

分类号

密级

U D C

编号

中南大學

CENTRAL SOUTH UNIVERSITY

硕士学位论文

论文题目 基于声纳的室内环境栅格地图创建
方法的研究

学科、专业 计算机应用技术

研究生姓名 李润伟

导师姓名及
专业技术职务 蔡自兴教授

2008年5月

MS THESIS

**Research on Grid Map Building Method of Indoor
Environment Based on Sonar**

Specialty: Computer Application

Master Degree Candidate: Li Runwei

Supervisor: Prof. Cai Zixing

College of Information Science & Engineering

Central South University

Chang Sha Hunan P.R.C

摘要

机器人地图创建是为了解决如何通过移动机器人获得自然环境空间模型的问题，而地图创建通常被认为是自主机器人构造真实环境问题中的重中之重，尽管在这块领域已经取得意义重大的成绩，但仍然存在着巨大的挑战。

本文作者在基于声纳传感器的基础上，以 MORCS-2(中南移动 2 号)为实验平台，主要研究了室内环境栅格地图创建的相关技术。相关内容如下：

1、通过机器人自带的声纳、里程计获取障碍物数据与机器人位姿数据，在机器人系统内部建立了机器人位姿模型、运动模型、控制模型，利用三个模型对里程计所获得位姿数据进行修正，使得机器人在地图创建的过程中对位姿进行了修正。

2、在引入贝叶斯法则基本思想的同时，采用均匀分布传感器模型作为声纳传感器的工作模型，以栅格地图为外部环境的描述对象，提出了一种基于 MORCS-2 概率栅格的创建方法，并将其应用于实际实验中；同时在局部地图向全局地图转换的过程中，由于一般常用的局部地图向全局地图的贝叶斯变换方法需要庞大的计算量，而本文作者所提出的地图创建方法只需基于 0-1 两种栅格状态，那么对局部地图的信息只要进行简单的二维变换，保证了一定的栅格地图精确度，降低了噪音的影响。

3、虽然声纳传感器探测目标体的距离有很高的准确度，但声纳对目标的方位判断却存在一定的误差，针对室内环境，在基于声纳传感器的移动机器人对狭窄环境的探测方法上提出了一种改进 ATM 方法，在 ATM 方法思想基础上，设定了切线的角度变化范围并引入了权值，对目标的方位进行了误差修正，使得在地图创建的精度上有一定的提升。

关键词 移动机器人；声纳；栅格地图创建；ATM；横切线

ABSTRACT

Map building accounts for the problem of acquiring spatial models of physical environments through mobile robots. The problem of map building is generally regarded as one of the most important problems in the pursuit of building truly autonomous mobile robots. Despite significant progress in this area, it still reserves great challenges.

The author has mainly studied on the related method based on grid map building of indoor environment of mobile robot. It takes the mobile robot MORCS-2 as experiment platform, which is developed by Central South University Intelligent Lab. The main contribution and work of this paper are described as follows:

1 Using the sonar, speedometer equipped, mobile robot can get data of obstacle and robotic state, and there are three models to be founded in system of mobile robot, including pose model, movement model and control order model. The date from speedometer will be corrected by these three models, so we can correct the accuracy of mobile robot's pose in the process of map building.

2 The author introduces the basic idea of Bayesian rule, and it takes Uniform Distribution Model as the sonar model. This paper proposes a probabilistic method of grid map building based on MORCS-2 in experiments, and in the process of the local map transforming to the global map, since the usual method belongs to Bayesian rule, what's more, the kind of methods need tremendous calculational resource. However the method that this paper brings forward only need use 0-1 probability, so planar transition apply to the data of local map more easily. It can assure the precision of grid map building, and it can reduce the affection of noise.

3 Although sonar sensors are fairly accurate in measuring distance from object to robot, they have some errors on estimating the azimuth of object. In allusion to the indoor environment. The author puts forward a method for improving the accuracy of map building using mobile robot based on ATM (The Arc-Transversal Median Algorithm) method. So referencing the ATM Method, we setup the spectrum of the tangent's

angles, and especially introduce the weight for it.

KEY WORDS Mobile Robot , Sonar , Grid Map Building ,

Arc-Transversalmedian Algorithm, Tangent

目 录

第一章 绪论.....	1
1.1 课题来源.....	1
1.2 课题研究背景和意义.....	1
1.3 室内移动机器人的相关介绍.....	2
1.4 机器人地图创建现存问题.....	3
1.5 本论文的研究内容与组织结构.....	5
1.6 本章小结.....	6
第二章 MORCS-2 地图创建的相关模型.....	7
2.1 MORCS-2 的位姿模型.....	7
2.2 MORCS-2 的运动模型.....	7
2.3 里程计与改进的控制命令模型.....	10
2.4 地图模型.....	12
2.4.1 拓扑地图	13
2.4.2 特征地图	13
2.4.3 直接表征法	14
2.4.4 栅格地图	14
2.5 数据关联.....	15
2.6 本章小结.....	15
第三章 基于声纳传感器的概率栅格地图创建.....	16
3.1 声纳传感器及其特性.....	16
3.2 声纳模型.....	17
3.2.1 高斯分布传感器模型	17
3.2.2 中轴线传感器模型	18
3.2.3 均匀分布传感器模型	18
3.3 栅格地图.....	19
3.3.1 为什么采用栅格	19
3.3.2 基于声纳传感器测距的栅格化方法	20
3.4 基于 MORCS-2 的概率栅格创建方法	21
3.4.1 贝叶斯概率方法的介绍	21
3.4.2 基于 MORCS-2 概率栅格问题具体描述	22
3.4.3 基于 MORCS-2 的概率栅格方法	24
3.5 本章小结.....	25
第四章 基于改进 ATM 的地图创建.....	26
4.1 数据结构的定义.....	26
4.1.1 栅格地图存储结构的定义	26
4.1.2 机器人状态存储结构的定义	27
4.2 MORCS-2 声纳模型	27
4.3 ATM 方法	29
4.4 ATM 方法的改进	29
4.5 基于改进 ATM 的实时地图创建	31

4.5.1 实时地图创建过程	31
4.5.2 改进 ATM 的算法性能分析	33
4.6 基于 0-1 的局部地图转换全局地图的算法思想	34
4.7 基于改进 ATM 的栅格地图的更新策略	35
4.8 本章小结	36
第五章 地图创建实验结果与分析	37
5.1 基于 MORCS-2 概率栅格的地图创建的结果与分析	37
5.1.1 简单环境	37
5.1.2 较复杂环境	38
5.1.3 两种算法的实验结果分析	40
5.2 改进 ATM 方法的地图创建的结果与分析	41
5.3 本章小结	43
第六章 总结与展望	44
6.1 总结	44
6.2 展望	45
参考文献	46
致谢	51
攻读学位期间主要研究成果	52

