以机器人估计中的任何误差和地图估计中的误差是绝对相关的。在没有其它外部的关于特征和机器人

位置信息情况下,为了使系统状态估计的误差在有限的范围内,保持状态估计之间的一致性是很必要的。所以就必须维护机器人状态与环境特征之间的协方差矩阵。

计算复杂度:SLAM 算法应用到大规模环境时的一个重要局限性是计算环境特征之间,特征与机器人之间的相关信息时的计算负担。由于特征数量很大,协方差矩阵的更新维护导致了 SLAM 算法的计算复杂性。对于那些包含上万个特征的环境,计算负担使得系统协方差的更新变的难以执行。所以需要一个有效的方法来提高算法的计算效率。

3.1.2 SLAM 算法分类

根据所依据的理论基础的不同,SLAM 可以分为以下几种:

(1) 基于扩展卡尔曼滤波(EKF)的 CML/SLAM

这是最常用的一种 SLAM 方法,适合解决非线性系统的估计问题。该方法用平面坐标表示机器人和环境特征的位置,将机器人运动与环境特征的关系描述为两个非线性模型:机器人运动模型和观测模型.通过这两个模型,运用扩展卡尔曼理论的思想来实现。主要包括预测与更新两个阶段^{[26][28]}。

(2) 基于概率的 CML/SLAM

尽管不如 EKF 那样流行,但由于用概率表达机器人定位问题的不确定性非常自然合理,基于概率的 CML 也吸引了很多人的目光。其中,较流行是最大相似性(Maximum Likelihood Estimation, MLE)方法。一种非常有效的最大相似性估计算法称为 Baum-Welch (或 $\alpha - \beta$) 算法^[30],基于这种方法的机器人制图与定位问题可看作是机器人位置与环境特征位置的最大相似性估计问题。该算法包括两步: E-Step (expectation) 和 M-Step (maximization)。

(3) 基于粒子滤波器(particle filter)的 CML/SLAM

粒子滤波器定位也称为 Monte Carlo 定位^{[31][32]},其基本思想是用一组滤波器来估计机器人的可能位置(处于该位置的概率),每个滤波器对应一个位置,利用观测对每个滤波器进行加权传播,从而使最有可能的位置的概率越来越高。

(4) 基于空间扩展信息滤波器的 SLAM^[33]

该方法由 Sebastian Thrun 等人提出,是对 EKF 算法的改进。它不再用协方差矩阵表示空间信息的相关性,取而代之用空间信息矩阵来表示空间信息间的

内在固有的关系，并且使用网状数据结构仅维护邻近的环境特征(地图)。

(5) 基于集合理论估计的 SLAM^[34]

基于集合理论的方法不假设噪声服从某种分布，而只假设噪声是有界的。具体方法是：定义一个可行状态集合(feasible state set) 和一个观测集合(measurement set)，前者表示机器人和环境特征的状态估计，后者表示符合条件(观测误差小于边界)的状态集合。算法首先根据机器人本身的状态方程计算可行状态集合，然后根据观测值计算观测集合，最后取两个集合的交集作为某时刻的经估计校正后的机器人与环境特征的状态集合(地图)。

此外根据所制地图的不同，SLAM 又可以分为：基于栅格的 SLAM^[35]；基于特征的 SLAM^{[28][29][36]}以及基于拓扑结构的 SLAM^[37]。

在基于栅格的 SLAM 算法中，环境表示为一组具有特定分辨率的栅格的组合。每个栅格中有特定概率值来表示其被占据的可能性。使用基于栅格 SLAM 算法的时候，假设各个栅格的状态变量是相互独立的，而没有考虑栅格之间的关联性。另外，当机器人采用该种 SLAM 算法运行较长一段路程后，很难再回到出发点。这是因为该方法中仅在局部坐标中考虑了估计的不确定性，却没考虑局部坐标与全局坐标中的相互联系。总的说来，基于栅格的 SLAM 方法可以提供较为丰富的环境描述，对于局部环境下的规划与导航有很大帮助，但是通过该方法无法获得一致性较强的全局地图。

基于特征地图的 SLAM 算法是将环境表示为一组组参数化的特征值，比如说点，线，角等。这里的特征指的是环境中那些突显于背景的、易于传感器分辨检测的且可以通过参数描述的东西。使用这种方法的时候，必须对环境中不同类型的特征分别建立测量模型以便准确提取。基于特征的 SLAM 算法是最为流行的一种，尽管在环境地图描述中仅仅用到特征的位置值，但是还可以通过大小，颜色等信息进行匹配等。这种 SLAM 算法常常是基于卡尔曼滤波的。使用这种方法时，状态向量不仅包括机器人的位姿信息而且还有特征的位置信息。随着新特征的不断提取与确认，状态向量将不断的变大。因为用于描述环境的特征值的测量都是相对机器人的，所以对环境特征测量的不确定性是与机器人位姿估计的不确定性息息相关的。可以在理论上证明，随着时间的不断推移、测量的不断进行，地图中的特征将是完全相关的，也就是说此时随意给定一个特征的绝对坐标值，将会得到一个精准的地图。在环境特征容易识别的场合下，该算法运用很好，但是对于特性不是太明显的非结构化环境中，算法的运用遇

到难题。

在基于拓扑结构的 SLAM 算法中使用“图”来描述环境。具体说是通过节点和弧线来描述环境。每个节点表示环境中突显的地方，边用来表示相邻节点间的相对位置。对于纯粹的拓扑地图来说，无须知道每个节点的具体位置，它只用来表示节点间的连通性。但是该方法也有很大的弊端，比如当环境稍微复杂一些时，其对环境的识别能力会明显下降且无法识别相近的环境。

尽管 SLAM 算法的理论基础已经被很好的研究，但是要将其更好的运用于实际，特别是大型的非结构化环境，仍有大量理论和实际的问题需要解决包括：计算效率、地图管理、局部地图与全局地图之间的协调融合、数据匹配以及传感器管理等^{[38][39]}。

3.2 基于特征 SLAM 算法构架简介

上文中讲到根据所得到地图类型的不同，可以将 SLAM 算法化分为基于栅格的 SLAM；基于特征的 SLAM 以及基于拓扑结构的 SLAM 三大类。其中，基于特征的 SLAM 是运用最广的一类，下文将对该类 SLAM 算法进行详细阐述。基于特征的 SLAM 算法架构由图 3-1 表示。

由图 3-1 可以看出，整个算法实际上是由三部分构成即：预测——实践——更新。首先要建立机器人的动力学模型以及运动过程中的观测模型。某一时刻 k ，在给定控制参数 v, α 后，根据动力学模型可以预测机器人在 $k+1$ 时刻的位姿状态；同时结合观测模型还可以预测在 $k+1$ 时刻机器人对旧（已经核实的）特征 F_i 的观测值 $d_i(k+1|k)$ ；在实践环节中，即在时刻 k 到时刻 $k+1$ 的过程中，机器人基本上要完成三大工作：环境特征的提取和合理性检验，以及相关数据的匹配。从而获得对 F_i 特征的实际测量 $d_i(k+1|k+1)$ ，同时筛选出新的特征 F_{i+1} 。将对特征 F_i 的估计测量和实际测量的差异值（残差） Δd 、机器人位姿估计以及旧的地图一起作为输入参数，通过一定滤波算法即可更新机器人位姿，进而得到新特征 F_{i+1} 的位置信息并将其融入到旧地图中生成新地图。总而言之，该方法要求机器人的位置和所有地图特征的位置存放在同一个状态向量中，并且这个向量是增广的。当观测到环境中新的特征时，就要把它作为新的地图特征添加到状态向量中。然后通过滤波就可以构建一个收敛的地图。在极限情况下，随着对环境特征的重复观测，地图特征之间的相对关系变得完全确定，并且地图

的不确定性控制在一个小的范围内。这个误差范围与机器人初始位置的不确定性有关。

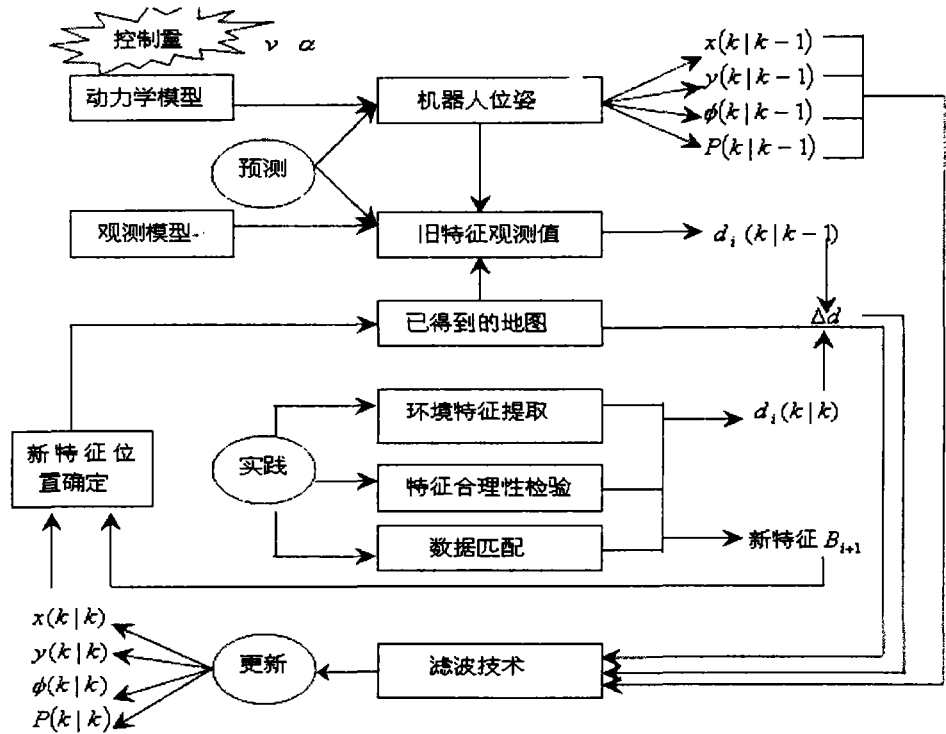


图 3-1 基于特征 SLAM 算法架构

3.3 传感器的选择及特征提取

3.3.1 传感器选择

由图 3-1 可以看出，移动机器人的自主导航中必须以有效而可靠的环境感知为基础，运用一种或多种传感器的组合，配以信息融合技术，从而对周围环境进行认识。机器人自主导航中常用的传感器主要可以分为两大类：

其中之一是内部传感器，它是机器人本身运动的感知，用来检测机器人组成部件内部状态，是实现闭环控制、伺服控制动作的不可缺少的装置。这类传感器有：惯导（INS），陀螺仪，里程计等。惯导提供加速度信息，速度计测量速度，陀螺仪测量角速度，里程计测量距离。这种传感器通常与机器人本身的运动模型一起对机器人的位置进行预测估计。由于这类传感器存在着随时间积累的漂移误差，所以不能直接用于长期定位。内部传感器记录了机器人的运动

信息，能提供很高的采样频率而不依赖环境特征。

另一类传感器称作外部传感器。机器人外部传感器是用来检测机器人与对象物体外部状态的传感器。它使机器人能及时了解工作环境和对象，并视其情况来调整自己的对策，以提高机器人的适应性和智能化水平。如全球定位系统（GPS）。通过对已知位置的 GPS 卫星的观测来计算机器人当前的位置信息。其它常用的外部传感器有：激光雷达，毫米波雷达，声纳，视觉相机 CCD 等。

激光测距雷达（Laser rangefinder），运用激光二极管光脉冲获取目标的距离信息。距离的测量一般基于 TOF（time of flight）技术或者相移（phase-shift）技术。利用 Doppler 效应，也可以测量目标运动的速度信息。在基于 TOF 的测距中，发射、接收短的激光脉冲并测量它返回时的时间，通过特定计算就可以得到距离；在基于相移的测距中，发射、接收连续的光波并通过比较返回信号与参考信号的相位来计算距离^{[40][41]}。采用激光测距雷达的好处在于：速度快、测距精度高、相对于声纳传感器而言，角分辨率高、而且激光波束窄、测量距离长；但是其价格高、回波响应与目标的表面材料属性有关且有镜面反射和漫反射现象发生。

毫米波雷达（millimeter wave radar, MMWR），通过发射接收电磁回波来测量至目标对象的距离。雷达天线的尺寸依赖于所使用的频率。频率越高，天线越小。运用的电磁波通常是短脉冲或调制的连续波。毫米波雷达的优点在于：可以适用于任何的天气条件，而且测量距离长、精度也比较高；其缺点是：成本高、尺寸大，在同样的天气条件下，比激光雷达衰减的更快。

声纳传感器（Sonar）具有成本低、波束覆盖范围宽的特点，但角度分辨率低，不够精确，且容易产生虚假和多重反射回波信号，增加特征匹配的难度。尽管如此，很多导航设计中都用到了声纳系统^{[42][43]}。超声波测距是基于超声波在介质中的传播速度特性实现的非接触式距离测量，其原理是通过超声换能器发射超声波，其在空中传播至被测物体，经反射后由超声换能器接收反射回波信号，确定出超声脉冲从发射到接收的渡越时间 T ，在已知超声波声速 V 的前提下，则可以计算出被测物体离超声换能器的距离 $L=VT/2$ ，完成障碍物及其位置的确定。

立体视觉系统（Stereo-vision system）运用单个或多个相机得到深度信息。得到的距离图像的质量依赖于相机标定、光照条件以及基线情况。目前，视觉已经在机器人导航中广泛运用^{[44][45]}。视觉可以提供更为丰富的信息，但是数据处

理工作也相对庞大，而且视觉图像受光照条件影响比较大。

所以在选择传感器时要权衡各类传感器的弊益。一般来说，使用单一传感器进行定位制图的可靠性较差。利用多传感信息融合技术是定位与制图技术的发展方向。在本研究中主要涉及声纳传感器。声纳传感器的弱势将通过软硬件进行补偿。

3.3.2 特征提取

特征提取是 SLAM 算法得以实施的前提条件。对于不同的传感器、不同的特征类型，都会有不同的特征提取算法。合理的特征提取算法可以提高 SLAM 算法的质量。由于本文侧重于 SLAM 算法中如何运用特征，这一问题的理论研究，故没有过多考虑特征本身的提取算法。对于从声纳传感器返回值中提取点、直线特征的算法，可以参考文献[46]。

3.4 噪音模型建立

上文提到，在机器人的自主导航研究中要利用各种传感器对机器人本身运动或者外界环境特征进行测量。这些测量通常会受到各种噪音的干扰，是固有不确定性的。常用一个噪音模型来表示这重不确定性。其中，最常用的噪音模型是白色高斯噪音（WGN）。

另外在进行各种建模时，为了得到完全精确的模型需要很多参数，并且是非线性的。为了表示的方便通常只是用一个近似模型。在这个近似的过程中也会引入误差，该误差也是用高斯函数来表示的。

3.5 滤波技术简介

由图 3-1 可以看出，滤波技术在基于特征 SLAM 算法中有着相当重要的地位，是算法的根基所在。所谓滤波就是从混合在一起的诸多信号中提取出所需要的信号。信号是传递和运载信息的时间和空间函数。有一类信号的变化规律是既定的，如调幅广播中的载波信号、阶跃信号、脉宽固定的矩形脉冲信号等，它们都具有确定的频谱，这类信号称之为确定性信号。对于这类信号可根据各

信号频带的不同，设置具有相应频率特性的滤波器如：低通、高通、带通、带阻滤波器，使有用的信号无衰减的通过，使干扰信号受到抑制。这类滤波器可以使用物理方法实现即：模拟滤波器，也可以用计算机通过算法实现即：数字滤波器。对确定性信号的滤波处理也称常规滤波。

另一类信号没有既定的变化规律，在相同的初始条件和环境条件下，信号的每次实现都是不一样的，如陀螺漂移、海浪、惯性系统的导航输出误差等，它们没有确定的频谱，这类信号称之为随机信号。随机信号没有确定的频谱，无法用常规滤波提取或抑制信号，但随机信号具有确定的功率谱，可以根据有用信号和干扰信号的功率谱来设计滤波器。维纳滤波是解决此类问题的方法之一。但是设计维纳滤波器时需要做功率谱分解，只有当被处理的信号为平稳的，干扰信号和有用信号均为一维，且功率谱为有理分式时，维纳滤波器的传递函数才可以用伯特-香农设计法较容易的求解出。否则设计维纳滤波器时会遇到诸多困难。维纳滤波除设计思想与常规滤波不同之外，对信号做抑制和选通这一点是相似的。此外常用的还有卡尔曼滤波。它是从与被提取信号有关的“量测量”中通过算法估计出所需的信号。其中，被估计的信号是由白噪声激励引起的随机响应，激励源与响应之间的传递结构（系统方程）已知，量测量与被估计量之间的函数关系（量测方程）也已知。下面将着重介绍卡尔曼滤波。