第一章 绪论

1.1 课题来源

国家基础研究项目“异质多移动体的协同工作与重构技术的基础研究”。编号：A1420060159

1.2 课题研究背景和意义

近二十年来的机器人^[1]和AI研究工作中，机器人地图创建已经占据较为广阔的研究领域。机器人地图创建是为了解决如何通过移动机器人获得自然环境空间模型的问题，而地图创建通常被认为是自主移动机器人构造真实环境问题中的核心所在，尽管在这块领域已经取得意义重大的成绩，但仍然存在很多需要解决的问题。目前，现阶段有着创建教好鲁棒性的、静态环境的、结构化的以及小区域限制的地图的方法，但在创建非结构的、动态的以及大范围环境的地图的方法存在着很多值得继续研究的难题。随着社会的进步，机器人的应用越来越广泛，几乎渗透到所有领域，而移动机器人是机器人学中的一个重要分支。早在60年代，就已经开始了关于移动机器人的研究。关于移动机器人的研究涉及许多方面，首先，要考虑移动方式，可以是轮式的、履带式、腿式的，对于水下机器人，则是推有式。斯坦福研究院(SRI)的Nils Nilssen和Charles Rosen等人，在1966年至1972年中研造出了取名Shakey的自主移动机器人。目的是研究应用人工智能技术，在复杂环境下机器人系统的自主推理、规划和控制。与此同时，最早的步行机器人也研制成功，从而开始了机器人步行机构方面的研究，以解决机器人在不平整地域内的运动问题，设计并研制出了多足步行机器人。其中最著名是名为General Electric Quadruped的步行机器人。70年代末，随着计算机的应用和传感技术的发展，移动机器人研究又出现了新的高潮。特别是在80年代中期，设计和制造机器人^[2]的浪潮席卷全世界。一大批世界著名的公司开始研制移动机器人平台，这些移动机器人主要作为大学实验室及研究机构的移动机器人实验平台，从而促进了移动机器人学多种研究方向的出现。90年代以来，以研制高水平的环境信息传感器和信息融合技术^[3]，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。

本论文尝试去提供一个机器人地图创建研究现状的综合性的观点，通过室内环境的某个焦点。事实上，现在所有的机器人地图创建算法的研究现状都是基于概率的。一些算法是增量渐进式的，因此能够实时运行，而有些方法则需要大量的已经采集好的数据。一些算法需要确切的位姿信息去地图创建，而有些方法则利用里程计测量来地图创建。一些算法能够及时地处理两个不同点的被记录的数

据通信问题，而有些算法则需要标志符来进行通信以使他们的唯一性。撰写本文时，力求控制在数学方面上要求的水平，通过自身的理解对其后的一些方法进行阐述和解释，为了更明确地交流和理解某些基础观念引用了一些数学符号。

1.3 室内移动机器人的相关介绍

目前对移动机器人^[4]的初步定义为：移动机器人是一种半自主或全自主工作的机器人，它能完成有益于人类健康的服务工作，但不包括从事生产的设备。移动机器人往往是可以移动的，在某些情况下，移动机器人可以由一个移动平台构成，在它上面装有一只或几只手臂，其控制方式与工业机器人手臂的控制方式相同。这里所指的室内移动机器人是在室内工作环境能够自主移动的智能机器人。

在移动机器人的发展历程中，人们首先是以室内环境为背景，开始了移动机器人的探索性研究。此时并没有针对具体的任务或应用背景，而是面向室内结构化环境的基本技术的初步研究，包括机器人结构设计，控制技术，传感器技术，信息融合，路径规划和不确定性处理等。一些国外大学和研究机构的早期研究得到很多重要的结论。此外，对多传感器信息融合在机器人上的运用，积累了大量宝贵经验。进入八十年代后，人们根据前一阶段的研究技术基础，开始了对室内自主式移动机器人的研究。室内移动机器人最常见的工作环境是结构化环境，如办公室、超级市场、家庭居室等等。这些场所的共同特征是平整的地板、垂直的墙壁、规范的门厅和走廊。在这种环境中，机器人可能和人类经常要发生互动作用。机器人必须设法使它自己穿梭于各种事物之中。同时，在这种环境中，机器人设计者可以通过假设有关环境的约束来平衡目前环境感知技术的缺陷。

从使用上与工业机器人相比，室内移动服务机器人一般体积较小，灵活性高，需要自备电源，智能化程度更高。其特点如下：1、可移动性，为了能在某一区域进行作业或者执行某项特殊的任务，这种机器人一般都具有一定的行走功能。它的运动可以通过行走机构（主要是轮子或推进装置等）实现。为了能自由运动，机器人一般有多个控制轮，并且配有自备电源；2、轻便性，由于移动机器人功能较全、机构较多，这就要求尽可能减轻其自重和体积，以减少对能量的消耗和增加机动灵活性。移动机器人的传动装置和控制装置也趋向轻型化，并尽量减少中间传动机构以提高机械传动效率；3、易操作性，室内移动服务机器人与人的关系十分密切，有时人与机器人之间还需进行合作与协调。因此，使用者和机器人之间的相互联系必须快捷、方便；4、适应性，为了对执行作业的未知环境进行反应，如发现障碍物并自行回避等，有些服务机器人具有学习、感觉和判断功能，并广泛采用高性能的视觉、听觉、触觉等多种传感器，使其具有感知能力和自主能力。

不同与应用在工业生产上的机器人，室内移动机器人主要应用在一种结构化的工作大环境下，如家庭，医院等。它作为家务和办公室助手正逐渐走进人们的生活。而这种机器人的研制也正成为今后机器人技术的一个发展方向。地图创建一直是移动机器人中不可缺少的重要部分，它要解决的重要问题是：1、机器人在空间的位置、方向、环境信息的精确检测；2、所获信息的分析及环境模型的建立；3、噪音的控制，在未知和不确定环境下运行时，移动机器人必须通过传感器收集数据，并通过一定的算法把传感器收集到的数据进行分析，减低噪音出现的几率，排除一定的噪音，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。移动机器人的地图创建主要依靠传感器的选择，信息的融合及规划算法等。

随着计算机技术、人工智能技术和传感技术的迅速发展以及地图创建算法的不断改进和新算法的提出，移动机器人地图创建技术已经取得了很大的进展。但是对于应用比较复杂或通用性较高的地图创建方法还没有取得重大的突破。根据机器人的工作环境和执行任务可以采用不同的地图创建方法。室内移动服务机器人自主执行任务时，应以最大的人员安全性及功能可靠性为条件，实现机器人室内移动过程中的障碍物的自动检测和规避，并作出动作决策，能够按照规则自动完成指定的任务，如遍历工作空间等。使用传感器探测环境、分析信号，根据精度需要可以通过适当的建模方式来理解环境。由于单个非视觉传感器获取的信息比较少，可以采用多个或多种传感器来获取环境信息，再采用合理的算法分离出有用的信息。过去几十年里，机器视觉的进展非常缓慢。但近几年随着硬件设备的飞速发展，使得当前机器人视觉地图创建的研究非常活跃。使用视觉传感器^[5]能够获取的信息量大，而且视觉导航比较接近人的导航机理。

室内移动机器人地图创建的基本任务主要有以下三个方面。1、基于环境理解的全局定位：既通过对环境中景物的理解，识别人为路标或具体的实物，以完成对机器人的定位，为路径规划提供素材；2、目标识别和障碍物检测：实时对室内地面上障碍物进行检测或对特定目标进行检测和识别，提高控制系统的稳定性；3、安全保护：能对室内地面上出现的凹陷或移动物体等进行分析，以避免对机器人造成损伤。

1.4 机器人地图创建现存问题

如何获得机器人所处环境的空间模型是机器人地图创建的第一个问题。所创建的地图一般用来机器人漫游（定位）。为了获得地图，机器人必须拥有传感器以便能够感知外部世界。传感器通常用来完成以下任务：视觉^[6]，声纳^[7]、激光、红外技术、雷达、嗅探器、圆规以及GPS的距离探测。然而，所有传感器都存在

着误差，并且经常受限于测量噪音，更重要的是，大多数的机器人的传感器都有着严格的探测距离瓶颈。例如，光线与声音是不能穿透墙壁的。这些瓶颈使得机器人在探测未知环境的同时创建地图显得更为重要。机器人运动的同时，通过环境探测采集、处理重要数据从而创建地图，这些数据的采集则需要机器人所携带的不同传感器来获取。机器人运动也存在着误差，而独立的控制单个机器人也使得没有足够的时间来对某个机器人的位姿（坐标与方向角）与它所处的环境进行判断。

机器人地图创建一个关键性技术问题就是如何处理所探测环境中测量噪音。环境建模中机器人地图创建通常被简单应用于解决：采用不同的测量方法，噪音是否会在统计概率中不受约束。如果这个是事实的话，那么一个机器人只需要配备尽可能多的测量技术以消除噪音，但不幸的是，在地图创建的过程中，测量技术所固有的误差他们之间是互相关联的。这就是

因为控制之下的误差随着时间的流逝不断累积，他们影响到了未来的传感器测量技术研究方向。因此，机器人所创建出它所处环境的地图都会受到体系式的、相互关联误差的影响。如何减少这种体系式的误差是成功创建地图的关键，并且也是在复杂环境下的地图创建的关键。很多现有的地图创建算法融合了数学与观察执行点的思想。

第二个问题来自于高维度实体的描绘。为了较好的理解高维度问题，可以这样认为：你们可以用多少数字描绘出你们的家园？如果对拓扑实体的描述限定了范围，那么用走廊、交叉线、房间、门以及一些数字就可以满足要求了。在机器人地图创建中通常用一条直线表示某个详尽的二维地面平面图经常需要成千上万的数字来描绘，那么某个 3D 的可视化地图创建仅仅需要更多的数字来描绘就行了。从一个观察统计点来看，每个数字都是一个潜在的预算误差的维度。

第三个问题可能是机器人地图创建中最难解决的问题：协调问题，其中包括了数据融合问题。协调问题属于决策性质问题，它决定了所具备的传感器测量技术能否及时地把不同的观测点协调到环境中同一个实体目标中去。因为一个机器人尝试着去创建一个闭合的环型地图，当到达这个环的终点时，机器人必须找出它最开始的起点位置。到达环的终点的时刻机器人所处的状态是个很复杂的问题，因为机器人所有积累的位姿误差已经非常大了。协调问题难就难在可能存在的假设推断会随着时间的推移成指数级增长。大过数关于协调问题取得成就都出现在过去 5 年里，在很长的一段时间里这个问题在机器人地图创建中基本上是被忽略不记的。

第四个问题就是环境在变化，也就是我们所说的动态环境。环境的一些变化可能会很慢，例如树木会随着四季交替而变化自己的形态，办公大楼会因为时间

的侵蚀而变得陈旧。而有些环境却变化得很快，一扇门的状态，它可能在一段时间内不停开关；房间内某张凳子的摆放的位置也会时刻变化，甚至有更快的环境变化，例如街道上飞驰的汽车与行走的人们。机器人所处环境中存在动态的目标，这样很容易让机器人的传感器采集矛盾的数据。试想，在前一时刻，机器人探测到一扇开着的门，而现在门的状态已经变了，门已经关闭了，这让机器人很难做出正确的判断，当机器人再次遇到这扇门的时候，它会认为门还是开着的。非常遗憾的是，现如今还没有出现一个较好的能够让机器人自主认知动态环境的地图创建算法，现在较为突出的地图创建算法也是建立在静态环境基础上的，所有动态因素都被视为噪音。因此，大多数的技术仅仅应用于短时间地图创建过程，因为就这样可以假设环境是不存在动态因素。

最后一个问题是机器人在地图创建的过程中应该选择一条什么样的行走路径。为了创建一张较为详尽的地图，机器人的行走路径涉及到了机器人漫游的研究。在已知环境中机器人能够计算出最优路径，而漫游机器人则必须先处理局部的、未知环境，因此，在机器人创建地图的同时，任何可用的探测策略必须能够应对可能出现各种不同的情况和意外。基于以上这个原因，探测涉及到了通过启发式的次最优路径算法进行探测规划的问题。一旦选择移动到哪里，所获取的数据量与所消耗的时间和精力是成正比的，同样的机器人位姿信息可能性的丢失量也会增加。此外，基本地图评估技术必须能够实时地生成地图，这种技术拥有一项重要的约束条件，能够排除掉许多现有的行走路径。

综上所述，参考文献中所提及的地图创建牵涉到了机器人定位的问题，这个问题中的关键是如何修正机器人的位姿。当我们基于现有的技术提出一种地图创建方法时，环境中障碍物的坐标的确定与机器人自身的定位必须联系地考虑。实质上，机器人的定位与地图都是不确定的，而且这两者的精度都受到某种体系式的噪音的影响。因此，与探测技术和噪音控制技术相关的被评估的探测精度是相互独立的，那么同时对机器人定位和地图进行评估能够获得较好的探测精度(机器人当时的状态)。我们再向更底层的方向思考问题，机器人的地图创建就是像是“先有鸡还是先有蛋的问题”。如果机器人的位姿始终确定，那么地图的创建将是非常简单的工作，同理，如果我们有一张详尽的环境地图，那么我们将有非常行之有效的算法来确定任何时刻任何地点的机器人位姿^[8]。

1.5 本论文的研究内容与组织结构

本文以移动机器人 MORCS-2 为主载体，基于声纳传感器对室内环境的栅格地图创建问题进行研究。

首先介绍地图创建的基础问题：1.机器人的位姿模型、运动模型、里程计与

命令控制模型，这三个模型构成了机器人运动、数据采集、信息处理等一系列功能模块的主体，其中控制命令模型是在实际实验中最难编码实现与测试的，但它又是机器人位姿估计、修正以及确定的核心。2.根据三个确定的机器人内部系统模型，提出了一种基于 MORCS-2 的概率栅格创建方法。3.本文采用环境建模的形式为，基于声纳传感器的栅格地图创建的方法，根据 MORCS-2 的硬件特性，主要是介绍了栅格、声纳、概率等相关技术，并对一些基本思想理论进行了改进，以更适合 MORCS-2 的运作，同时在此基础上提出了基于 ATM (arc-transversalmedian algorithm, 声纳弧横切线交点算法)^[9]的改进算法，使得地图创建在一些特定环境上的精度有了很大提高，对噪音的控制也有着较明显的效果。4、最后通过多次实验分析算法的性能与可行性，并对以后的工作进行计划、展望。

1.6 本章小结

本章主要是介绍了室内机器人地图创建的研究背景与意义，简单描绘了移动机器人相关技术，并提出了移动机器人地图创建的基本任务与一些现存问题，最后对整篇论文进行了一个整体规划与介绍。

第二章 MORCS-2 地图创建的相关模型

本文是以 MORCS-2 (中南移动 2 号) 机器人为实验平台进行相关理论的研究与实验建模的, 创建了机器人内部系统的三种模型, 根据多次实验, 对三种模型进行了函数描述与相关的参数修改, 以符合实际应用的探测精度与要求, 提高了机器人的位姿信息准确性, 而且为后面的地图创建提供了良好的定位机制。

本文采用的机器人为项目组自主改装的 MORCS-2 机器人, 最大直径为 33cm, 高 28cm, 重 3.6 千克, 具备能够满足课程教学、科技创新和研究服务等要求的智能移动机器人, 机器人外观如图 2-1 所示:



图 2-1 MORCS-2 机器人

2.1 MORCS-2 的位姿模型

机器人在探测环境时需要时刻知道自己位姿情况, 也就是为了时刻明确机器人在局部坐标系与全局坐标系下的位置^[10], 以及机器人的朝向角。假设在 t 时刻, 局部坐标系中机器人的位姿表示为 l_t , $l_t = (x_t, y_t, \theta_t)^T$, (x_t, y_t) 为机器人的局部坐标, θ_t 为局部坐标系中机器人与 X 轴正向的夹角, 在本文中, 朝向角顺时针为负, 逆时针为正, 如图 2-2 所示。

2.2 MORCS-2 的运动模型

机器人的运动模型与位置模型其实是相辅相成的, 机器人的位置模型表示为一个三维向量 $l_t = (x_t, y_t, \theta_t)^T$, 而机器人的运动模型就表示为状态向量 l_t 的一个矢量函数, 如图 2-3 所示, 其中 X_g 、 Y_g 为全局地图的坐标系, X_l, Y_l 为局部地图的坐标系。

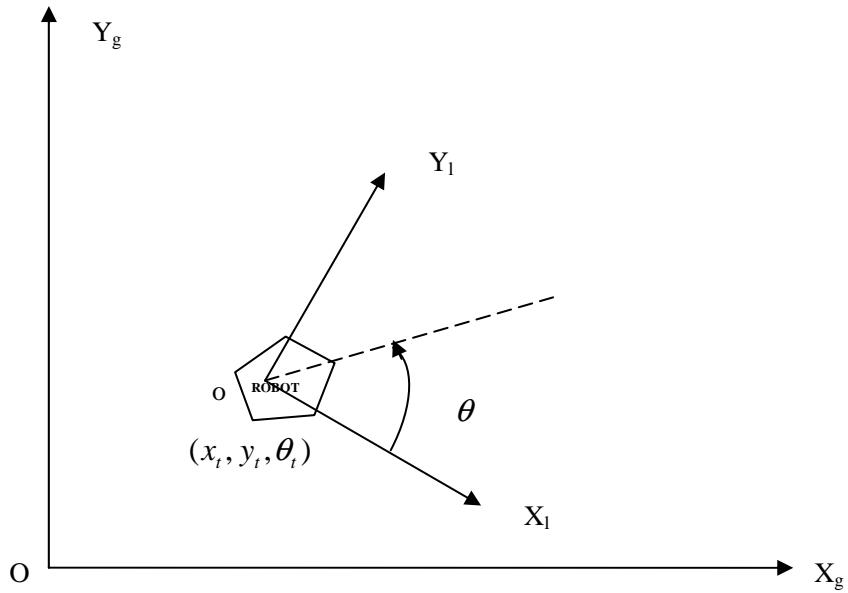


图 2-2 机器人位姿模型图

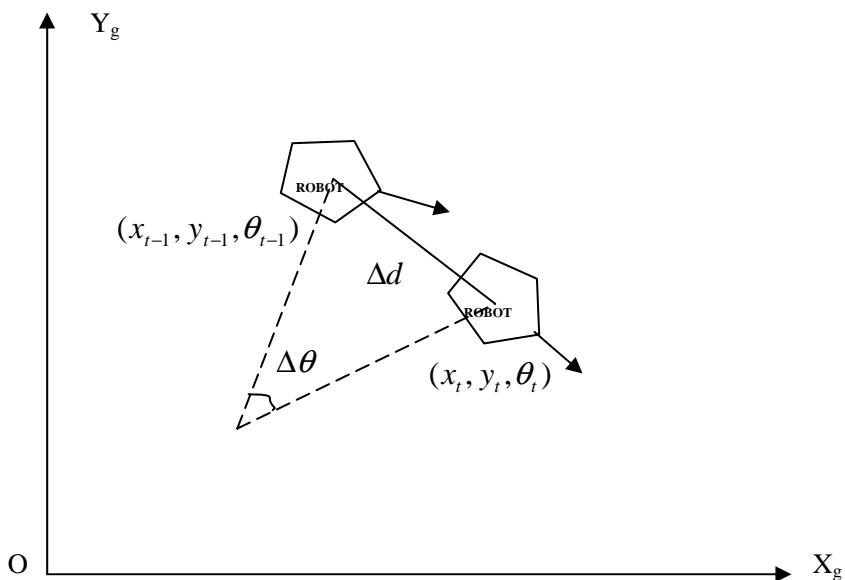


图 2-3 机器人运动模型图

机器人运动模型用于描述在一个输入控制命令下，机器人前一时刻 l_{t-1} 状态与当前状态 l_t 之间的关系。运动模型的离散时间的差分方程形式为：

$$l_t = f(l_{t-1}, u_{t-1}) + \omega_{t-1} \quad (2-1)$$

其中 u_{t-1} 表示在 $t-1$ 时刻下输入的控制命令或者是里程计输出数据， ω_{t-1} 用于表示系统噪音数据与系统建模的不确定。理想情况下，机器人的运动模型应该准确地描述机器人的运动信息，进而得到机器人状态的动态变化过程。但在实际应用中却是不可能达到的，因为用有限的参数进行系统建模是不可能完全的描述系

统的动态变化过程，再有就是噪音与客观环境下的不同条件，这些都给机器人的运动模型带来了不确定性。完整的描述机器人的运动，需要一个高度复杂的非线性函数，通常用一个简化的运动模型来近似模拟。在这里，完全可以采用同时定位与地图创建(Simultaneous Localization and Mapping, SLAM) 中的运动模型^{[11][12]}，因为在 SLAM 中有两个系统模型：观测模型和动态模型。观测模型的具体形式和机器人所采用的传感模型有关，具体形式将在以后的章节详细介绍；再由于本文中的实验环境为静态的，因此 SLAM 中的运动模型就可以作为机器人的运动模型。

假设机器人在 t 时刻下，它的运动模型用 $m(l_t | l_{t-1}, u_t)$ 表示，机器人在 t 时刻的位姿用 $l_t = (x_t, y_t, \theta_t)$ 这个三维变量表示， $u_t = (d_t, \varphi_t)$ 表示 t 时刻里程计的数据， d_t 表示 t 时刻机器人的位移量， φ_t 表示机器人的旋转角度。通常在实际应用中，采用了以下的运动模型：

$$x_t = x_{t-1} + D \cos(\theta_{t-1} + \Psi) \quad (2-2)$$

$$y_t = y_{t-1} + D \sin(\theta_{t-1} + \Psi) \quad (2-3)$$

$$\theta_t = \theta_{t-1} + \Psi \bmod 2\pi \quad (2-4)$$

其中 D 代表机器人的实际位移量， Ψ 表示机器人的实际旋转角度，基于 MORCS-2 机器人探测特性，在平移的时候不能旋转，旋转的时候不能移动，并且考虑到实际环境中的噪音与系统的不确定性，因此将式进行修改，以符合实际的实验应用：

$$x_t = x_{t-1} - (D/\Psi) [\cos(\theta_{t-1} + (\Psi + \pi)/2) + \cos(\theta_{t-1} + (\pi - \Psi)/2)] + \omega_{t-1} \quad (2-5)$$

$$y_t = y_{t-1} - (D/\Psi) [\sin(\theta_{t-1} + (\Psi + \pi)/2) + \sin(\theta_{t-1} + (\pi - \Psi)/2)] + \omega_{t-1} \quad (2-6)$$

$$\theta_t = \theta_{t-1} + \Psi \bmod 2\pi + \omega_{t-1} \quad (2-7)$$

该模型设定机器人在 $t-1$ 时刻到 t 时刻的运动速度恒定，所以 D/Ψ 必呈正态分布，考虑到机器人在运动时的朝向角为 $\theta_{t-1} + (\Psi + \pi)/2$ ，以及运动轨迹的切向角 $\theta_{t-1} + (\pi - \Psi)/2$ ，同时噪音与环境的不确定性由 ω_{t-1} 表示，那么在机器人探测环境同时，无论机器人是做平移还是旋转，该模型均能很好描绘出机器人的运动状态信息。