3.6 卡尔曼滤波简介

1960年，R. E. Kalman 在其发表的一篇著名的论文^[47]中，描述了用递归的方法来解决离散数据的线性滤波问题，这便是卡尔曼滤波的雏形。简单的讲，卡尔曼滤波可以看作是一组数学方程式，通过这些方程它提供了一种有效的解决过程中的状态估计问题。该方法不仅可以对过去或现在的状态进行估计，而且可以预测未来状态，所以它在机器人自主或辅助导航研究中占有很重要的位置^{[18][49]}。随后卡尔曼滤波不断发展，特别是在解决非线性滤波问题的扩展卡尔曼滤波提出之后，该技术得到了更为广泛的应用与发展。

3.6.1 线性卡尔曼滤波简介

卡尔曼滤波提供了解决离散时间控制下的状态估计问题。假设该过程可以

由以下线性方程表示：

$$x_k = Ax_{k-1} + Bu_{k-1} + w_{k-1}, \quad x \in \mathfrak{R}^n \quad (3-1)$$

并且已知该过程中伴随着测量方程：

$$z_k = Hx_k + v_k, \quad z \in \mathfrak{R}^m \quad (3-2)$$

其中，随即变量 w_k 与 v_k 分别代表过程与测量误差。假设两者相互独立，且均为白色高斯噪音，具有如下的概率分布：

$$p(w) \sim N(0, Q), \quad (3-3)$$

$$p(v) \sim N(0, R), \quad (3-4)$$

在实际中，过程噪音协方差矩阵 Q 与测量噪音协方差矩阵 R 都会随着时间和测量的进行而不断变化。但是在这里我们假设它们是恒定的。

由方程 (3-1) 可以看到， $k-1$ 时刻的状态 x_{k-1} 通过 $n \times n$ 矩阵 A 与 k 时刻状态 x_k 联系起来，实际中该矩阵可能是变化的，但是在这里我们假设它不变。 $n \times l$ 矩阵 B 将控制量 $u \in \mathfrak{R}^l$ 与状态量 x 联系起来。在测量方程 (3-2) 中， $m \times n$ 矩阵 H 将测量量 z_k 与状态量 x 联系起来。在实际操作中，随着测量过程的进行， H 也是可能发生变化的，但是这里我们依旧将其视为不变。

我们定义 $\hat{x}_k^- \in \mathfrak{R}^n$ 为对时刻 k 的一个先验状态估计，称为“先验”，它表示根据时刻 k 前获得的信息对时刻 k 的状态进行的估计。相反， $\hat{x}_k \in \mathfrak{R}^n$ 称为“后验”，表示根据 k 时刻得到的测量 z_k 来估计 k 时刻的状态。先验和后验的估计误差分别定义如下：

$$e_k^- \equiv x_k - \hat{x}_k^-, \quad \text{以及} \quad e_k \equiv x_k - \hat{x}_k$$

这样，就可以分别得到两者误差估计协方差分别为：

$$P_k^- = E[e_k^- e_k^{-T}], \quad (3-5)$$

$$P_k = E[e_k e_k^T], \quad (3-6)$$

为了得到卡尔曼滤波算法的方程，首先要构造如下方程，从而将上述各量合理联系起来：

$$\hat{x}_k = \hat{x}_k^- + K(z_k - H\hat{x}_k^-) \quad (3-7)$$

其中， $(z_k - H\hat{x}_k^-)$ 称为测量残差。它表示预测测量值 $H\hat{x}_k^-$ 与实际测量 z_k 之间的差异。 K 为一个 $n \times m$ 矩阵，为卡尔曼“增益”，用来减小后验误差协方差，通常由以下式子得到：

$$K_k = P_k^- H^T (H P_k^- H^T + R)^{-1} = \frac{P_k^- H^T}{H P_k^- H^T + R} \quad (3-8)$$

由上式可以得到 $\lim_{R_k \rightarrow 0} K_k = H^{-1}$ 以及 $\lim_{P_k^- \rightarrow 0} K_k = 0$ 。也就是说, 测量误差协方差 R 越小, 实际的测量 z_k 就越准确, 而预测的测量值 $H\hat{x}_k^-$ 也就越不准; 然而, 先验估计误差协方差 P_k^- 越小, 实际的测量反而越不准确, 预测的测量值 $H\hat{x}_k^-$ 却相对更准确。

使用卡尔曼滤波进行的过程估计是通过反馈控制来完成的。在某时刻先对过程状态进行估计, 然后通过测量反馈进行更正。因此, 可以将算法中的方程分为两大类即: 时间更新方程和测量更新方程。时间更新方程是用来通过当前状态值以及其误差协方差获得下一时刻状态的先验估计值; 而测量更新方程则是用于反馈, 通过反馈回来的测量值以及先验估计来获得更为准确的后验估计。实际上, 时间更新方程可以看成是“预测者”, 而测量更新方程则可以看成是“矫正者”。

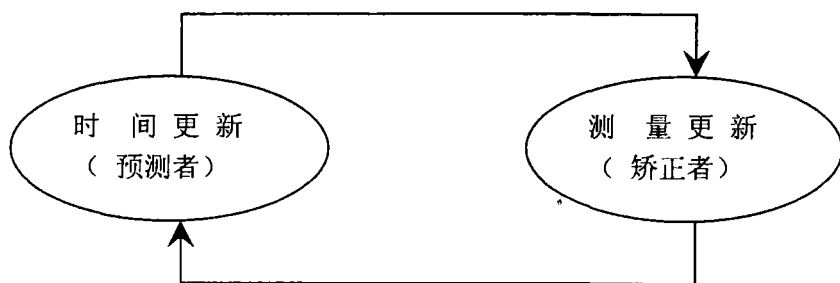


图 3-2 预测——矫正算法

在实际使用滤波算法前, 通常要通过测量采样分析获得测量噪音协方差 R 。然而过程噪音协方差 Q 相对来说不容易直接测得, 要通过考虑多方面的不定因素进行拟订。不管在选择上述两参数时是否有足够合理的理论依据, 都要根据具体的模型与目的对其进行调整。

卡尔曼滤波的整体结构如下图所示:

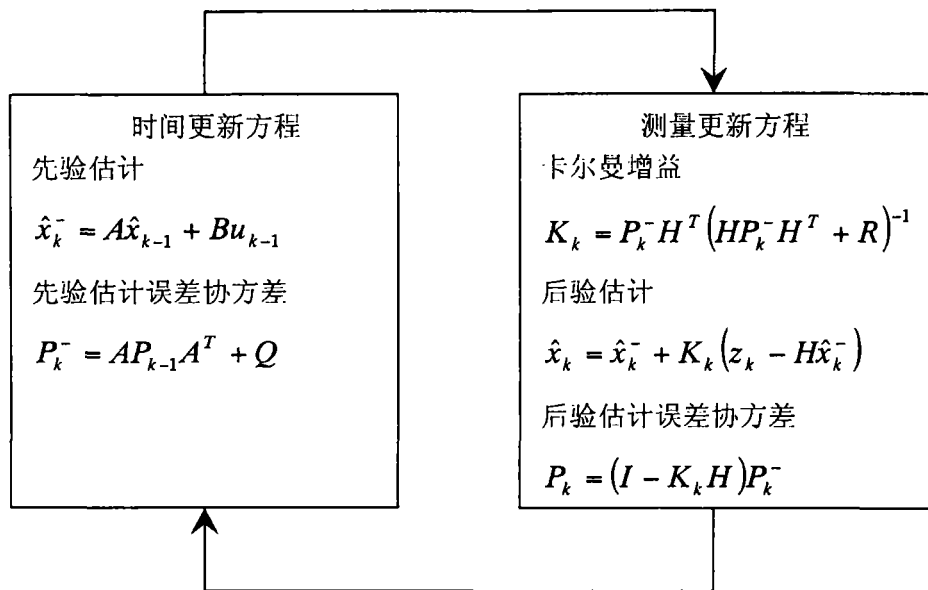


图 3-3 线性卡尔曼滤波算法结构

3.6.2 扩展卡尔曼滤波（EKF）简介

通过上述对卡尔曼滤波的简单介绍可以看出它主要处理的是线性问题，而通常情况下，我们更多遇到的是非线性问题。这样就应该了解一下专门用于处理这类问题的扩展卡尔曼滤波算法。

仿效泰勒级数展开，在当前估计值处对过程或测量方程求偏导，从而将非线性问题线性化。同卡尔曼滤波一样，假设过程状态向量 $x \in \mathfrak{R}^n$ ，不同的是该过程是由以下非线性方程表示：

$$x_k = f(x_{k-1}, u_{k-1}, w_{k-1}), \quad (3-9)$$

同样，观测方程也是非线性的：

$$z_k = h(x_k, v_k), \quad z \in \mathfrak{R}^m \quad (3-10)$$

其中，随机变量 w_k 与 v_k 分别代表的是过程与测量噪音。实际过程中，我们可能无法获知任意时刻这两中噪音的具体值，但是我们可以在忽略它们的情况下给出状态与测量向量的近似表达式如下：

$$\tilde{x}_k = f(\hat{x}_{k-1}, u_{k-1}, 0) \quad (3-11)$$

以及 $\tilde{z}_k = h(\tilde{x}_k, 0), \quad (3-12)$

根据上述两式将状态向量和测量向量线性化

$$x_k \approx \tilde{x}_k + A(x_{k-1} - \hat{x}_{k-1}) + Ww_{k-1}, \quad (3-13)$$

$$z_k \approx \tilde{z}_k + H(x_k - \tilde{x}_k) + Vv_k, \quad (3-14)$$

其中, x_k 与 z_k 分别为实际的状态向量和测量向量,

\tilde{x}_k 与 \tilde{z}_k 分别为根据式 (3-11) 和 (3-12) 得到的状态和测量向量的估计,

$$A \text{ 可以通过 } f \text{ 对 } x \text{ 求偏导而获得, } A_{[i,j]} = \frac{\partial f_{[i]}}{\partial x_{[j]}}(\hat{x}_{k-1}, u_{k-1}, 0),$$

$$W \text{ 可以通过 } f \text{ 对 } w \text{ 求偏导而获得, } W_{[i,j]} = \frac{\partial f_{[i]}}{\partial w_{[j]}}(\hat{x}_{k-1}, u_{k-1}, 0),$$

$$H \text{ 可以通过 } h \text{ 对 } x \text{ 求偏导而获得, } H_{[i,j]} = \frac{\partial h_{[i]}}{\partial x_{[j]}}(\tilde{x}_k, 0),$$

$$V \text{ 可以通过 } h \text{ 对 } v \text{ 求偏导而获得, } V_{[i,j]} = \frac{\partial h_{[i]}}{\partial v_{[j]}}(\tilde{x}_k, 0),$$

同样, 可以将算法中的方程分为两大类即: 时间更新方程和测量更新方程。时间更新方程是用来通过当前状态值以及其误差协方差获得下一时刻状态的先验估计值; 而测量更新方程则是用于反馈, 通过反馈回来的测量值以及先验估计来获得更为准确的后验估计。如图 3-4 示。

上文中对基于特征 SLAM 算法构架以及算法根基扩展卡尔曼滤波 (EKF) 进行了介绍, 下一章中将以线特征为例对算法进行详细分析。

3.7 本章小结

同时定位与制图 (SLAM) 算法是本研究的重点内容。本章首先对 SLAM 算法的定义、性质、发展进行了介绍; 剖析了基于特征 SLAM 算法的构架; 并对基于特征 SLAM 算法的算法根基卡尔曼滤波进行了详细说明。

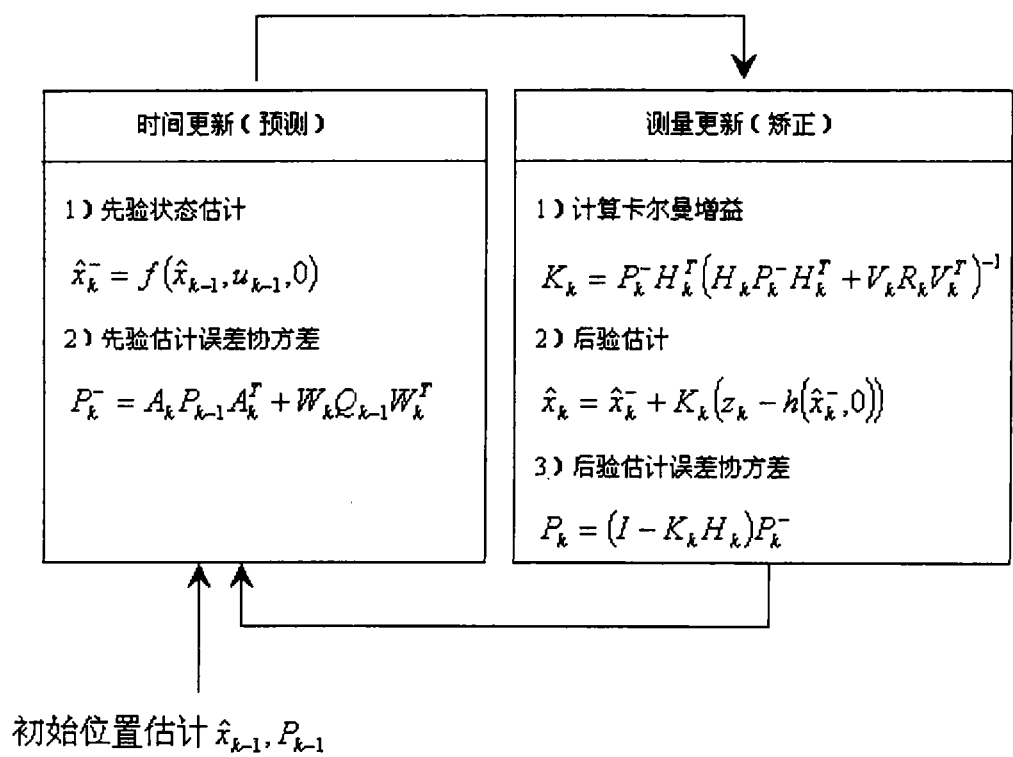


图 3-4 扩展卡尔曼滤波算法方程与结构

第 4 章 一种基于线特征 SLAM 算法研究

基于特征 SLAM 算法发展很快,许多学者以点特征为研究对象对基于特征 SLAM 算法进行了深入的研究^[50],包括计算的复杂性,地图的管理等方面。一方面为了得到信息丰富的地图,我们希望提取、吸收尽可能多的点特征;另一方面为了减轻计算复杂程度,节省时间资源,我们又不希望过多的点特征参与计算。这显然是很矛盾的事。尽管有人通过使用压缩滤波,局部子图^[50]等手段来解决该问题,并取得了一定的成果,但是仍然存在不少问题,比如:基于点特征的 SLAM 算法得到的往往是离散的点地图,很难满足“信息丰富”的要求。此外,在某些场合中,线状特征较点特征而言更容易被提取,这样就有必要研究如何利用线特征进行 SLAM 算法运用的问题。因此,本文提出了一种基于直线特征的 SLAM 算法。本算法较基于点特征的 SLAM 算法而言,计算量减少,而且地图的表示更为丰富。

4.1 过程模型建立

为了对机器人的位置进行估计,首先要对移动机器人的运动过程进行建模。机器人的位置向量用一个三维向量表示即: $X_r = [x_r, y_r, \phi]^T$ 。其中,机器人在二维空间的位置坐标 (x_r, y_r) 表示, ϕ 表示机器人朝向即:速度方向与 X 轴的夹角。如图 4-1,假设控制移动机器人的参数主要有两个:速度 v 以及车轮的转角 α 。在本文研究中,假定机器人为刚性体,整体具有同一的恒定速度 v_c 。以后轮轴的中点为研究对象,通过建模来预测该点在不同时刻的位置,并以之代替机器人的位置预测。运动模型如下^[50]

$$X_r'(k+1) = \begin{bmatrix} x_r'(k+1) \\ y_r'(k+1) \\ \phi'(k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_r'(k) + \Delta T v_c(k) \cdot \cos(\phi'(k)) \\ -\frac{v_c}{L}(a \cdot \sin \phi'(k) + b \cdot \cos \phi'(k)) \cdot \tan(\alpha(k)) \\ y_r'(k) + \Delta T v_c(k) \cdot \sin(\phi'(k)) \\ + \frac{v_c}{L}(a \cdot \cos \phi'(k) - b \cdot \sin \phi'(k)) \cdot \tan(\alpha(k)) \\ \frac{v_c}{L} \cdot \tan(\alpha(k)) \end{bmatrix} + \gamma'$$