2.3 里程计与改进的控制命令模型

里程计在 MORCS-2 相对定位中得到充分应用，在 SLAM 中运动信息也是通过里程计获取的。主要原理是通过装在机器人车轮上的码盘和编码器进行计数，通过轮子转动的角度换算来计量机器人运动的情况。使用码盘的 MORCS-2 系统每隔一定时间间隔就会采样码盘读数，根据安装在两个车轮上的编码读数，可以检测车轮在一定时间内转过的弧度，通过简单换算就能够求取机器人在这段时间里运动的距离 d 和转过的角度 φ 。

导致里程计产生误差的原因比较复杂，一般可以分为两类：系统误差和非系统误差^[13]。

系统误差包括：两个轮子的直径不相等；轮子的实际直径与计算中使用的标称直径不相等；码盘的固有分辨率；码盘的固有采样频率等。非系统误差包括：在不平整地面上的运动；运动的时候经过地面上的没有预料到的障碍物以及轮子打滑等。

为了有效地消除里程计产生的误差，分清系统误差和非系统误差有重要的意义。在大多数平整的室内环境中，系统误差占了整个运动模型误差的绝大部分；但是另一方面，在不规则的地面上，非系统误差则占据了主导地位。非系统误差的发生往往无法预料（例如在机器人的运动过程中与未知物体的碰撞）。所以在实际环境中应用时，如果存在非系统误差，可能会导致里程计测得的位置与机器人实际位置之间会有很大的偏差。

机器人当前位姿的估计是基于机器人的初始化位姿信息与里程计信息，里程计在某一个时间片内，采集了机器人的位移量与旋转角度，分别用 d_t 表示 $t-1$ 到 t 时刻的位移，同样 φ_t 表示此时间片的旋转角度，逆时针旋转为正方向， φ_t 为正。

机器人的运动信息是在探测环境的同时中里程计实时采集，在实际操作中，MORCS-2 机器人的运动控制命令分为：前进，后退，左、右旋转以及停止，在本文中假定了机器人的线速度 v 与角速度 ω 均为匀速，控制函数为：

```
void RobotForward(int distance,int v);
void RobotBackward(int distance,int v);
```

机器人以速度 v (mm/s) 前进或者后退一定距离 $distance$,单位: mm

```
void RobotTurnLeft(int angle,int rv);
```

```
void RobotTurnRight(int angle,int rv);
```

机器人以角速度(度/秒) 左或者右转一个角度 $angle$

```
void RobotStop();
```

机器人停止

在实际应用中，机器人位姿信息的估计不可避免的存在着误差，并且控制命

令的下达与执行有着一定时间间隔, 所以本文通过对里程计采集的数据的处理, 采用了一种弱连接数据的测量方程, 并对其进行了改进, 以提高机器人位姿信息的精确度。假设在 Δt 的时间片内, 机器人的位置量为: $v * \Delta t$, 旋转角度为: $\sigma * \Delta t$, 那么可以计算出机器人在这个时间片里所走过的距离与方向偏转, 机器人从位姿 l_{t-1} 变化到 l_t , 机器人的相对位姿 L_t 用来表示两个位姿差, 通常 L_t 是 l_{t-1} 与 l_t 的函数, 一般是非线性的, 本文中把这个函数称为测量方程, 当环境无噪音与不确定因素时, 测量等式 $L_t = l_t - l_{t-1}$ 就是一个简单的线性关系。

但实际情况下, 需要用以下测量等式进行建模:

$$\bar{L}_t = L_t + \Delta L_t \quad (2-8)$$

ΔL_t 是一个零均值的随机高斯误差, 一般是由里程计误差决定, 根据公式 (2-5) (2-6) (2-7) 提到过, L_t 可以被确定下来, 那么测量方程是:

$$L_t = l_t \Theta l_{t-1} \quad (2-9)$$

考虑到位姿的变化, 用机器人的旋转角度 φ_t 和机器人位移量 d_t 的偏移误差 σ_φ 、 σ_d 来描述里程计误差, 位姿变化量表示为:

$$l' = (x, y, \theta)' ; \quad x = d_t \cos \varphi_t ; \quad y = d_t \sin \varphi_t ; \quad \theta = \varphi_t \quad (2-10)$$

因为误差的出现是随机的, 本文假设所有的误差是独立变量^[14], 有着相同的高斯分布, 那么里程计误差的协方差能够近似表达为:

$$M = J \begin{pmatrix} \sigma_\varphi^2 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_d^2 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} J' \quad (2-11)$$

J 为雅可比矩阵, 并共同考虑了 $(\varphi_t, d_t, 1)^T$ 的部分派生 (x, y, θ) :

$$J = \begin{pmatrix} -d_t \sin \varphi_t & \cos \varphi_t & 0 \\ -d_t \cos \varphi_t & \sin \varphi_t & 0 \\ 1 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (2-12)$$

这样就可使得里程计测量误差能够呈线性化^[15], 并能够用泰勒公式展开, 里程计的测量误差 $\Delta L_t = \bar{L}_t - L_t$, 令 $\bar{l}_{t-1} = (\bar{x}_{t-1}, \bar{y}_{t-1}, \bar{\theta}_{t-1})$, $\bar{l}_t = (\bar{x}_t, \bar{y}_t, \bar{\theta}_t)$ 为 l_{t-1} 与 l_t

的紧密测量估计, 建立等式:

$$\Delta l_{t-1} = \bar{l}_{t-1} - l_{t-1} \text{ 和 } \Delta l_t = \bar{l}_t - l_t \quad (2-13)$$

然后用泰勒公式展开, 那么测量误差 ΔL_t 为:

$$\Delta L_t = \bar{L}_t - L_t = \bar{L}_t - (l_t \Theta l_{t-1}) \quad (2-14)$$

$$= \bar{L}_t - (\bar{l}_{t-1} - l_{t-1}) \Theta (\bar{l}_t - l_t) \quad (2-15)$$

$$\approx \bar{L}_t - (\bar{l}_{t-1} \Theta \bar{l}_t) + \bar{K}_t^{-1} (\Delta l_{t-1} - \bar{H}_{t-1t} \Delta l_t) \quad (2-16)$$

其中

$$\bar{H}_{t-1} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & \bar{y}_{t-1} \\ 0 & 1 & -\bar{x}_{t-1} \\ 0 & 1 & 1 \end{pmatrix} \quad \bar{H}_t = \begin{pmatrix} 1 & 0 & \bar{y}_t \\ 0 & 1 & -\bar{x}_t \\ 0 & 1 & 1 \end{pmatrix} \quad (2-17)$$

$$\bar{K}_t^{-1} = \begin{pmatrix} \cos \bar{\theta}_t & \sin \bar{\theta}_t & 0 \\ -\sin \bar{\theta}_t & \cos \bar{\theta}_t & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (2-18)$$

$$\bar{H}_{t-1t} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & \bar{y}_t - \bar{y}_{t-1} \\ 0 & 1 & \bar{x}_{t-1} - \bar{x}_t \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} = \bar{H}_{t-1}^{-1} \bar{H}_t \quad (2-19)$$