其中, ΔT 为采样时间, γ' 为过程噪音, a, b, L 如图 4-1 所示。注意到在机器人系统中存在着两个坐标系, 分别是传感器坐标系 ($x_{sensor} \ o_{sensor} \ y_{sensor}$) 以及机器人坐标系 ($x_r \ o_r \ y_r$)。两者是可以相互转化的, 在本研究中假定两者存在着简单的线性关系。为了研究的方便, 我们将机器人“点”化。取传感器坐标系为机器人“点”化后的局部坐标系 ($x_l \ o_l \ y_l$), 这样机器人在运动过程中的位置预测将由下式得出:

$$X_r(k+1) = \begin{bmatrix} x_r(k+1) \\ y_r(k+1) \\ \phi(k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_r(k+1) + a \cdot \cos(\phi'(k)) - b \cdot \sin(\phi'(k)) \\ y_r(k+1) + a \cdot \sin(\phi'(k)) + b \cdot \cos(\phi'(k)) \\ \phi'(k+1) \end{bmatrix} + \gamma \quad (4-1)$$

因为考虑静态环境, 故对任意特征 F_i 有: $F_i(k+1)=F_i(k)$, 即:

$$\begin{bmatrix} R_i(k+1) \\ \beta_i(k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_i(k) \\ \beta_i(k) \end{bmatrix} \quad (4-2)$$

其中, i 为特征总数, R, β 为特征的表示参数 (详见下文)。

由 (4-1) (4-2) 可以得到 $k+1$ 时刻的状态向量如下: $X(k+1) = \begin{bmatrix} X_i(k+1) \\ F_i(k+1) \end{bmatrix}$

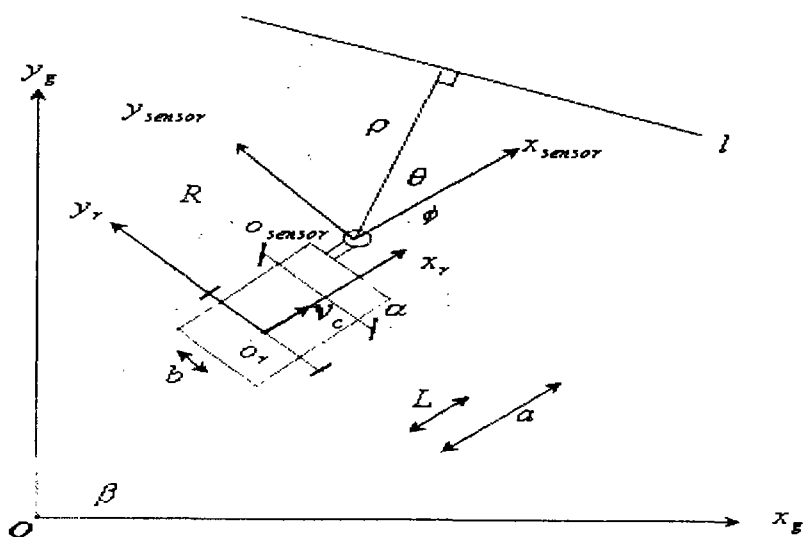


图 4-1 模型建立示意图

4.2 观测模型的建立

通过特征提取算法^[50]我们可以获得在机器人局部坐标下对直线特征的描述 $l(\rho, \theta)$ 。其中, ρ 表示的是机器人局部坐标原点到该直线特征的垂直距离; θ 表示的是 ρ 与局部坐标下横轴 x_l 之间的夹角。

为了制图的需要, 本算法中将全局坐标系下直线特征表示为 $l(R, \beta)$ 。其中, R 表示的是全局坐标原点到直线特征的垂直距离; β 表示的是 R 与全局坐标下横轴 x_L 之间的夹角 (见图 4-1)。这样可以得到对直线特征的观测模型如下:

$$h(x(k+1|k)) = \begin{bmatrix} \rho_i(k+1|k) \\ \theta_i(k+1|k) \end{bmatrix} + \gamma_h$$

$$= \begin{bmatrix} R_i - \sqrt{x_r^2(k+1|k) + y_r^2(k+1|k)} \\ \cos\left(\beta_i - \arctan\left(\frac{y_r(k+1|k)}{x_r(k+1|k)}\right)\right) \\ \beta_i - \phi(k+1|k) \end{bmatrix} + \gamma_h \quad (4-3)$$

其中 γ_h 为测量噪音。

4.3 算法的实施

4.3.1 机器人运动初始化

当机器人在未知环境中行进时, 绝对坐标的选择是任意的。如果没有诸如 GPS 等外部手段的协助, 我们很难确定自己所选的坐标原点究竟位于世界坐标的什么位置。最简便的方法可以将全局坐标原点置于机器人的起始位置, 并将机器人初始位置协方差 $P_r(0)$ 初始化为 0, 或者分配一个合适的 $P_r(0)$ 值。通常假设在该位置上机器人已经检测到了直线特征 $l_1(\rho, \theta)$ (见图 4-2), 我们还需要分配该特征位置的初始协方差值 $P_{mm}(0)$, 以及机器人与特征之间的交叉协方差值 $P_{rm}(0)$, 这些值的初始化过程是至关重要的。要求尽可能准地确定初始特征的位置即: 使其协方差值尽可能小。

由图 4-2, 假设初始时刻 ($k=0$) 机器人已经观测、提取了某一特征, 那么此

时的状态方程则为： $X(0)=[x_r(0),y_r(0),R(0),\beta(0)]$

其中， $x_r(0)=y_r(0)=0$ ； $R(0)=\rho$ ， $\beta(0)=\theta+\phi$ 。

初始状态协方差矩阵为： $P(0)=\begin{bmatrix} P_{rr}(0),P_{rm}(0) \\ P_{rm}^T(0),P_{mm}(0) \end{bmatrix}$ 。在本研究中，简单起见有：

$$P(0)=\begin{bmatrix} 0,0 \\ 0,0 \end{bmatrix}。$$

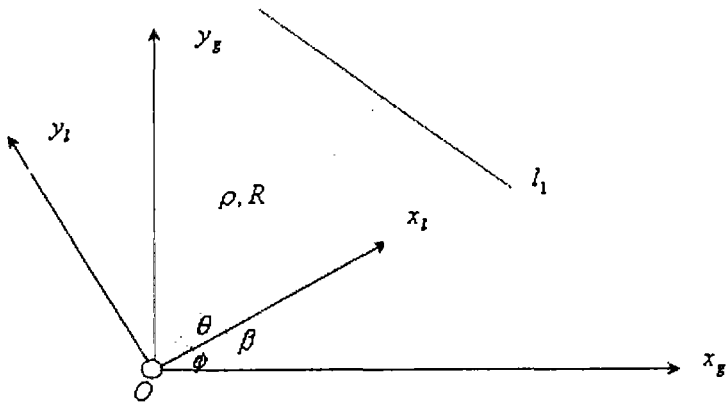


图 4-2 机器人运动初始化

4.3.2 数据匹配

数据匹配也称数据关联。它本是目标跟踪中的问题，用于在实际观测与预测观测之间寻找对应关系，从而达到目标跟踪的目的。常用的数据关联方法有：最近邻（NN），概率数据关联（PDA），联合概率关联（JPDA）等。

在 EKF 中，数据关联是一个匹配当前观测与它所对应的环境特征的过程，可以用统计估计的方法进行观测和对应特征的关联。把观测和对应的环境特征进行关联的最一般的方法是最近邻法。数据匹配是 SLAM 算法中最重要的一环。

假设到时刻 k 为止，有 i 个线特征提取，确定并融入到地图 M 中去， $M(k)=\{l_1,l_2,\cdots,l_i\}$ 。设 $k+1$ 时刻，机器人通过传感器检测，提取了直线特征 $L(k+1)=\{l_{obs1},l_{obs2},\cdots,l_{obsj}\}$ 。根据基于特征 SLAM 算法，一般应有 $L(k+1)\cap M(k)\neq \Phi$ 。数据匹配的过程实际上可以看成是确定 $L(k+1)$ 与 $M(k)$ 交

集的过程。

对于 $L(k+1)$ 中的任意一元素 l_{obsm} ($m \in [1, j]$)，将会与 $M(k)$ 中每一元素 l_n ($n \in [1, i]$) 进行匹配。为此我们需要建立比较函数模型，为了联合考虑 R 与 β 对比较结果的影响，结合图 4-3 可得比较函数：

$$f_{n,obsm}(R_n, \beta_n, R_{obsm}, \beta_{obsm}) = R_n^2 + R_{obsm}^2 - 2R_n R_{obsm} \cos(\Delta\beta)$$

其中： $\Delta\beta = \beta_{obsm} - \beta_n$ 。

其协方差：
$$C_{n,obsm} = H_{n,obsm} P(k) H_{n,obsm}^T + G_{n,obsm} S(k) G_{n,obsm}^T$$

其中：
$$H_{n,obsm} = \frac{\partial f_{n,obsm}}{\partial (X_r(k), R_n, \beta_n)} \Big|_{(R_n, \beta_n, R_{obsm}, \beta_{obsm})} \quad (n \in [1, i])$$

$$G_{n,obsm} = \frac{\partial f_{n,obsm}}{\partial (R_{obsm}, \beta_{obsm})} \Big|_{(R_n, \beta_n, R_{obsm}, \beta_{obsm})} \quad (m \in [1, j])$$

位置误差协方差 $P(k)$ ，观测误差协方差 $S(k)$ 分别根据下列式子得出：

$$P(k) = P(k|k-1) - W(k)S(k)W^T(k)$$

$$W(k) = P(k|k-1)\nabla^T h_x(k)S^{-1}(k)$$

$$S(k) = \nabla h_x(k)P(k|k-1)\nabla^T h_x(k) + Q'(k)$$

其中， $W(k)$ 为卡尔曼增益； $\nabla h_x(k)$ 为观测方程在 k 时刻对 x 的雅克比矩阵。 $Q'(k)$ 为观测噪声协方差。

进一步可得马氏距离公式：
$$D_{n,obsm}^2 = f_{n,obsm}^T C_{n,obsm}^{-1} f_{n,obsm}$$
。假设其满足 χ^2 分布，那么 l_{obsm} 与 l_n 匹配首先应该满足 $D_{n,obsm}^2 < \chi_\alpha^2(n)$ (4-4)
在自由度 $n=1$ ，置信度 $\alpha=0.95$ 的情况下，式 (4-4) 中可取阈值 3.841。

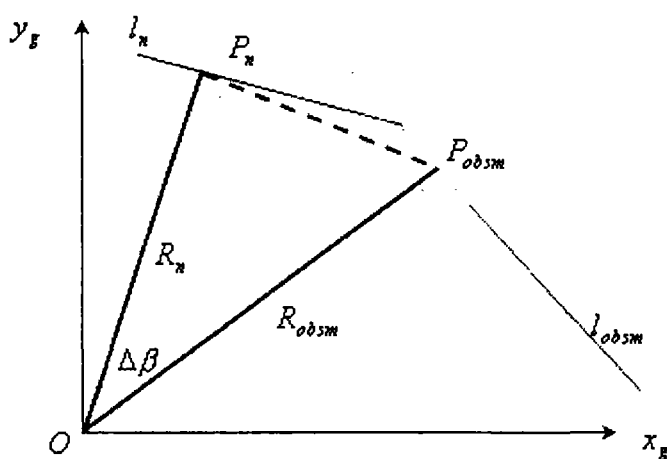


图 4-3 比较函数示意图

值得注意的是满足式 4-4 的可能情况有以下三种：

- 1) .两特征近似重叠；
- 2) .两特征属于同一特征的不同部分；
- 3) .两特征是共线的不同特征。

对于前两种情况，称之为真匹配，而对于第三种情况，称之为误匹配。

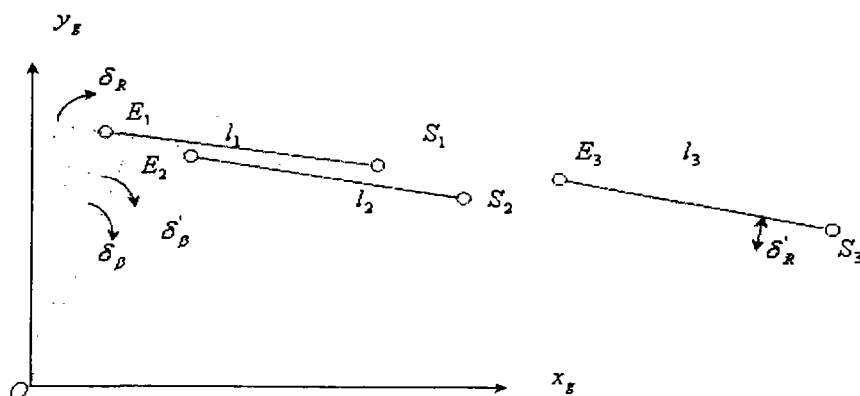


图 4-4 “误匹配”示意图

如图 4-4，假定 l_1 与 l_2 是同一特征的不同部分； l_1 与 l_3 是两个不同的特征；若 δ_R 及 δ_β 小于一定的阈值，根据式 (4-4)， $l_1 l_3$ 会被误匹配。在这种情况下，需

要附加条件来加以区分。令 S 表示线特征的起点， E 表示线特征的终点。在满足式 (4-4) 的前提下

$$\text{若 } \frac{|E_{obsm} E_n|}{|S_n E_n|} \leq 1$$

则说明 l_{obsm} 与 l_n 是匹配的。

4.3.3 状态更新

本算法采用扩展卡尔曼滤波对状态进行更新。在 k 时刻通过式 (4-1) (4-2) 可以预测出 $k+1$ 时刻机器人在状态 $X, (k+1|k)$ 下，对已确认的特征 l_n 的观测值 $\rho_n(k+1|k)$ 及 $\theta_n(k+1|k)$ ，($n \in [1, i]$)；在 $k+1$ 时刻，假定通过数据匹配确认 $L(k+1) \cap M(k) = L'$ ，并可得此时机器人对集合 L' 中各特征的实际观测值 $\rho(k+1)$ 以及 $\theta(k+1)$ 。通过这些实际观测值与其对应的预测观测值可以获得残差，利用 EKF 中的状态更新方程即可对状态进行更新^[51]。由于在状态向量中，描述直线特征的参数是 R 与 β ，所以在状态更新过程中更新的也将是这两个参数。但是在实际操作中，由于传感器自身的特性，我们得到的实际上是一个个的线段，为此还需要对线段特征的端点坐标进行更新。

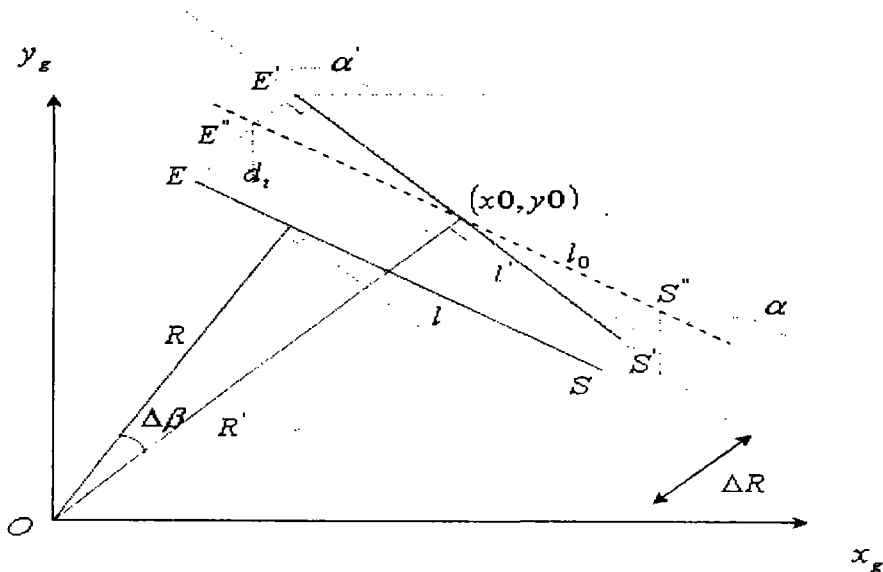


图 4-5 端点更新示意图

如图 4-5 所示， $l(R, \beta)$ 是状态更新之前的线段， $l'(R', \beta')$ 是更新之后的线

段。假设变化过程如下： l 先经平移得到 l_0 ，获得过渡端点值 S'' 以及 E'' ；然后绕点 (x_0, y_0) 旋转得到 l' 以及端点值 S' 和 E' 。由于旋转角度比较小，可以分别通过 S'' 和 E'' 向 l' 作垂线而获得 S' 和 E' 。下面以求 E' 点为例进行说明：

定义 d_t 为平移距离。由图可知， $d_t = R' - \frac{R}{\cos(\Delta\beta)} \approx \Delta R$ ，则

$$x_{E''} = x_E + d_t \times \sin \alpha$$

$$y_{E''} = y_E + d_t \times \cos \alpha$$

由 $l'(\beta', R')$ 可以求出直线 l' 的斜率 α' ，结合点 (x_0, y_0) 可得更新后直线的方

$$\text{程式为: } y - y_0 = \tan \alpha' \times (x - x_0) \quad (\alpha' \neq \frac{\pi}{2})$$

$$x = x_0 \quad (\alpha' = \frac{\pi}{2})$$

这样，当 $\alpha' \neq \frac{\pi}{2}$ 且 $\alpha' \neq 0$ 时，有：

$$y_{E'} - y_0 = \tan \alpha' \times (x_{E'} - x_0)$$

$$\frac{y_{E''} - y_{E'}}{x_{E''} - x_{E'}} = -\frac{1}{\tan \alpha'}$$

当 $\alpha' = \frac{\pi}{2}$ 有： $y_{E''} = y_{E'}$

当 $\alpha' = 0$ 有： $x_{E''} = x_{E'}$

4.3.4 新信息处理

在添加特征的过程中，有两种情况：

(1) 在已存地图中添加其不曾含有的新特征；

如前假定，在 $k+1$ 时刻机器人检测到的特征集合为 L ，经数据匹配环节确定的匹配特征的集合为 L' ，若集合 $L_{new} = L - L' \neq \Phi$ ，则 L_{new} 中各元素将做为新特征添加在状态向量中。方法如下：

假定 $l \in L_{new}$ ，且 $l = [\rho_l, \theta_l]^T$ ，那么将其添加到地图之后，扩展的状态向量

可以表示为：

$$X(k+1|k+1) = \begin{bmatrix} X(k|k) \\ R_l \\ \beta_l \end{bmatrix}; \text{ 其中, } R_l, \beta_l \text{ 为该特征在整体坐标系下的表示参数。由式 (4-3) 可以得出:}$$

示参数。由式 (4-3) 可以得出：

$$R_l = \rho_l + \sqrt{x_r^2(k+1|k) + y_r^2(k+1|k)} \cdot \cos\left(\beta_l - a \tan \frac{y_r(k+1|k)}{x_r(k+1|k)}\right)$$

$$\beta_l = \theta_l + \phi(k+1|k)$$

其中, $x_r(k+1|k)$ 、 $y_r(k+1|k)$ 以及 $\phi(k+1|k)$ 为在 k 时刻, 通过式 (4-1) 预测得出的机器人在 $k+1$ 时刻的位姿参数。

设其扩展后的状态协方差为 $P(k+1|k+1) = \begin{bmatrix} P(k|k), B(k+1)^T \\ B(k+1), A(k+1) \end{bmatrix}$ 。其中,

$A(k+1)$ 表示的是在 $k+1$ 时刻得到的新特征的位置误差协方差; $B(k+1)$ 为机器人与特征的交叉协方差, 表示的是此时刻该特征的位置误差与机器人位置误差之间的关系。

可以根据以下两种子情况分别得出 A 与 B 的值。

第一, 若新特征的位置估计与机器人的位置估计不相关。也就是说, 可以直接获得新特征在世界坐标的位置估计。在这种情况下 $A = C(x_{new})$ ($x_{new} \in L_{new}$), 主要由测量误差决定; 误差协方差 $B = 0$ 。

第二, 新特征的位置估计与机器人的位置估计相关。此时要联合考虑机器人的位置估计与特征位置估计, 方可得到 A 、 B 的值。在本论文中它们由如下方法得到: $A = G_v P_r G_v^T + G_z R G_z^T$; $B = G_v P_r$ 。

$$\text{其中, } G_v = \begin{bmatrix} \frac{\partial R_l}{\partial x_r}, \frac{\partial R_l}{\partial y_r}, \frac{\partial R_l}{\partial \phi} \\ \frac{\partial \beta_l}{\partial x_r}, \frac{\partial \beta_l}{\partial y_r}, \frac{\partial \beta_l}{\partial \phi} \end{bmatrix}; \quad G_z = \begin{bmatrix} \frac{\partial R_l}{\partial \rho}, \frac{\partial R_l}{\partial \theta} \\ \frac{\partial \beta_l}{\partial \rho}, \frac{\partial \beta_l}{\partial \theta} \end{bmatrix}; \quad R \text{ 为测量误差协方差; } P_r$$

为机器人位置误差协方差。

(2) 对已存地图中的特征添加新的约束;

这种情况发生在 $L_{new} = L - L' = \Phi$ 时, 由于没有新的特征被提取, 状态向量长度不变; 但是新的观测结果却给地图中已存特征的位置估计附加了新的约束。本论文研究中简单起见, 忽略了新约束对位置估计的影响。

4.3.5 地图管理

在实际操作过程中, 为了提高制图的质量, 可以做以下几点优化。假设有两线段特征 l_m 以及 l_n , 且 l_m 先于 l_n 而融入到地图中:

1) 为了保证制图的连贯性, 计算 l_m 始端点与 l_n 末端点之间的距离 Δl , 若 Δl 小于某一给定极小阈值, 则认为两个端点是同一的。

2) 将线段看成若干点的集合。当 l_m 与 l_n 为真匹配时, 只需将任意一个融入到地图中。特别的, 当两者属于同一特征的不同部分时, 融入到地图中的特征 l_r 应满足 $l_r = l_m \cup l_n$ 。

在 SLAM 算法中, 计算时间的消耗主要来自于状态更新阶段^[50]。由于点特征的离散性, 要表示出一个线特征至少需要属于该线特征的三个点特征参与, 而采用本算法则避免了对属于同一直线的所有点进行更新计算, 与基于点特征的 SLAM 算法相比, 计算负担减小, 实时性提高。

4.4 SLAM 算法仿真

4.4.1 仿真环境的创建

为了检验本算法的鲁棒性, 作者在 Matlab 环境下编制了用户界面来创建不同的仿真环境, 界面如下:

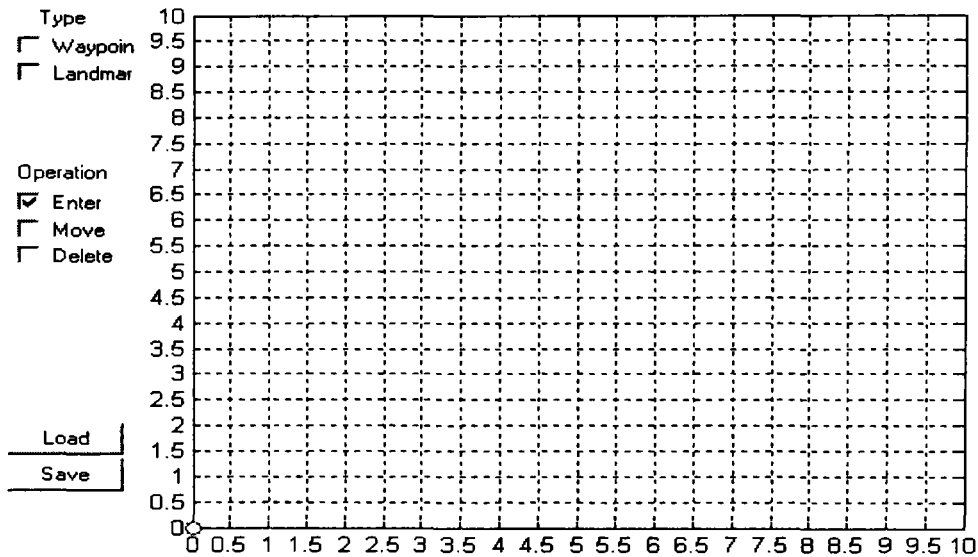


图 4-6 用于算法检验的用户界面

图 4-6 所示为用户界面。表示为 10×10 米的仿真环境。通过点击左侧“Type”下的两个按钮，用户可以随意添加特征（Landmark）以及控制信息（Waypoints）。如：点击“Landmark”按钮后，用户可以在栅格处创建环境中的线段特征，如图 4-7；点击“Waypoints”按钮后，鼠标输入的点将为机器人提供控制量信息，如图 4-8，表示机器人将按图中点划线提供的方向信息运行一周，回到原点。在这个过程中，若需要对已有的特征等进行移动或删除处理，则需要先点击“Operation”下的“Move”或“Delete”按钮，然后做相应的处理。当 Landmark 和 Waypoints 全部输入完毕之后，点击左下角的“Save”来保存。若想调用已存的仿真环境，点击左下角“Load”按钮即可。

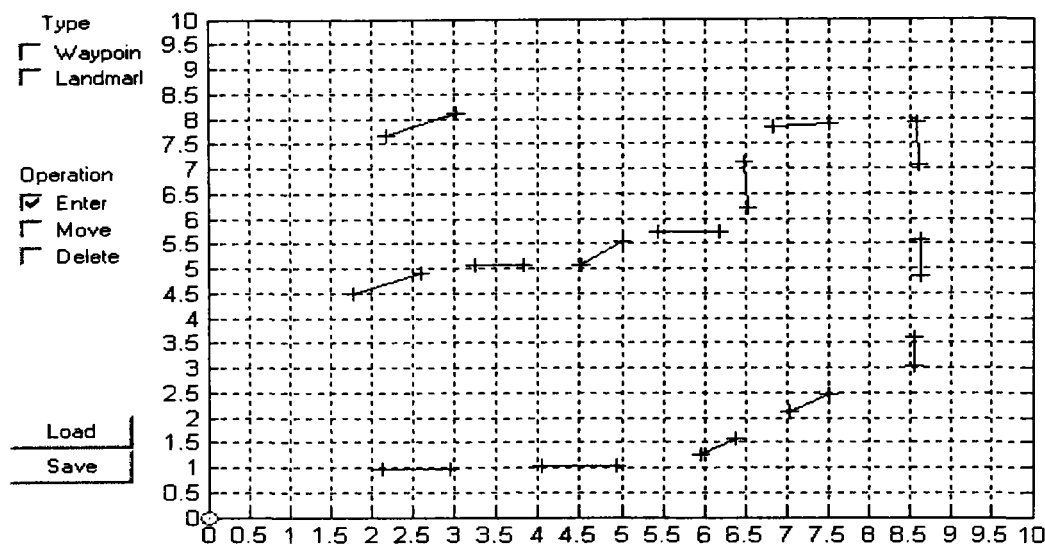


图 4-7 在用户界面上创建环境特征

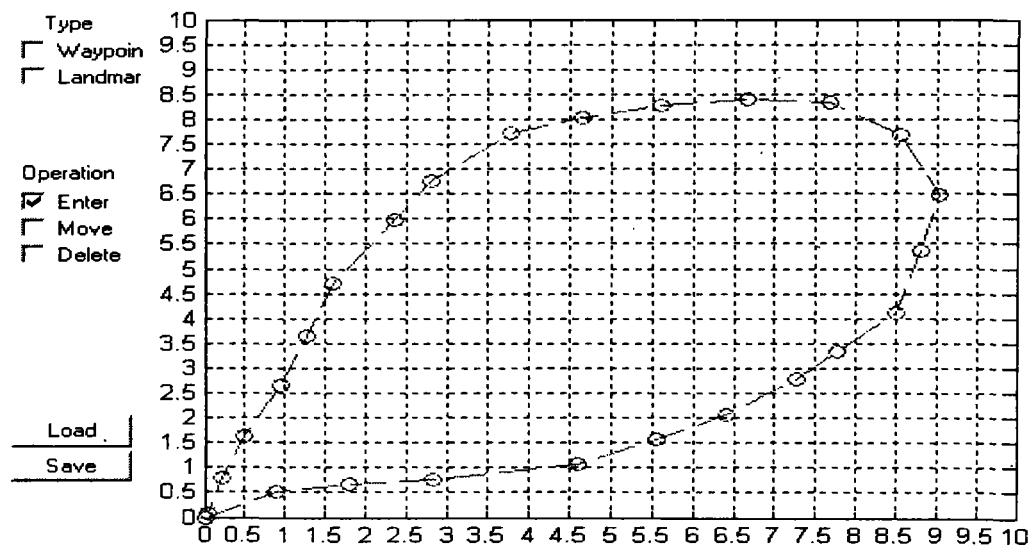


图 4-8 在用户界面上创建机器人运动控制信息

4. 4. 2 SLAM 算法示例

下文将通过一具体的仿真示例对基于线特征的 SLAM 算法结果进行说明与分析。

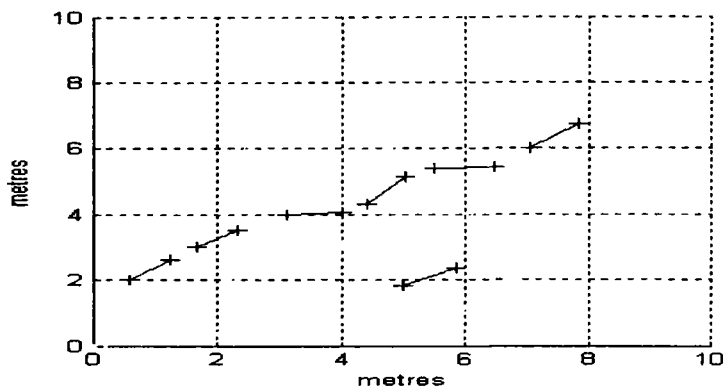


图 4-9 仿真环境

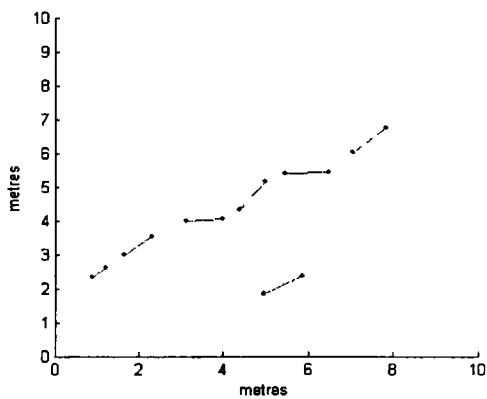


图 4-10 机器人制图

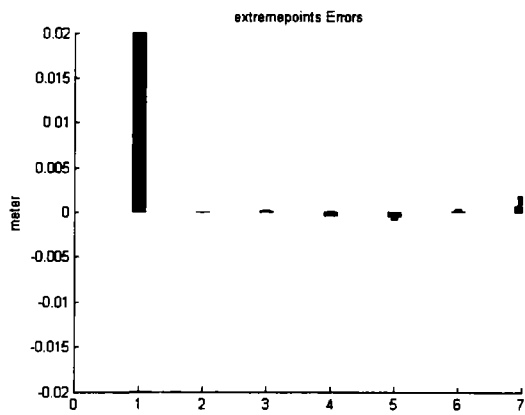


图 4-11 特征端点位置误差

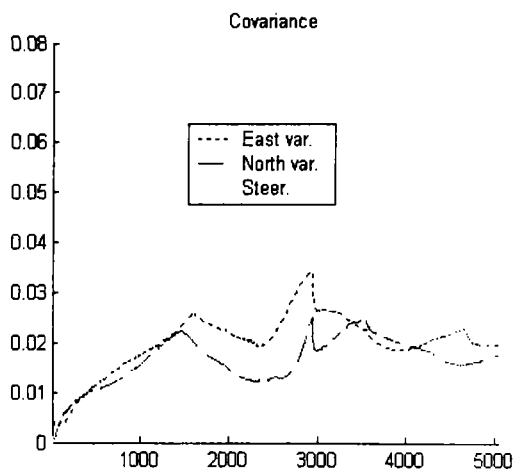


图 4-12 机器人位姿误差协方差

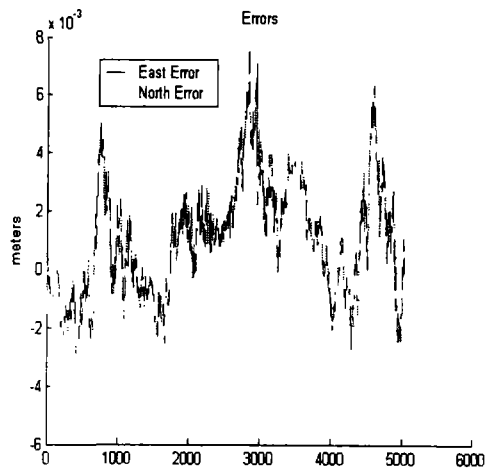


图 4-13 机器人位置误差

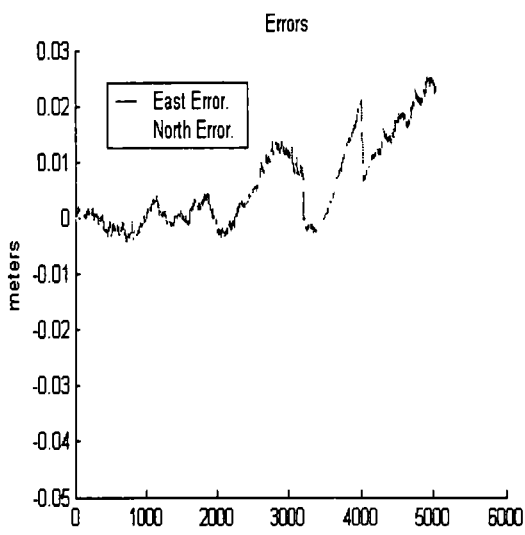


图 4-14 机器人位置误差

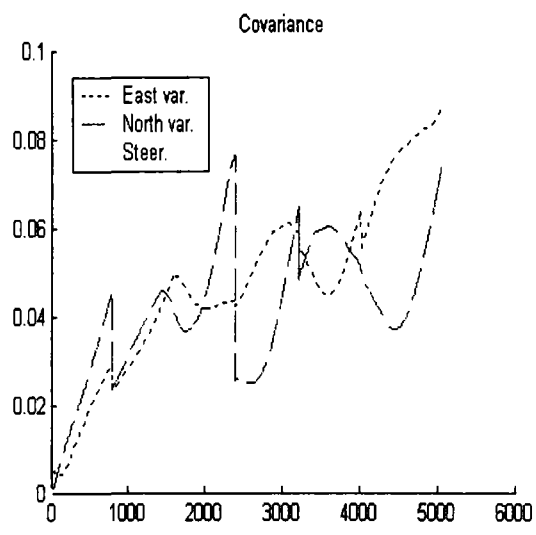


图 4-15 机器人位姿误差协方差

如图 4-9 为仿真环境。线段代表的是机器人从环境中已经提取出来的线段特征；点划线代表的是机器人的控制向量，这里主要是为机器人提供转角信息。图 4-10 为机器人通过 SLAM 算法所制的地图，也就是所提取的特征的位置。特征位置的误差重要由线段特征的端点位置误差来体现，如图 4-11 所示。可以看出除第一个特征的端点位置误差较大外，其余误差均较小。机器人位置误差协方差如图 4-12 所示，由于它的值很小，所以在处理过程中对其进行了开方处理，可见其最大值不超过 0.04，而且是收敛的。图 4-13 中的虚线表示的是在整个运行过程中，机器人的位置估计在 X 轴方向的误差；实线表示的是其位置估计在 Y 轴方向的误差。由图可以看出，位置估计误差在 8mm 以内。