2.4 地图模型

环境地图建模主要为 4 种: 拓扑地图表示, 特征地图表示, 直接表征法 (Appearance based methods), 栅格地图表示。拓扑图把探测环境表示为带节点与与之相关连线的拓扑结构图, 其中节点表示环境中的重要位置点, 如出入口、拐角处、楼梯等, 节点与节点之间的连线表示连接关系, 如过道、马路等。特征地图一般使用点、线、面等几何特征来表示环境。直接特征法省去了特征表示的

这一环节，通过用传感器采集的数据信息来构造机器人所处的位姿空间。栅格地图则是把环境划分为一系列栅格，其中每一个栅格设置为一个存储单位，用来设定该栅格的占用概率。4种地图建模方法各有各自的特点和适用范围，其中特征地图与栅格地图应用很普遍。

2.4.1 拓扑地图

拓扑地图是一种比较紧凑的地图表示方法^[16]，一般应用于室内环境，通常是根据环境结构定义的，所以环境的复杂度决定了拓扑图的分辨率。图中的节点与节点间的连线有着严格的对应准则，拓扑图可组织为层次结构，这种表示方法可以实现快速的路径规划，并且为多线程的人机交互指令的下达提供了一个更为理想的接口。拓扑图把环境建模成一张拓扑意义中的图，忽略了具体的几何特征数据，不必精确描述不同节点间的地理位置关系，通过抽象的理论来直观地描述环境，所以拓扑地图对机器人位姿信息的准确度要求并不高，对于机器人的位姿误差有了更好的鲁棒性。当机器人离开一个节点时，机器人只要知道它从哪条连线行走就足够了，当遇到拐角处，一般只需要辨别4个方位，而这些都可以通过机器人自身的里程计与罗盘来实现。

在拓扑图中进行定位，机器人必须准确的分辨节点，因此节点要求有明显可区分和辨别的标识或者特征，并能被传感器识别，但声纳传感器在这方面有着先天的不足。如果探测环境中存在两个或者两个以上相似地方时，并且机器人从不同路径进行探测时，使用拓扑表示方法就很难分辨是否为同一节点。拓扑图表示简单，易于扩展，但在精确识别具体位置上有着很大的不足。

2.4.2 特征地图

基于特征信息的地图表示方法主要是依赖机器人对所探测环境的信息收集，从中提取抽象的具有几何特征的数据来^[17]。特征图建模是种很常用的一种方法，北欧一些港口城市的水运图大量采用了这种方法来绘制地图，例如用线段或曲线的宽度来描绘河道宽度，用颜色的深浅来代表河道深浅；在某些特定的室内结构化环境中，最常见的特征就是线段、角、边，将环境定义为面、角、边的集合或者墙、走廊、门、房间等等，这些具有几何特征信息一般使用了颜色、长度、宽度、坐标等一系列的参数来表示，使用这些几何信息描述环境能够使得地图的描述更为紧凑，且便于位置估计和目标识别。

基于特征信息的地图一般使用以下的特征集合表示：

$$D_\sigma = \{c_k \mid k = 1, \dots, n\} \quad (2-20)$$

其中 c_k 是一个特征, n 是这个地图中的特征总数。

Chatla^[18]采用激光测距传感器的读数来估计机器人的位姿, 他是最早应用多边形地图来描绘结构化的环境。Drumhellor^[19]采用声纳传感器进行定位, 用线段构造全局地图。Arras 和 Tomatis^[20]用激光雷达提取水平直线特征, 用视觉系统提取垂直线段特征, 使地图结构更加丰富。特征方法建模定位准确, 环境模型易于被描绘与表示, 地图的参数化设置也适用于路径规划与运动控制, 但特征法需要特征提取等预处理过程, 且需要一定数量的感知数据才能得到结果, 对传感器噪音也比较敏感, 只适于高度结构化环境。

2.4.3 直接表征法

直接表征法是直接使用传感器采集的数据来描述环境。因为传感器数据本身比特征法或者栅格法的中间环节包含了更加丰富的环境描述信息, 因此在直接应用原始传感器数据来表示探测环境的同时, 通过记录来自不同位置以及方向的环境外部感知数据, 这些数据中包含了坐标、几何特征、符号信息等, 利用这些数据作为在某些位置处的环境特征描述。这与识别拓扑位置所采用的方法原理上是一样的, 差别仅在于该法试图从获取的传感器数据中创建某个函数关系以便更精确地判定机器人的位姿。由于处于不同的方位所获得的环境图象不同, 如果在局部地图中传感器数据到机器人位姿间具有一一对应关系, 那么将当前时刻位置获取的信息与前一时刻的信息进行比较, 则可以判定机器人的位姿。对局部地图的信息使用函数转化, 就可以实现全局建模了。

直接表征法数据存储量大, 受环境噪音的影响严重, 特征信息的提取与匹配存在着算法上的限制, 使其在实际应用中很难得以发展。

2.4.4 栅格地图

基于栅格的地图表示方法是将整个环境分为若干大小相同的栅格, 栅格中的每一个单元代表环境的一部分, 对于每个栅格中是否存在障碍物, 每一个栅格都给设定了一个概率值, 用来表示该栅格被障碍物占据的可能性大小。这种方法最早由Elfes 和Moraves 提出^[21], 并在许多机器人的路径规划、导航、避障控制位姿判断中得到了广泛应用, 是使用较为成功的一种方法。

栅格图不同于特征法的一个地方, 它不需要对应用的特征信息环境进行精确的描述, 并且栅格表示地图属于近似描述, 对某个栅格的感知信息可直接与探测环境中的某个区域对应, 所以栅格地图易于创建和维护, 并且使用声纳这样的廉价传感器也可以进行地图创建。借助栅格地图, 可以方便地进行自主定位和路径

规划。

但当栅格数量增大时，在大型环境中或者地图建模中的分辨率提高时，地图创建所需的内存和CPU 资源迅速增长，使得计算量相应提高。

2.5 数据关联

本文在这里引入这一概念是为了提高地图创建的精度，但仅仅是利用其一些经典算法思想^{[22][23]}应用到实际地图创建中上来。数据关联是将当前观测到的信息与已有的地图进行匹配，确定它们是否对应环境中的同一物体。因此，数据关联的处理必须为每个采集到的数据与大量的可能数据集合建立起对应关系，每个数据集合表示说明该观测源的一种假设，有以下几种可能：

1. 对前面已检测到的每一个障碍物都有一个集合，当前时刻某个障碍点的测量与其中之一的集合属于同一数据源。
2. 新障碍物集合，表示该障碍物是存在的，并且在先前数据源中没有探测到。
3. 不确定性集合，表示该障碍物是不存在的，可能是由噪音、干扰或者不确定性因素产生的，在情况准许的条件下可以消除他们。

虽然在目标跟踪、传感融合等领域，数据关联已经得到较好的解决，但是这些方法的计算量大，不能满足实时建图的要求。错误的数据关联将在创建的地图中产生虚假的障碍物或者产生错误的特征。地图创建过程中，机器人的位姿误差会随着机器人运动距离的增大而增加，这种错误的位置信息将导致数据关联的范围增大，数据关联的可信度降低。特别是在大型的环形中，这将导致“环形闭合问题”，也就是机器人不知道什么时候会返回到已经创建的地图中，所以不能生成一个封闭的环形地图。近来，一些研究者提出了一些改进的数据关联方法：文献^[24]提出采用联合特征进行数据关联，文献^[25]将数据关联视为图的匹配问题，通过求取最大公共子图来实现特征标志的匹配。