为了更直观的表现出 SLAM 算法的优越性，我们做了如下比较实验：在机器人运行的过程中不采用 SLAM 算法，实验结果如图 4-14，4-15 所示。可见，机器人位置误差明显增大，误差协方差不仅增大而且趋于发散。毫无疑问，在这种情况下机器人所制地图可信度更差。

4.5 本章小结

本研究提出一种基于线特征的 SLAM 算法，该算法较基于点特征的 SLAM 算法而言，计算量减少，而且地图的表示更为丰富。对于算法所涉及的关于机器人运动模型、观测模型的建立，传感器的选择、数据匹配，状态更新以及地图维护等方面的相关内容进行了阐述；并通过仿真实验证实了该算法的正确性与鲁棒性。

第 5 章 机器人避障算法

避障算法的研究也是机器人学中一个热门话题，避障对于导航而言具有非常重要的意义。对于任意一个成功的机器人应用来说，都有其特有的避障算法。以往的算法比较简单，需要机器人在发现障碍物之后停下来、调整方向后再行动。而现在，算法发展很快，使得机器人在发现障碍之后无需停止即可绕行避障。

5.1 常见的避障算法介绍

实时避障是反映智能移动机器人自动能力的关键问题之一，国内外学者曾做过大量的研究工作，常见的避障算法有如下几种：

(1) 可视图法^[52]

可视图法将机器人、目标点和多边形障碍物的各顶点进行组合连接，连接的直线视为弧，要求机器人和障碍物各顶点之间、目标点和障碍物各顶点之间以及障碍物顶点与顶点之间的连线均不能穿越障碍物，即直线是可视的。机器人延这些可视线行进直至离开该障碍。使用这种方法时，缺乏灵活性，一般需要机器人停止在障碍前搜集传感器数据，并且它受传感器精度影响较大。

(2) 人工势场法^[53]

人工势场法是由 Khatib 提出的一种虚拟力法，其基本思想是建立一种虚拟力，将机器人在未知环境中的运动视为在人工虚拟力场中的运动，即假设目标对机器人存在着吸引力 \vec{F}_t ，而障碍物对机器人有排斥力 \vec{F}_r ，那么引力和斥力的合力作为机器人运动的加速力，从而计算出机器人的位置和控制机器人的运动方向（如图 4-1）。势场法结构简单，便于底层的实时控制；但是也存在若干缺陷，比如：在相近障碍物间不能发现路径；在狭隘的通道中会来回摆动等。

(3) VFH (Vector Field Histogram)

由于势场法的缺陷，J. Borenstein 完全放弃了势场法，而设计了一种称为 VFH 的方法，它将机器人的工作环境分解为一系列具有二值信息的栅格单元，每个矩形栅格中有一个积累值，表示在此处存在障碍物的可信度，高的累计值表示存在障碍物的可信度高。这是因为传感器不断快速的采样环境，存在障碍

物的栅格不断被检测的结果。栅格大小的选择直接影响着控制算法的性能。栅格选得小，环境分辨率就高，但是抗干扰性就比较弱，环境信息存储量大，使得决策速度慢；栅格选的大，抗干扰性就比较强，但环境分辨率下降，在密集障碍物环境中发现路径的能力减弱。另外，栅格大小的选取也与传感器的性能有关，若传感器的精度高而且反应速度快，栅格可以选的小些。

由 VFH 控制的移动机器人表现出了良好的性能。本研究中就是采用该方法作为机器人的避障策略。其算法思想在下文中具体介绍。

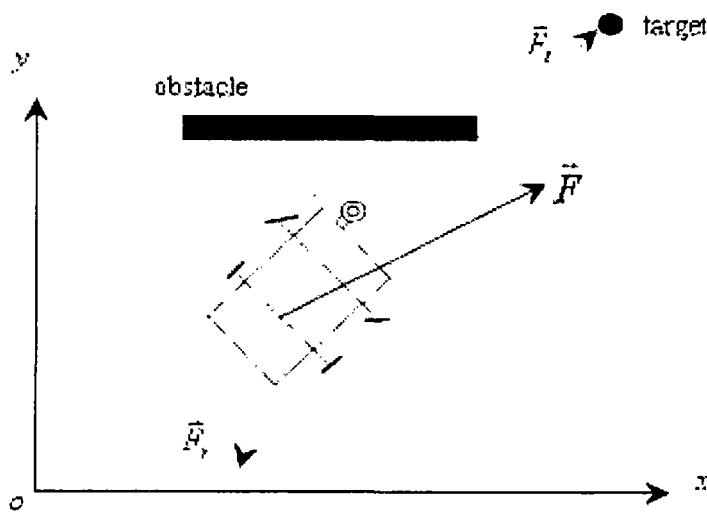


图 5-1 势场法思想简图

5.2 VFH 避障算法介绍

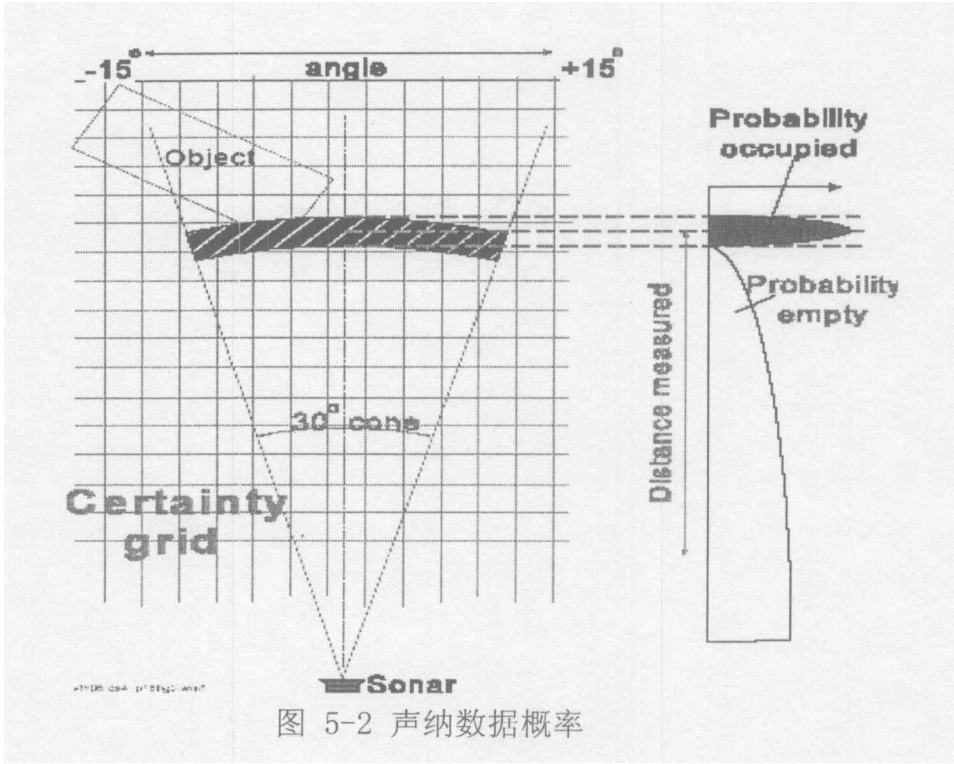
5.2.1 CV（Certainty Value）值的确定

在 VFH 算法中用二维的栅格来表征环境。将机器人的工作空间划分为若干连续的二维栅格系列。每个栅格中都包含一个概率值。这个概率值体现了在该栅格中存在障碍物的可信度，CV 值越高，表示此处存在障碍物的可能性就越大。它通过一个与所用传感器特性有关的概率方程进行更新。如图 5-2，对于声纳传感器而言，它具有锥形视角，返回的是传感器到该锥形区域内最近一物体的距离值。在运行过程中，当机器人接收到传感器读数后，利用该读数值，通过使用概率函数 C_x 更新锥形区域内每个栅格的概率值，从而获得对障碍的最新认识。

实验表明，离该锥形轴线越近的栅格更新的越快。我们可以这样认为：被检测到的障碍物最可能的位置就是在锥形轴线附近。

由上述可知，机器人每接收到一个传感数据，就要调用一次概率函数。显然这样会使计算复杂度提高，导致反应延时而不利于数据的实时处理。这在机器人运动速度较快时表现更为明显。因此，可以将算法进行如下改动：

由于被检测到的障碍物最可能的位置就是在锥形轴线附近，所以我们每次仅仅需要更新位于锥形的轴线上且到传感器距离等于传感器读数的那个栅格即可。在机器人不断的运行、传感器连续采样的过程中，这种方法同样可以获得对障碍物的概率分布。同时注意到声纳传感器有其固有的一些缺点：比如方向性较差，抗干扰能力较低，错误读数多等。在这里我们着重考虑的是因其抗干扰能力低而产生较大噪音的问题。



为解决这个问题，可以从硬件和软件两方面进行处理。比如可以使用由 24 个声纳均匀分布而组成的声纳环。每次只触发四个声纳，且必须保证声纳之间均为 90 度。这样可以减少声纳之间声波的相互干扰。此外，在算法中也对噪音进行处理，削弱其影响。思想如下：

不在每个栅格中分配具体的概率值，而是在其中记录其被声纳“发现”的

次数。每检测到一次，赋一个权值。实验中取 3（初始值均为 0）。比如某栅格被检测到 3 次，那么其 CV 值则为 $3 \times 3 = 9$ 。次数越多，表明该值的可靠性越高。同时在算法中，采用 CV^2 来加强合理值的影响。比如某一栅格具有合理 CV 值 $3 \times 4 = 12$ ， CV^2 值则为 144；另一栅格具有噪音 CV 值 $3 \times 1 = 3$ ， CV^2 值则为 9。可以看出，通过 CV 值来区分噪音似乎不是太明显，但是通过 CV^2 来判断的话，效果就好的多。然后通过设定阈值将噪音滤掉。

5.2.2 VFH 算法阐述

VFH 算法^[54]构架如图 5-3 所示：

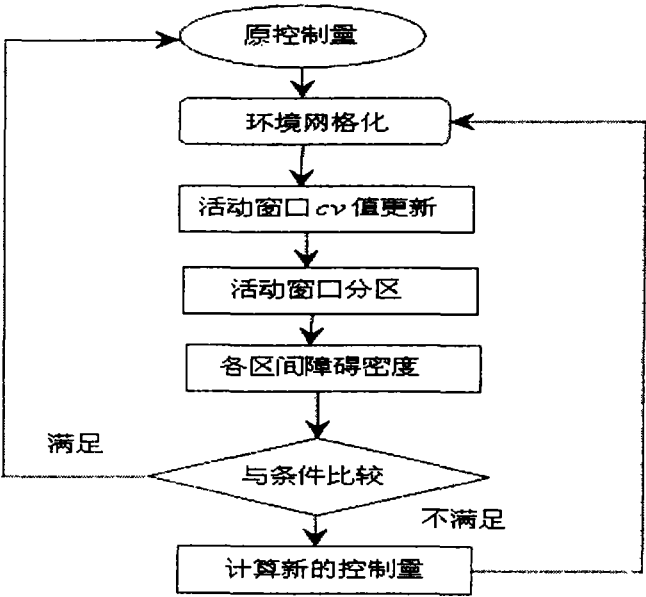


图 5-3 VFH 算法构架

任意时刻机器人对外界环境的感知范围是有限的，并取决于所用传感器的有效测量范围。定义某一时刻机器人所能感知的最大范围为活动窗口（图 5-4）。它实际上是以机器人作为圆心，声纳传感器所测范围为半径的圆形区域。但在本研究中，为方便算法的使用，将其简化为边长为 w_s 的正方形区域。其中， w_s 是声纳传感器所能测的最远距离的两倍。

（一）栅格向量化

将活动窗口内的栅格向量化。该向量大小由下式确定：

$$m_{i,j} = \left(c_{i,j} \right)^2 (a - b d_{i,j})$$

而其方向取决于栅格与机器人中心点（VCP）的相对位置：

$$\beta_{i,j} = \tan^{-1} \frac{y_j - y_0}{x_i - x_0}$$

其中： a, b 是正常数；

$c_{i,j}$ 活动窗口内栅格 (i,j) 的 CV 值

$d_{i,j}$ 该栅格到机器人中心点（VCP）的距离值

$x_0; y_0$ 此刻机器人中心点（VCP）的绝对位置坐标。

$x_i; y_j$ 该栅格的绝对位置坐标

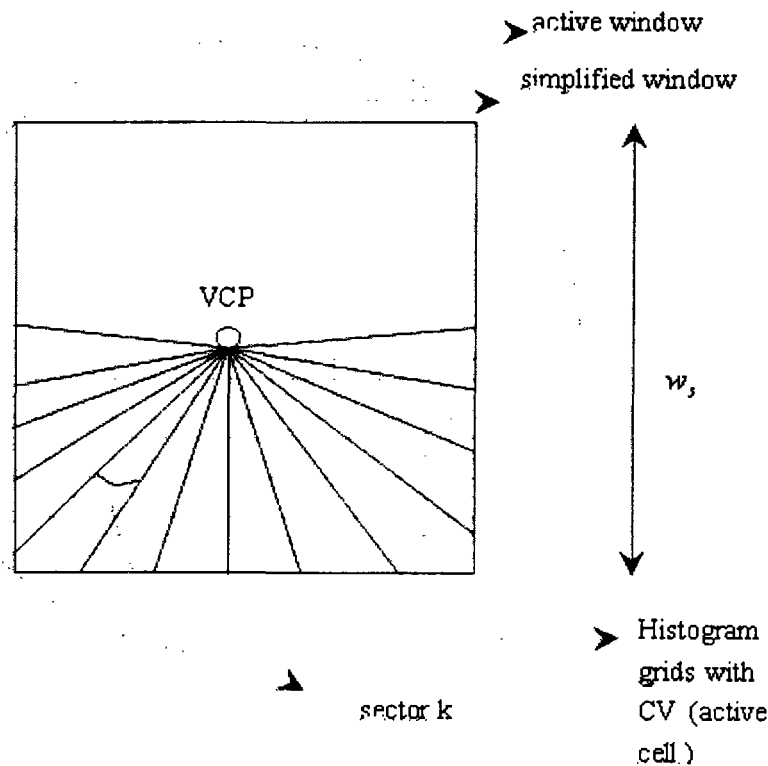


图 5-4 活动窗口说明

（二）活动窗口分区

若选择角分辨率 α ，则分区后得到的区间总数 $n = \frac{360}{\alpha}$ 。对于任意区间

$k, (k = 0,1,2,\cdots,n-1)$ ，有 $k = \text{int}\left(\frac{\beta_{i,j}}{\alpha}\right)$ 。其障碍密度 h_k 可以由下式得出：

$h_k = \sum_{i,j} m_{i,j}$ 。在本研究中 $\alpha = 5^\circ$ 。

由于 CV 值的离散性, 可能导致障碍密度的过于稀疏。因此要对其进行平滑处理:

$$h'_k = \frac{h_{k-l+1} + 2h_{k-l+2} + \cdots + lh_k + (l-1)h_{k+1} + \cdots + 2h_{k+l-1} + h_{k+l}}{2l-1} \quad (5-1)$$