2.6 本章小结

本章是针对 MORCS-2 机器人介绍了室内环境地图创建相关内容，包括机器人位姿模型、运动模型、以及里程计与控制命令模型，并对模型建立进行了相应参数调整（包括公式与建模方式）以符合 MORCS-2 的硬件特性，使得机器人的位姿修正更加准确，最后简单介绍了四种地图模型与数据关联。

第三章 基于声纳传感器的概率栅格地图创建

本章首先介绍了声纳传感器和栅格地图相关知识，在此基础上对基于 MORCS-2 的栅格问题进行了具体描述，并提出了一种基于 MORCS-2 的概率栅格地图创建方法。

3.1 声纳传感器及其特性

近 20 年来使用声纳进行漫游的移动机器人成为了大量研究工作的主题，声纳传感器由于其价格便宜、操作简单、任何光照条件下都可以使用等特点得到了广泛使用，成为了许多移动机器人上的标准配置，MORCS-2 移动机器人上就配备了 8 个声纳传感器，编号为 0~7，以 MORCS-2 机器人的头部为 X 轴正方向，8 个声纳分布在机体上的角度分别为：

0 号：90 度，1 号：44 度，2 号：12 度，3 号：-12 度，4 号：-44 度，5 号：-90 度，6 号：-144 度，7 号：144 度。图 3-1 为 MORCS-2 机体上的声纳传感器的分布示意图：

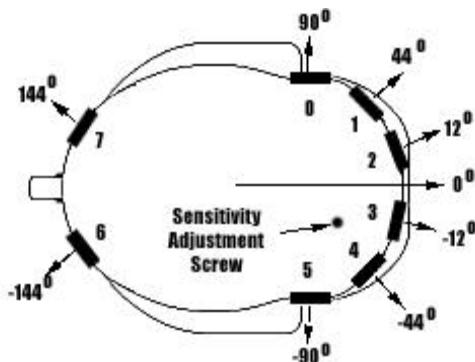


图 3-1 MORCS-2 声纳分布示意图

最初的声纳是作为一种廉价的探测手段，因为它能用较小的代价提供直线距离信息，尽管取得了一些成功，大多数时候声纳的表现还是令人们失望的。大量实验的结论得知，声纳受以下方面的问题影响：声纳弧的宽度、超声波镜面反射、散射与串绕，所以声纳的精度受以下几点影响：

1. 差的方向性：限制了判断一个 10-50CM 的边长的空间位置的精确度，依赖于到障碍物的距离和障碍物表面与声波面的角度。
2. 不恰当的采集频率，在某种意义上，使用范围数据来确定障碍物是不一种最好的方法。
3. 镜面反射：当在拐角或者某些复杂环境下容易发生。

误差的损失存在于声纳的探测角度损失^[26]，如果角度的取舍有着较大的变

化,那么散射与串绕的现象出现得会更加严重,所以基于声纳的地图创建必须针对其声纳模型的特性进行建模^[27]。

基于声音导航与测距的声纳,最初是应用在水下探测。声纳传感器在担任发送信息与接收信息的工作中,所探测到的障碍物与机器人之间的距离是通过TOF (Time of Flight) 方法获得,其工作原理是:由MORCS-2 机器人所带的声纳传感器发射出声纳,声纳遇到障碍物反射后被传感器接收,根据声纳的发射与接收之间的时间片 TOF 以及声波在空气中的速度 v 来计算机器人与所探测障碍物的相对位移 d :

$$d = \frac{v \times TOF}{2} \quad (3-1)$$

在很多文献中提到了各种声纳探测方法的理论,本文主要是想是通过列举了一些常用的声纳模型,来分析声纳数据在预测性与辨明性之间的关系,进而选择出最适合现有条件的声纳模型来。通过大量的实验来检验、处理声纳数据,所以实验本身的过程也是增量式的。

3.2 声纳模型

使用任何传感器的关键在于拥有一个好的传感器模型。因此,一个好的声纳传感器模型一般具备以下两个特性:

预测性:在获得自身位姿的情况下,通过观察某个已知场景,传感器应该预测到采集到的数据是何种类型。

辨明性:根据获得的传感器数据,传感器能辨别所探测的场景几何图形的数据应该是什么。

3.2.1 高斯分布传感器模型

从上个世纪开始,高斯模型一直作为传感器建模的基础,现在很多经典的声纳传感器模型都是以高斯模型为原型,进而扩展升华。而基于声纳传感器高斯模型的特点在于概率的引入,在1932年,广义高斯分布(general gauss distribution, GGD)概率密度函数^[28]被Subbotin提出,统一描述了高斯分布、拉普拉斯分布在内的统计分布^[29],其概率密度函数为公式(3-2):

$$p_{GGD}(x) = \left[\frac{\lambda}{2\beta\Gamma(1/\lambda)} \right] \exp\left[-\left| \frac{x-\mu}{\beta} \right|^\lambda \right] \quad (3-2)$$

公式(3-2)中: $\beta = \sigma \sqrt{\frac{\Gamma(1/\lambda)}{\Gamma(3/\lambda)}}$, $\sigma > 0$, $\Gamma(\bullet)$ 为伽玛函数, 表示为 $\Gamma(\phi) \int_0^\infty e^{-t} t^{\phi-1} dt$,

其中 μ, σ^2, λ 与 β 分别为 GGD 的均值、方差、形状参数以及尺度参数。

现阶段大多采取了混合高斯模型^[30] (基于改进的混合高斯模型的运动目标检测) 进行建模: 假设声纳传感器探测到了 N 个障碍点, 每个障碍点的信息用 \mathbf{X}_t 描述, 其概率密度函数则可用 N 个 3 维高斯函数来表示:

$$f(\mathbf{X}_t = x) = \sum_{i=1}^N \omega_{i,t} * \eta(x, \mu_{i,t}, \sum_{i,t}) \quad (3-3)$$

$\eta(x, \mu_{i,t}, \sum_{i,t})$ 表示在 t 时刻的第 i 个高斯分布, 其均值为 $\mu_{i,t}$ 协方差矩阵为

$\sum_{i,t}$, 第 i 个高斯分布的权值为 $\omega_{i,t}$, 并且 $\sum_{i=1}^N \omega_{i,t} = 1$, 其中

$$\eta(\mathbf{X}_t, \mu_{i,t}, \sum_{i,t}) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{d}{2}} \left| \sum_{i,t} \right|^{\frac{1}{2}}} \exp \left[-\frac{1}{2} (\mathbf{X}_t - \mu_{i,t})^\lambda \sum_{i,t} (\mathbf{X}_t - \mu_{i,t}) \right] \quad (3-4)$$

式(3-4)中, d 表示障碍点的维数。虽然在高斯分布模拟环境的情况下, 可以利用概率的迭加运算来获得障碍物的近似位置, 但运算量较大, 运用到实际操作中来可行性并不高。

3.2.2 中轴线传感器模型

众所周知, 中轴线传感器模型中, 在标准条件下空气中超声波的速度是不变的, 声纳的发射与接收的时间间隔和声纳传感器与目标的反射点之间的距离成正比, 那么使用声纳来建图既快速又简单。如果设定的声纳弧比较小, 那么这种模型能够为障碍的实际定位提供一种合理估计, 这种模型也能为近端障碍物提供一种较合理的估计。同样的, 使用标准的人造偏振光传感器与超声波传感器混合探测, 中心线模型很快打破了远端障碍物的近似定位方法。但是这种模型在探测近端的通道口处却有着较明显的误差。