(三) 确定运动方向 θ

通过式 5-1 可以得到活动窗口中每个分区的障碍密度。给定某一阈值 τ , 障碍密度低于该值的区域, 称为“候选区”。当有连续 S_{\max} (实验中 $S_{\max}=18$) 个候选区存在时, 称它们为“宽谷”; 否则称之为“窄道”。将这些连续候选区中最左边的一个区记为 k_l , 最右边的一个区记为 k_r , 则运动方向可以由下式子得出:

$$\theta = \frac{1}{2}(k_l + k_r)$$

5.2.3 VFH+ 算法阐述

VFH+算法是在 VFH 算法基础上发展起来的^[55], 它充分考虑了机器人的大小尺寸对算法结果的影响。如图 5-5 所示, 在 VFH+中将栅格放大 r_r , r_r 取决于机器人的尺寸。为了进一步加强机器人运行的安全性, 还要将机器人与障碍可以保持不碰撞的最短距离 d_s 考虑在内。所以对于任意待研究的栅格其实际上被放大了 r_{r+s} , $r_{r+s} = r_r + d_s$ 。

这样, 扩大角 γ_{ij} 满足: $\gamma_{ij} = \arcsin \frac{r_{r+s}}{d_{ij}}$ 。对于任意分区 k , 其在极坐标下的

障碍密度为: $H_k^p = \sum_{i,j \in C_a} m_{ij} \cdot h'_{ij}$ 。

当满足条件 $k \cdot \alpha \in [\beta_{ij} - \gamma_{ij}, \beta_{ij} + \gamma_{ij}]$ 时 $h'_{i,j} = 1$; 否则, $h'_{i,j} = 0$ 。为了使机器人得到平滑的运动轨迹, 像 VFH 中那样使用单一阈值 τ 来决定安全区域是不够的。在 VFH+中, 将采用 τ_{low} 与 τ_{high} 两个阈值。具体操作如下:

若 $H_{k,i}^p > \tau_{high}$, 则 $H_{k,i}^b = 1$;

若 $H_{k,i}^p < \tau_{low}$, 则 $H_{k,i}^b = 0$;

其他情况 则 $H_{k,i}^b = H_{k,i-1}^b$ 。

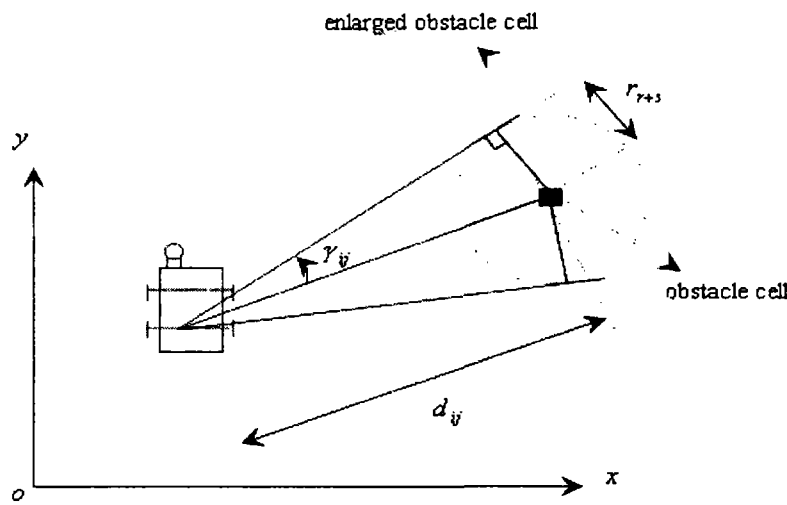


图 5-5 障碍扩大示意图

在 VFH+算法中，为了动态分析机器人的运动，将其轨迹分解成运动方向不变时的直线与方向改变时的弧线。该弧线取决于机器人的转动半径，与机器人的速度密切相关，速度越快，其旋转半径越大。如图 5-6 所示，假设机器人向左旋转时的转向半径为 r_{left} ，右转时的转向半径为 r_{right} 。A, B 为两个障碍栅格。按上述方法将 A, B 扩大，假定 A 与机器人的左转向圆有重叠交叉，那么 A 与左转向圆覆盖的所有区域被认为是禁止通行区 (blocked)；B 与转向圆无交叉现象所以只有其自身覆盖的区域为禁止通行区。在图 5-6 所示情况下，机器人将右转。

具体算法如下：

1) 确定转向圆的圆心

$$\begin{aligned} \Delta x_r &= r_r \cdot \sin \theta & \Delta y_r &= r_r \cdot \cos \theta \\ \Delta x_l &= -r_l \cdot \sin \theta & \Delta y_l &= -r_l \cdot \cos \theta \end{aligned}$$

2) 计算障碍栅格 $C_{i,j}$ 到两转向圆心的距离

$$d_r^2 = (\Delta x_r - \Delta x(j))^2 + (\Delta y_r - \Delta y(i))^2$$

$$d_j^2 = (\Delta x_l - \Delta x(j))^2 + (\Delta y_l - \Delta y(i))^2$$

3) 条件判断

若 $d_r^2 < (r_r + r_{r+s})^2$, 机器人右方被阻;

若 $d_l^2 < (r_l + r_{l+s})^2$, 机器人左方被阻。

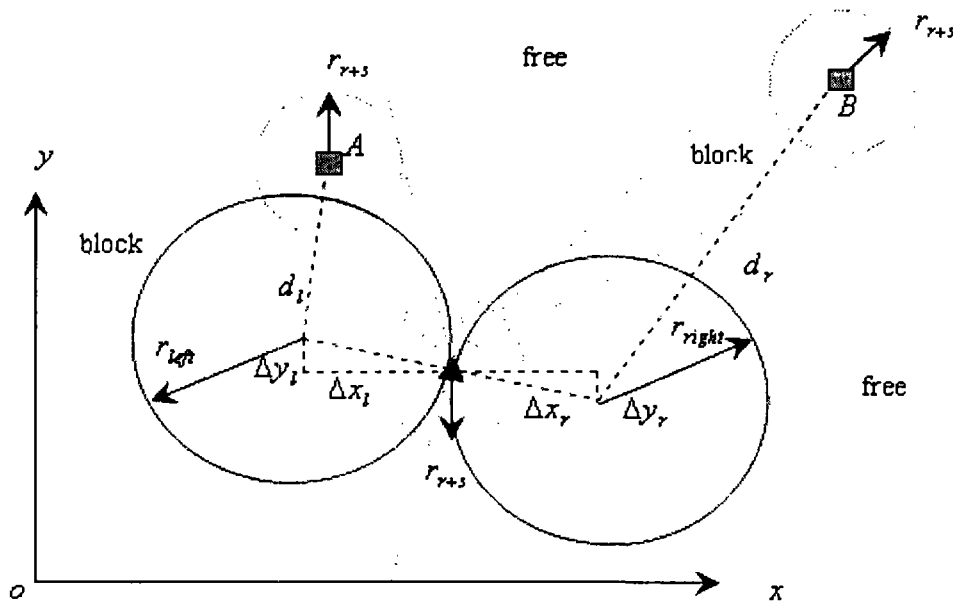


图 5-6 算法示意图

通过对上述条件的对照比较可以得到两个极限角度, 分布在机器人左右两侧。分别记为 φ_l 及 φ_r 。同时定义 $\varphi_b = \theta + \pi$, 表示机器人当前运动方向的反向。

初始时刻令 $\varphi_l = \varphi_r = \varphi_b$ 。对于活动窗口中任意栅格 $C_{i,j}$ ，在其 CV 值满足

$CV < \tau$ 的情况下若 $\beta_{i,j}$ 位于 φ_r 左侧、 θ 右侧时, 令 $\varphi_r = \beta_{i,j}$; 若 $\beta_{i,j}$ 位于 θ 左侧、

φ_l 右侧时, 令 $\varphi_l = \beta_{i,j}$ 。这样, 根据 φ_l 及 φ_r 可以得到另一形式的柱状图 H_i^m

(masked polar histogram)。该柱状图表明了机器人在当前速度下的可行方向。

若 $H_k^b = 0$ 且 $(k \cdot \alpha) \in \{\varphi_r, \theta\}[\theta, \varphi_l]$, $H_k^m = 0$ 表示该区域可行; 其他情况下,

$H_k^m = 1$ 表示该区域内不可行。

通常情况下, 我们可以得到若干符合 $H_k^m = 0$ 的 (φ_r, φ_l) 组合。对于每个组合, 记其左右边界分别为: k_l 和 k_r 。若 k_l 和 k_r 间包含了 S_{\max} 以上个区间 (S_{\max} 为常量, 本实验中取 10), 则称该区域为“宽域”; 否则称之为“窄域”。窄域只提供一个候选方向 c_n 且 $c_n = \frac{k_r + k_l}{2}$, 转化为角度后为 $\varphi_n = \alpha \cdot c_n$ 。而宽域可以提供三个候选方向: c_r , c_l 以及 c_i 。

$$c_r = k_r + \frac{S_{\max}}{2}, \text{ 转化成角度为 } \varphi_r = \alpha \cdot c_r;$$

$$c_l = k_l - \frac{S_{\max}}{2}, \text{ 转化成角度为 } \varphi_l = \alpha \cdot c_l;$$

此外, 当目标方向 k_i 满足 $k_i \in [c_r, c_l]$ 时有 $c_i = k_i$, 转化成角度为 $\varphi_i = \alpha \cdot c_i$ 。为选出最合适的运动方向 c , 建立以下代价函数:

$$g(c) = \mu_1 \cdot \Delta(c, k_i) + \mu_2 \cdot \Delta\left(c, \frac{\theta_i}{\alpha}\right) + \mu_3 \cdot \Delta(c, k_{n,i-1}), \text{ 其中:}$$

$\Delta(c_1, c_2) = \min\{|c_1 - c_2|, |c_1 - c_2 - n|, |c_1 - c_2 + n|\}$, 是用来计算两个区间 c_1 和 c_2 绝对角度差的函数。比如 $\Delta(c, k_i)$ 表示的是候选方向与目标方向间的差角, 其值越大, 机器人运动时偏离目标就越远, 到达目的地的代价也就越高。 $\Delta\left(c, \frac{\theta_i}{\alpha}\right)$ 表示的是候选方向与机器人行进方向间的角度差, 该值越大, 机器人转向变化越大。 $\Delta(c, k_{n,i-1})$ 表示的是当前候选方向与前次所选方向间的角度变化, 值越大, 车轮转向变化越大, 运动震荡越大。

所以权衡系数 μ_1 , μ_2 及 μ_3 的选择至关重要, 它们直接决定了算法的优越性。一般情况下应满足: $\mu_1 > \mu_2 + \mu_3$ 。在本研究中, $\mu_1 = 5$, $\mu_2 = \mu_3 = 2$ 。

注意到在上述讨论中主要是针对点障碍的。但是在有些场合下线特征更容易被提取, 此时就需要考虑线状障碍。这样, 在用 VFH+ 算法时就应该做一些

改动。

假定 VFH+ 算法的主体思想不变，只是在对障碍物进行放大处理的时候做如下简单变动：

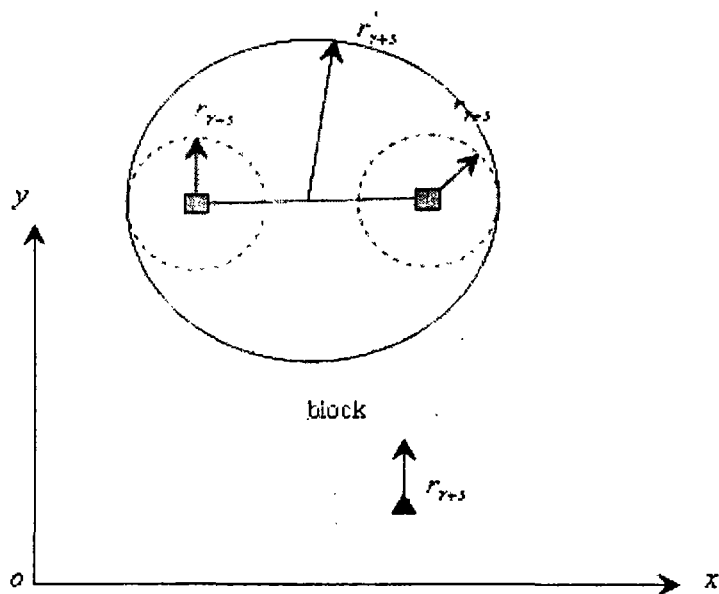


图 5-7 线障碍的扩大处理方式

如图 5-7 所示，将线障碍的端点看作是两个点障碍并按照原始的 VFH+ 算法进行放大 r_{r+s} ；然后整体考虑障碍将其放大 $r'_{r+s} = \frac{1}{2}l + r_{r+s}$ 。其中 l 为该线障碍的长度。

5.3 VFH+算法仿真

5.3.1 仿真环境的创建

本研究过程中，分别对点障碍环境下以及线障碍环境下的 VFH+ 算法进行了仿真实验。在 Matlab 环境下编制了用户界面来创建不同的仿真环境。

图 5-8 所示为创建点障碍环境的用户界面。表示为 10×10 米的仿真环境。通过点击左侧“Type”下的按钮，用户可以随意设置起始点（start point）、目标点（end point）以及环境中的点障碍（point obstacle）如图 5-9。在这个过程中，若需要对已有的特征等进行移动或删除处理，则需要先点击“Operation”下的

“Move”或“Delete”按钮，然后做相应的处理。当起始点、目标点以及点障碍全部输入完毕之后，点击左下角的“Save”来保存。若想调用已存的仿真环境，点击左下角“Load”按钮即可。

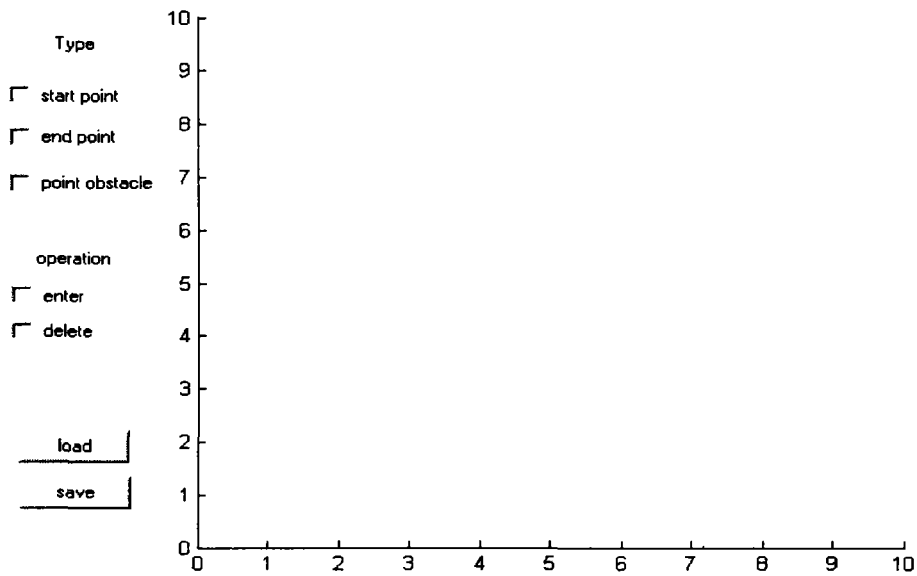


图 5-8 点障碍环境创建界面

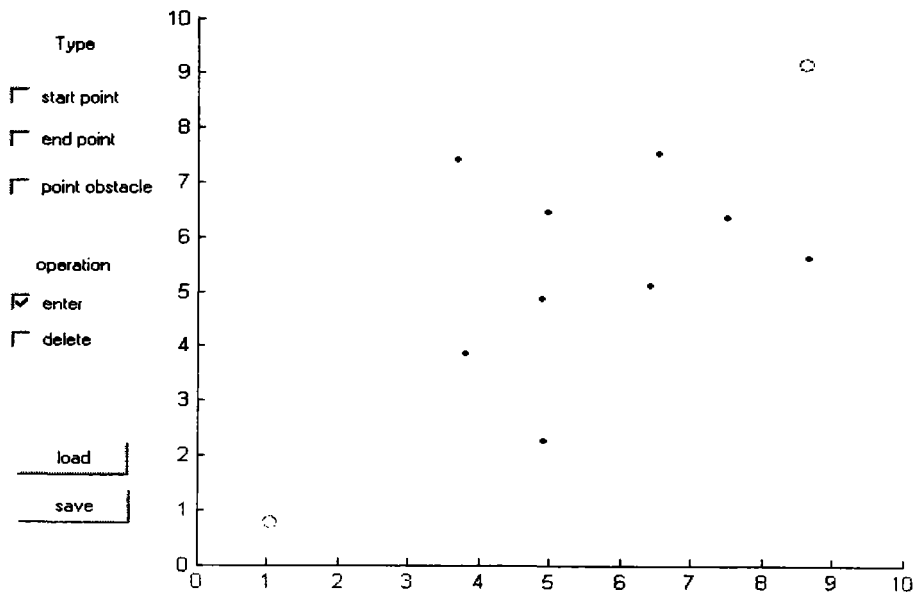


图 5-9 点障碍环境示例

图 5-10 所示为创建线状障碍环境的用户界面，同样表示为10×10米的仿真环境。通过点击左侧“Type”下的按钮，用户可以随意设置起始点（start point）、目标点（end point）以及环境中的线状障碍（landmarks）如图 5-11 所示。在这

个过程中，若需要对已有的特征等进行移动或删除处理，则需要先点击“Operation”下的“Move”或“Delete”按钮，然后做相应的处理。当起始点、目标点以及线障碍全部输入完毕之后，点击左下角的“Save”来保存。若想调用已存的仿真环境，点击左下角“Load”按钮即可。

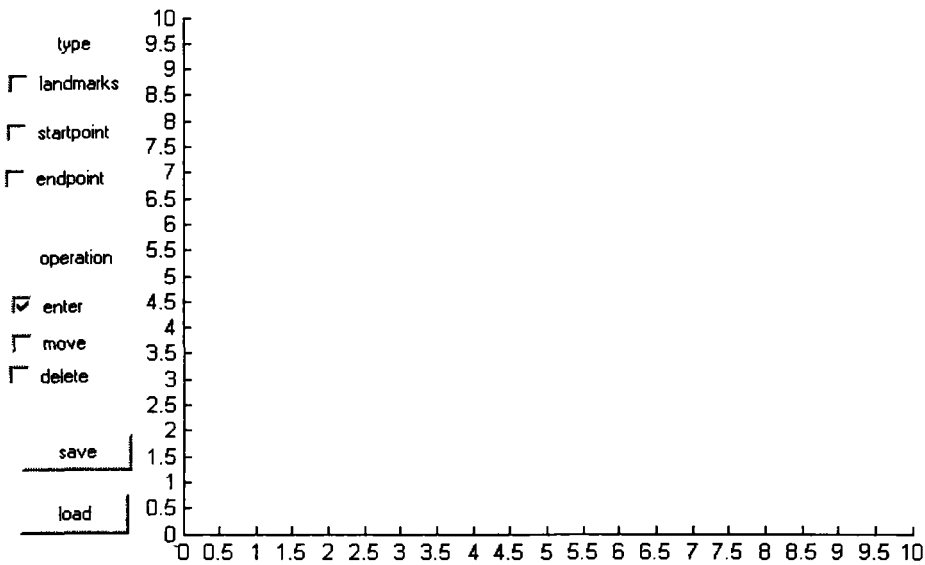


图 5-10 点障碍环境创建界面

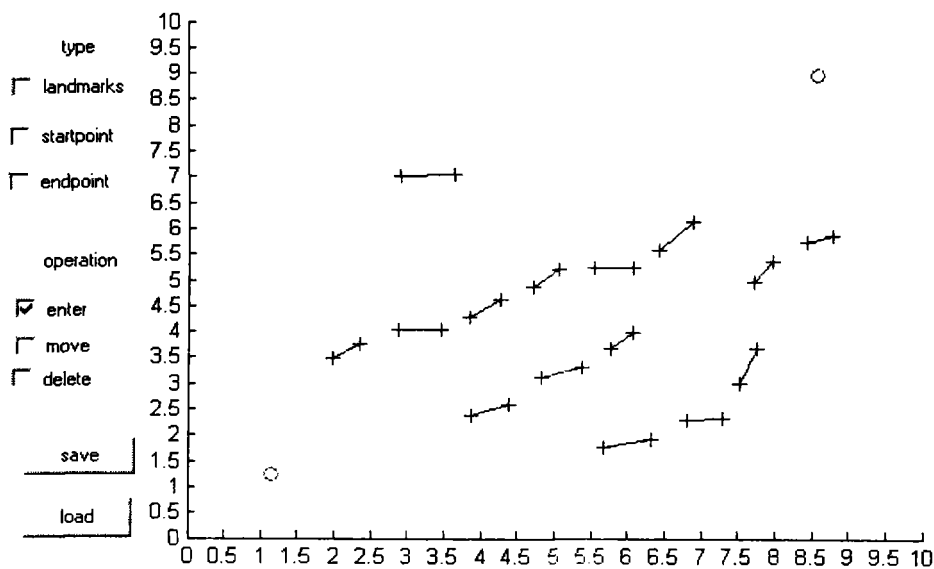


图 5-11 线状障碍环境示例

5.3.2 仿真结果说明

在如图 5-9、图 5-11 所示仿真环境中运用 VFH+算法，结果如图 5-12，5-13 所示。机器人从出发点到目的地的过程中，检测到障碍，然后运用 VFH+算法避障后前行。

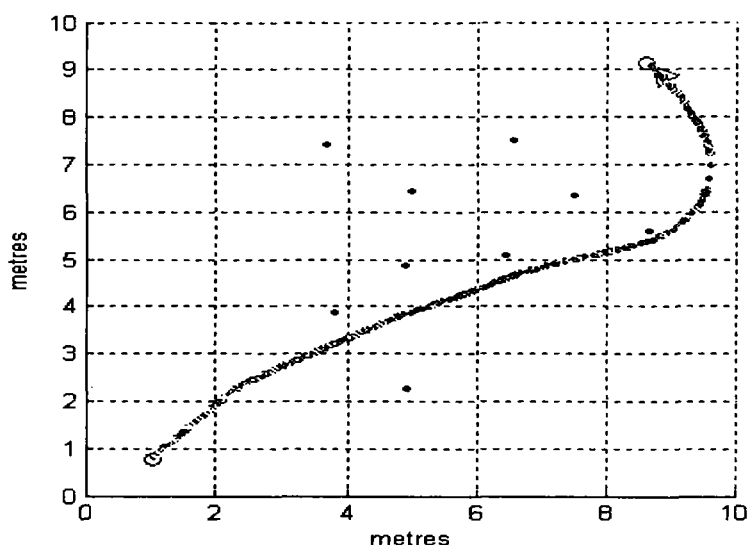


图 5-12 点障碍环境下仿真结果

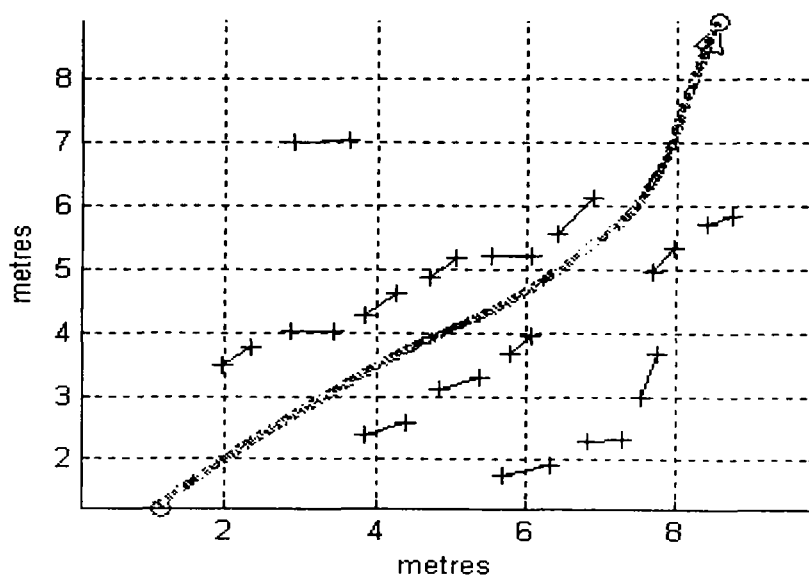


图 5-13 线障碍环境下仿真结果

实验中发现：随着机器人的移动，传感器不断的采样，环境信息会越来越大，这不仅会溢出存储器容量，而且对环境信息的处理时间会越来越长，这将不能满足实时性的要求。因此必须对环境信息进行优化。比如说，随着机器人的不断移动，在移动机器人后面一定距离的信息利用率是很低的，删除这些信息不会对决策产生大的影响。

此外，如图 5-12 仿真结果所示可以看出，VFH/VFH+算法均是局部优化的算法，没有过多的考虑路径规划问题。如果要得出更优化的路径来，必须采用其他方法来补偿，比如采用动态规划理论等。

5.4 本章小结

本章中在对常用的几种避障算法做了简单介绍的基础上对本研究所采用的 VFH/VFH+算法进行了详细的分析，包括环境栅格向量化、活动窗口分区以及新方向确定等环节；最后通过仿真实验对算法进行了校验。

第 6 章 基于 SLAM 的导航算法

Leonard 和 Durrant-Whyt 曾经指出, 机器人导航可以归结为以下三个问题: “我在何处”, “我要去何处” 以及 “我如何到该处”^[56]。其中, 第一个问题是后两个问题的基础。机器人只有知道了某一时刻自身的位置, 才有可能解决下一刻去哪及如何去的问题。也就是说, 机器人导航问题是将机器人定位、制图以及避障等集于一体的综合性问题。为了满足机器人在未知环境中导航的需求, 本章中提出了一种新的导航算法。

6.1 基于 SLAM 的导航算法介绍

从上文介绍中可以看出, SLAM 算法可以为在未知环境中工作的机器人提供位置信息即: 可以给机器人定位。但该算法要求在每个控制时刻应该提供确定的控制量信息, 在本研究中主要是指机器人的转角信息。该信息至关重要, 它决定了机器人是否可以避障以及是否可以到达目的地; 避障算法 VFH/VFH+ 可以为机器人提供准确的控制信息, 但是要求在每个控制时刻必须有机器人的位置信息。这样在未知环境中, 特别是诸如 GPS 等外部手段无法提供机器人位置信息的场合, 该避障算法将无法实施。容易发现 SLAM 算法与 VFH 算法是可以相互辅助的, 将两者结合可以得到一种新的导航算法。利用该新算法, 机器人可以在未知环境中通过传感器了解环境、建立环境地图, 根据该自制地图进行自我定位, 并将自身位置信息提供给 VFH+ 算法以实现避障。

图 6-1 所示为基于 SLAM 的导航算法构架。在初始时刻给定初始的控制量后, 机器人开始行进。在了解环境的过程中, 机器人通过传感器获取环境信息、提取环境中的特征, 运用 SLAM 算法获取自身位置信息。该信息一方面用来进行避障算法 VFH+ 的计算, 另一方面用于和目标位置进行比较。通过比较, 若机器人已经到达目的地, 则停止或者返回; 若没有到达, 则根据 VFH+ 算法所提供的控制量信息继续前进, 以此循环直至到达目标点为止。

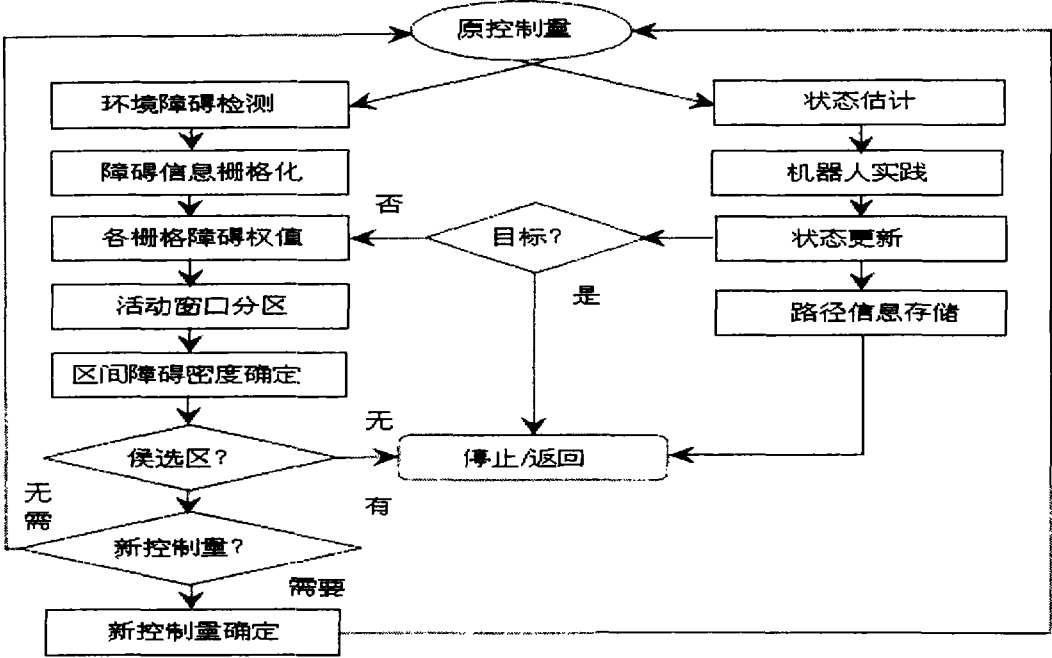


图 6-1 基于 SLAM 的导航算法构架图

6.2 基于 SLAM 的导航算法特点

SLAM 算法与 VFH 算法的结合具有一定的优势，下文将从以下几个方面进行分析。

1) 在未知环境中，机器人要运行 SLAM 算法首先必须从环境中提取特征。而这些特征是指凸显于环境中的那些物体，显然障碍物也包含在内。换句话讲，机器人从传感器数据中提取出的特征既可以用于 SLAM 算法，同时也可以用于 VFH+算法。这样从某种程度上讲可以节省时间资源。

2) 以往在运用 VFH 算法进行机器人避障时，必须首先通过 GPS 等外部手段获得其自身的位置信息，这样就使得算法的应用场合受到限制。而当 SLAM 算法与 VFH 算法结合之后，机器人自身的位置信息由 SLAM 算法提供，这使得 VFH 算法可以运用于任何场合之下。

3) 在仅仅运用 VFH 算法进行导航时，机器人的位置误差会不断积累，当误差增大到一定程度时将会影响机器人作业。但是将 SLAM 算法引入到 VFH 算法中后，会通过滤波来不断更新机器人的位置估计，从而将误差控制在一定范围之内。

6.3 导航新算法的仿真

同样在 Matlab 环境下，作者编程实现了对该导航新算法的仿真实验。图 6-2 所示为某一仿真环境。图中线段表示的是从环境中提取出来的将用于导航算法的线特征；点线表示的是机器人从起点到终点过程中的运动轨迹。图 6-3 所示为机器人在运行导航新算法时的位置误差。其中，实线表示的是 X 轴方向的位置误差，虚线表示的是 Y 轴方向的位置误差。可以看出整个过程中，机器人位置误差均比较小，在目的地处位置误差几乎接近零。图 6-4 所示为机器人在运行过程中没有使用 SLAM 算法的情况下的位置误差。可以看出此时机器人的位置误差不断积累，这样在位置精度要求较高的场合中，机器人有可能无法到达目的地。

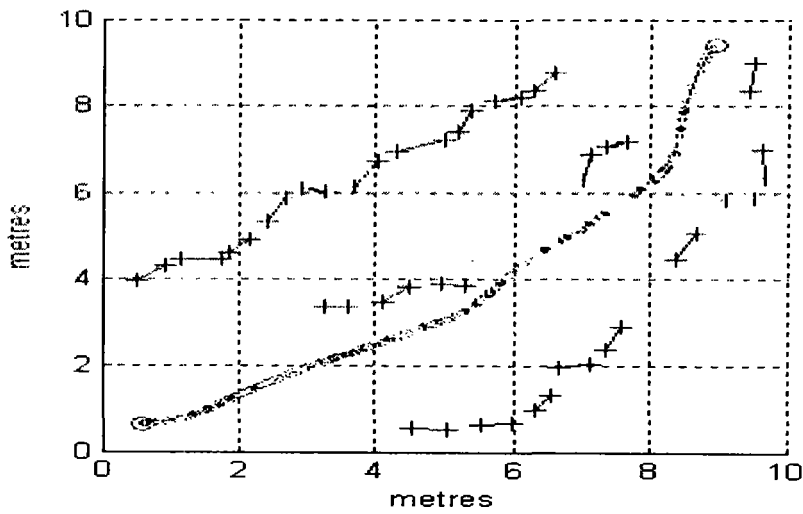


图 6-2 导航新算法仿真环境

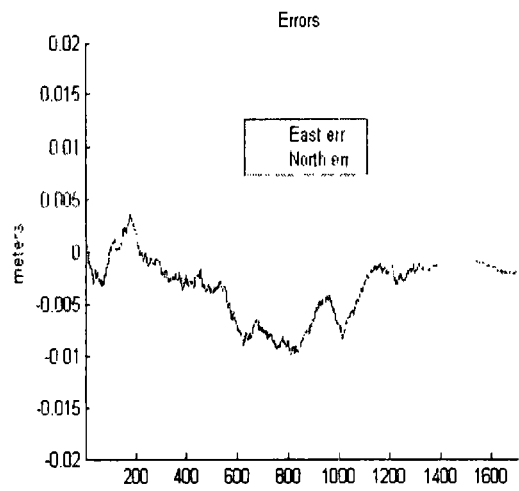


图 6-3 机器人位置误差 I

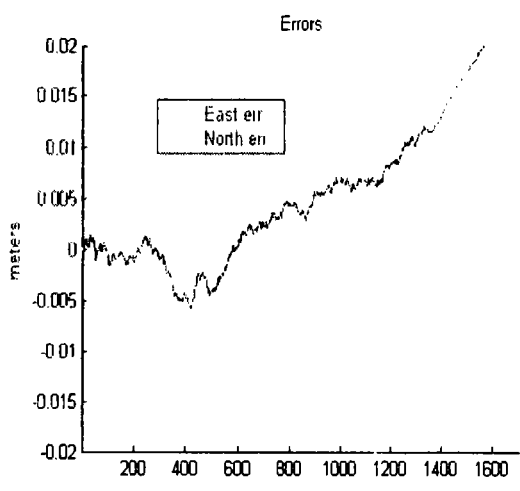


图 6-4 机器人位置误差 II

6.4 本章小结

根据同时定位与制图（SLAM）算法与避障算法（VFH/VFH+）的特点，本章中将两者结合产生了一种新的导航算法。文章首先对新导航算法的构架进行了详细的阐述，并在此基础上分析了其优势所在；并通过编程在仿真环境下验证了该导航算法的可靠性。

第 7 章 全文总结及展望

7.1 全文总结

本论文结合国家自然科学基金（60475031）和湖北省青年杰出人才基金项目（2005ABB021）的需求，主要研究移动机器人自主导航算法。文章对机器人导航领域的重要问题比如：定位与制图，避障等进行了较系统、深入的研究。

第一章为全文的概述，在介绍本文研究的目的与意义的基础上，指出本课题主要研究的是当机器人在未知环境中，靠自身传感器感知环境的情况下，自主的建立环境地图并根据该地图实现定位、避障与导航的算法；同时介绍了本研究要处理的关键问题；在最后对论文的组织结构进行概括说明。

第二章中主要对移动机器人导航技术进行了概述，包括移动机器人的导航方式：电磁导航、光反射导航、环境地图模型匹配导航、路标导航、视觉导航、基于传感器数据的导航以及卫星导航等；同时介绍了机器人导航中的两个主要问题：机器人定位与制图，具体包括定位方式（相对定位、绝对定位），地图类型以及机器人制图研究中存在的难点等；并追踪概述了相关技术的国内外发展现状与发展趋势。

第三章对移动机器人同时定位与制图（SLAM）算法进行了详细的剖析，包括算法的发展现状、属性等；并详细说明了基于特征 SLAM 算法构架以及其算法根基卡尔曼滤波。

第四章中详细介绍了本研究中提出一种基于线特征的 SLAM 算法，该算法较基于点特征的 SLAM 算法而言，计算量减少，而且地图的表示更为丰富。并通过仿真实验证实了算法的正确性与可靠性。

第五章简单介绍了常用的几种避障算法，并对本研究所采用的 VFH/VFH+ 算法进行了详细的分析，包括环境栅格向量化、活动窗口分区以及新方向确定等环节；最后通过仿真实验对算法进行了校验。

第六章中，根据同时定位与制图（SLAM）算法与避障算法（VFH/VFH+）的特点，将两者结合产生了一种新的导航算法。本章首先对新导航算法的构架进行了详细的阐述，并在此基础上分析了其优势所在；并通过编程在仿真环境下验证了该导航算法的可靠性。

7.2 本文主要贡献

通过对同时定位与制图（SLAM）算法以及避障算法（VFH/VFH+）的深入研究，本文的主要贡献与创新点有：

1) 提出了一种基于线特征的 SLAM 算法，并给出了相关的比较函数公式、数据匹配方式等；并在仿真环境下证实了算法的鲁棒性。与基于点特征的 SLAM 算法相比，该方法可以提供信息更为丰富的地图而且计算量相对减少。

2) 详细剖析了避障算法 VFH 和 VFH+，并通过 Matlab 软件对算法进行了仿真实验。

3) 将 SLAM 算法与 VFH+算法结合，扩展了 VFH+算法的使用场合。

7.3 未来研究方向

移动机器人技术是一个不断发展和创新的技术，机器人的研究内容涉及到多个学科的内容。结合当今机器人研究的发展潮流和国内外的研究内容，作者认为以下几个方面还需要进一步研究：

1) 本文中对同时定位与制图的研究都是假设环境中的特征是静态的，对于大规模、动态环境下的 SLAM 问题，特别是 3D 的 SLAM 问题，有待深入的研究。

2) 本研究中只考虑了一种传感器，而在实际运用的过程中通常会联合采用若干传感器，这就需要研究多传感器的信息融合问题。

参考文献

- [1]. 王耀南.机器人智能控制工程.科学出版社.pp267-268
- [2]. 龚涛, 蔡自兴, 未知环境下移动机器人导航的并行进化模型, 机器人, 2003.25 (3): 193-197
- [3]. 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, 控制与决策, 2002, 17 (4): 385-490
- [4]. 陆新华, 张桂林, 室内服务机器人导航方法研究, 机器人, 2003, 25 (1): 80-87
- [5]. 卢韶芳, 刘大维.自主式移动机器人导航研究现状及相关技术.农业机械学报.2002, 33 (2): 112~116
- [6]. Leonard J.J, Feder S. A computationally efficient method for large-scale concurrent mapping and localization[A]. Proceedings of the Ninth International Symposium on Robotics Research [C]. London: SpringerVerlag, 1999. 316 - 321.
- [7]. 李群明, 熊蓉, 褚健, 室内自主移动机器人定位方法研究综述, 机器人, 2003, 25 (6): 560-567
- [8]. 赵依捷, 陈卫东, 基于地图的移动机器人定位技术新进展, 上海交通大学学报, 2002, 36 (10): 1435-1447
- [9]. T.Bailey, E.Nebot, J.Rosenblatt, H.Durrant-Whyte.Robust Distinctive Place Recognition for Topological Maps. In Proceedings of International Conference on Field and Service Robotics. August 1999.Pittsburgh, PA,USA.
- [10]. B.Kuiper, Y.Byun. A Robot Exploration and Mapping Strategy Based on a Semantic Hierarchy of Spatial Representations.IEEE Journal of Robotics and Autonomous Systems, 1991, 8, 47-63
- [11]. A.Elfe. Occupancy Grids: A Stochastic Spatial Representation for Active Robot Perception. In Proceedings of the Sixth Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence. July 1990.
- [12]. S.Thrun. Learning Occupancy Grids with Forward Models.In Proceedings of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robotics and systems, pp.1676-1681. Oct.-Nov.2001. Maui, Hawaii,USA.
- [13]. K.Chong, L.Kleeman. Mobile robot map building from an advanced sonar array and accurate odometry. Intl. Journal of Robotics Research,18(1):20-36,1999
- [14]. J.J.Leonard,H.F.Durrant-Whyte,and I.J.Cox.Dynamic map building for an autonomous mobile robot. Intl. Journal of Robotics Research,11(4):286-298,1992.
- [15].Moravec.H,and Elfes,A.,High resolution maps from wide angle sonar.In Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation(ICRA'85), 116-121.St. Louis, Missouri, 1985

- [16]. A.Elfe.Occupancy grids:A probabilistics framework for robot perception and navigation. PhD thesis, Carnegie Mellon University,1989.
- [17].Kortenkamp,D.,and Weymouth,T.,Topological mapping for mobile robots using a combination of sonar and vision sensing.In Proceeding of the Twelfth National Conference on Artificial Intelligence(AAAI'94), 979-984,1994.
- [18].S.Simhon and G.Dudek.A Global Topological Map Formed by Local Metric Maps. In Proceedings of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robotics and Systems, PP.1708-1714,1998
- [19].S.Thrun.Learning Metric-Topological Maps for Indoor Mobile Robot Navigation.Artificial Intelligence,99(1),21-71,1998.
- [20].J.A Castellanos,J.M.M.Montiel,J.Neira,and J.D.Tardos.Sensor inflence in the performance of simultaneous mobile robot localization and map building. In P.Corkeand J.Trevelyan, editors, Experimental Robotics IV,pp.287-296.Spring-Verlag,2000
- [21].M.W.M.G.Dissanayake.P.Newman,H.F. Durrant-Whyte, S.Clark, M.Csorba. An experimental and theoretical investigation into simultaneous localization and map building. Experimental Robotics IV,pp.265-274,2000
- [22].H.J.S.Feder, J.J.Leonard, C.M.Smith. Adaptive mobile robot navigation and mapping. International Journal of Robotics Research, Special Issue on Field and Service Robotics, 18(7):650-668,1999.
- [23].Smith.R, Self.M, Cheeseman P. Estimating uncertain spatial relationships in robotics. Uncertainty in Artificial Intelligence, New York: Elsevier Science, 1988.2:435-461
- [24].J.Leonard and H.Durrant-Whyte. Simultaneous map building and Localization for an autonomous mobile robots.In Proc.IEEE Int. Wkshp. Intell. Robots Syst., Osaka, Japan, pp.1442-1447
- [25].J.Castellanos,J.Martinez,J.Neira,and J.Tardos,Simultaneous map building and localization for mobile robots:a multisensor fusion approach, in Proc.IEEE Conf.Robot. Automat., Belgium, May 1998,pp.1244-1249
- [26].J.Leonard and H.J.S.Feder, A computationally efficient method for large-scale concurrent mapping and localization, in proc.9th Int.Symp.Robot.Res.,UT,Oct.1999,pp.316-321
- [27].S.Williams, P.Newman, M.Dissanayake, J.Rosenblatt,and H.Durrant-Whyte, A decoupled, distributed AUV control architecture, in proc.31st Int.Symp. Robot.,vol.1, Montreal,PQ, Canada, May 2000,pp.246-251
- [28]. J.Guivant, E.Nebot, H.Durrant-Whyte, Simultaneous localization and map building using natural features in outdoor environments. In Proc.IAS-6 Intell. Auton. Syst., Italy, July 2000, pp.581-586.
- [29].J.Guivant,E.Nebot,and S.Baiker, Localization and map building using laser range sensors in

- outdoor applications, J. Robot. Syst., vol. 17, pp. 565-583, Oct. 2000
- [30]. Thrun S , Burgard W, Fox D. A probabilistic approach to concurrent mapping and localization for mobile robots[J] . Machine Learning , 1998 , 31(1-3) : 29-53.
- [31]. Dellaert F , Fox D , Burgard W, Monte Carlo localization for mobile robots [A] . Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation[C] .Detroit : 1999. 1322 - 1328.
- [32]. Yuen D , MacDonald B A. A comparison between extended Kalman filtering and sequential Monte Carlo techniques for simultaneous localisation and map building [A] . Proceedings of Australian Conference on Robotics and Automation [C] . Auckland : 2002. 335 - 340.
- [33]. Thrun.S , Koller.D. Simultaneous Mapping and Localization With Sparse Extended Information Filters : Theory and Initial Results [R] .USA: Carnegie Mellon University , 2002.
- [34]. Di Marco M, Garulli S , Lacroix S . A set theoretic approach to the simultaneous localization and map building problem[A] . Proceedings of the 39th IEEE Conference on Decision and Control [C] . Sidney : 2000.833-838.
- [35]. Elfes.A., Sonar-based real-world mapping and navigation. IEEE Journal of Robotics and Automation, RA-3(3):249-265, 1987
- [36]. S. Thrun, D. Koller, Z. Ghahramani, H. Durrant-Whyte, and A. Y. Ng, Simultaneous mapping and localization with sparse extended information filter, Proc. of WAFR, 2002
- [37]. H. Choset, K. Nagatani. Topological Simultaneous Localization and Mapping (SLAM): Toward Exact Localization Without Explicit Localization. IEEE Transactions on Robotics and Automation, 17(2), 125-137, April 2001
- [38]. 王璐, 蔡自兴, 未知环境中移动机器人并发建图与定位 (CML) 的研究进展, 机器人, 2004 26 (4): 380—384
- [39]. 罗荣华, 洪炳铭. 移动机器人同时定位与地图创建研究进展, 机器人, 2004 26 (2): 182—186
- [40]. Hoppen, P., Knieriem, T., von Puttkamer, E., Laser-radar based mapping and navigation for an autonomous mobile robot. Proc. of the IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2:948-953. 1990
- [41]. Buchberger, M., J. org, K. W., von Puttkamer, E., Laser radar and sonar based world modeling and motion control for fast obstacle avoidance of an autonomous robot. Proc. of the IEEE International Conference on Robotics and Automation, 1:534-540, 1993.
- [42]. Kleeman, L., Kuc, R., An optimal sonar array for target localization and classification. In IEEE Conference on Robotics and Automation , volume 4, pp. 3130-3135, 1994
- [43]. Heale, A., Kleeman, L., A real time dsp sonar echo processor. In Proc. IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, Takamatsu, Japan, 2000

- [44].Taylor,C., Kriegman,D., Vision-based motion planning and exploration algorithms for mobile robots. Proceedings of the Workshop on the Algorithmic Foundations of Robotics.1995
- [45].Murray,D., Jennings,C., Stereo vision based mapping and navigation for mobile robots.Proc.of the IEEE International Conference on Robotics and Automation,1997
- [46].D. Sack, W. Burgard, A comparison of methods for line extraction from range data, _in Proc. of the IFAC Symposium on Intelligent Autonomous Vehicles (IAV2004), vol. 1 , 2004.
- [47].Kalman,R.E. A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems. Transaction of the ASME-Journal of Basic Engineering,1 960 pp.35-45.
- [48].R.Kalman and R.Bucy,New results in linear filtering and prediction theory, Trans. ASME Journal of Basic Engineering 83,95-108,1961.
- [49].S.I.Roumeliotis, G.A.Bekey, Bayesian estimation and kalman filtering: A unified framework for Mobile Robot Localization ,in Proceeding of IEEE International Conference on Robotics and Automation, San Francisco, California, April 22-28,pp.2985-2992,2000
- [50]. J. Guivant , E. Nebot. Optimization of the Simultaneous Localization and Map-Building Algorithm for Real-Time Implementation IEEE Journal of Robotic and Automation, vol .17, NO.3, June 2001, pp.242-257
- [51].P.Cheeseman , R.Smith, M. Self , Estimating Uncertain spatial relationships in robotics, in Uncertainty in Artificial Intelligence, New York: Elsevier Science ,1988 , vol.2 , pp.435-461
- [52].吴峰光, 溪宏生, 一种新的基于切线的路径规划方法, 机器人, 2004, 26 (3): 193-197
- [53].Park,M.G, Lee,M.C., Experimental evaluation of robot path planning by artificial potential field approach with simulated annealing SICE 2002.Proceedings of the 41st SICE Annual Conference,Volume:4,5-7 Aug.2002,pp:2190-2195
- [54].J.Borenstein, Y.Koren. The Vector Field Histogram-Fast Obstacle Avoidance for Mobile Robots.IEEE Transaction on Robotics and Automation, 7(3):278-288,1991
- [55].I.Ulrich and J.Borenstein. VFH+:Reliable Obstacle Avoidance for Fast Mobile Robots. IEEE Int, Cof. on Robotics and Automation,pp:1572-1577,1998
- [56].H.F.Durrant-Whyte..Where am I? A tutorial on mobile vehicle localization. Industrial Robots,21(2):11-16,1994
- [57].孙明明, 超声导航移动机器人关键技术研究, 浙江大学硕士学位论文 2005.1

致 谢

首先衷心感谢我的导师李文锋教授。本文的研究是在李老师的悉心指导下完成的。李老师的渊博知识、敏捷思维以及对学科前沿与研究方向的敏锐洞察力给我留下了十分深刻的印象。感谢导师给予我悉心的指导和帮助，正是由于导师的严格要求、精心教诲与指导，让我锻炼了独立从事科研工作的能力，学到探求知识的方法，导师严谨的治学态度、求实的工作作风、孜孜不倦的探索创新精神将永远是我学习的楷模！

此外，还要感谢一直支持我的家人！感谢一切帮助我的朋友们！

谢谢大家！

韩 锐

2006 年 4 月

作者攻读硕士期间参与项目及发表的论文

作者在攻读硕士期间参与的项目有：

1. 国家自然科学基金（60475031）：“传感器网络环境中移动机器人动态特征与可重构控制框架”。
2. 湖北省青年杰出人才基金项目（2005ABB021）：“自治体系统的分布式智能传感、控制与协作”。

作者在攻读硕士期间发表的论文有

1. 韩锐，李文锋，一种基于线特征的 **SLAM** 算法研究，自动化学报 2006.1，pp.43-46.
2. 韩锐，李文锋，基于特征 **SLAM** 算法构架剖析，中国人工智能学会第 11 届全国学术年会论文集