3.2.3 均匀分布传感器模型

虽然 MORCS-2 移动机器人的声纳工作模式很像中轴线传感器模型, 但在均匀分布传感器模型中, 假设每道声纳弧与其唯一的反射点相对应, 因此可以看作是一个障碍物。简单的假设障碍物来自于声纳弧的某个固定位置是不科学的。整个弧必须被考虑进去, 那么就存在相当多的方法来使用高斯分布为声纳弧上的障

碍物建模，障碍物分布的中心被认为是弧的中心线，所以本文将采用均匀分布传感器模型，这样不仅适合于 MORCS-2 的适合工作模式，而且对建图的精度有着很好的提高。

根据 S. Ciarcia 提出的理论^[31]，对于某个障碍物的位置应该存在着一个统一的概率，因此障碍物的反射点将可能位于声纳弧上的任意一点。这个模型就是在 ATM 方法中使用过的，并且用实验检验了，其他的研究者也使用了均匀分布传感器模型，很多文献认为这种方法中的障碍物将会沿着声纳弧的中心线定位，因为除非声纳散射角度的读数非常小，否则这是不严谨的，所以必须考虑这些声纳弧的本身。

3.3 栅格地图

3.3.1 为什么采用栅格

在美国最先提出了用栅格法表示环境模型中障碍物的存在可能性方法，它的主要思想是将整个环境用一定大小的栅格划分，并由声纳传感器探测到的可进行累积的 CV (Cumulate value) 值来表示每个栅格中存在障碍物的可信度，高的 CV 值表示存在障碍物的可能性高。传感器不断快速采样环境，存在障碍物的栅格将会不断地被检测到。如果是环境的干扰信息被传感器读入，很少能导致高的 CV 值。CV 值的引入在一定程度上排除了干扰信息的影响。栅格法在更新 CV 值时，即在每一次的超声传感器读数时，只需要很少的计算，只影响一个栅格的 CV 值。

栅格法和其他环境建模方法相比具有以下特点：

1. 所建立的栅格与系统所采用的传感器类型有关。不同的传感器由于采集环境信息的方法不同，所获得栅格形状和精确度也不同。
2. 对栅格中的障碍物的形状及具体定位在全局坐标中不能表示出来。

本文中采用声纳传感器创建地图，栅格大小的选取直接影响着控制算法的性能。用来描绘环境模型的栅格越小，环境分辨率越高，受噪音影响大，环境信息存储量大，相应的计算量增加，决策速度慢；相反，栅格选得越大，抗干扰能力越强，环境信息存储量小，决策速度快，但分辨率下降，在密集障碍物环境中发现路径的能力减弱。栅格大小的选取也与传感器的性能有关，如果传感器精度高而且速度快，栅格可以选得小些。

然而不是说分辨率越高建图越清晰，因为分辨率高的同时，噪音的表现形式也越清晰，建图的精度在噪音的影响下反而会下降，在分辨率低的时候，噪音反而会被忽略掉，所以在栅格地图分辨率的选择上，一定要符合探测环境的要求，

根据实际情况确定单位栅格的大小，这样既可以创建出精度较高的地图，又可以节约系统资源，提高地图创建的速度。

3.3.2 基于声纳传感器测距的栅格化方法

MORCS-2 利用 8 个声纳传感器（0~7 号）全方位扫描机器人的周围环境，以及传感器最大距离探测误差为半径划分整个探测的平面，因此就能得到一个被分割成许多栅格的平面。由于声纳传感器角度分辨率较差，利用栅格法获取环境信息是较为可行的基本方法。

本文用两个声纳传感器 A、B 讨论一下环境信息的获取，如图 3-2 所示，其中 a 为传感器 A 的角度探测范围，b 为传感器 B 的角度探测范围。Ra 为 A 探测到的最近障碍物的距离，Rb 为 B 探测到的最近障碍物的距离。当 $Ra < Rb$ （即 R_a 与 R_b 之间差距大于一个阈值）时，本文认为距离 A 最近的障碍物在栅格 1 中，也就是栅格 1 中存在障碍物，而栅格 2 和栅格 3 中不存在障碍物。同理，当 $Ra > Rb$ ，认为距离 B 最近的障碍物在栅格 4 中，也就是栅格 4 中存在障碍物，而栅格 2 和栅格 3 中不存在障碍物。而当 $Ra = Rb$ 时，认为距离 a 或 b 最近的

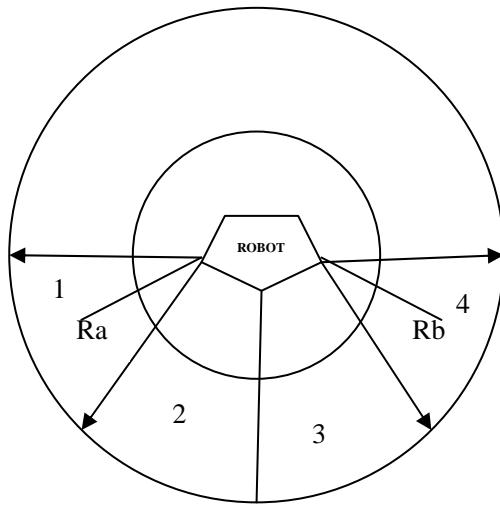


图 3-2 声纳扫描示意图

障碍物可能在 1、2、3、4 任意栅格中，也就是栅格 1、2、3、4 中都有存在障碍物的可能。在实际应用中，基于以上理论思想，本文根据栅格中存在障碍物的可信度来记录环境信息的。也就是说，当 MORCS-2 进行一次探测后，就将可能存在障碍物栅格的 CV 值加 1，同时将不可能存在障碍物的栅格的 CV 值设为 0。这样，就可以将超声波传感器获取的环境信息转化为所需的栅格信息。可以看到，随着超声波传感器数量增多，栅格的粒度就越小，获取的栅格信息也相应越精确。

由于声纳扫描本身的特性，使得所建立的栅格是扇形的，这样不利于对整个工作环境（如房间，大厅等）进行栅格化，因此，需要将各个栅格转化为矩形，

进行区域化，只要传感器的数量较多，这样的近似也是可以接受的。考虑到室内自主式移动机器人如智能吸尘机器人等，其所工作的环境是室内，并且由于声纳测距范围和精确度，以及工作环境面积大小等因素，这样就不能要求声纳传感器能在某个具体的位置，就能把整个室内环境的信息全部记录下来，所以声纳传感器采集信息的工作方式是边走边扫描记录。在这种采集信息的工作方式下，其采集到的信息数据不仅跟环境的静态结构布局有关，并且室内环境中还存在动态的物体如人等，因此对采集到的信息进行建模时还应该考虑到时间的因素。

也就是说采集到的物体位置信息(X,Y)不仅应该是二维平面的 X 和 Y 的函数，也是时间 t 的函数。把机器人工作空间表示成为二维方格阵（笛卡尔坐标的矩形），每个矩形格有一个累积值 CV，表示此方格中存在障碍物的可信度，利用传感器测得存在障碍物的方格中的 CV 值，高的 CV 值表示此方格存在障碍物的可能性高，而在没有测到障碍物的地方，CV 值为零。根据传感器的读数和机器人的位姿决定是否测到某一障碍。每次只增加该障碍物的 CV 值。当移动机器人运动时，每个传感器不断的快速采样环境，那么被连续测到的障碍物的 CV 值就高，同时根据障碍物的位置转换到机器人工作空间的方格内的障碍物密度也较高了。只要测得某处栅格内有障碍物，就记录下该点的位置，但如果有多次测到该障碍物，就记录下多少次，这将会增加环境信息存储量并导致处理速度慢。注意到此时对有用的栅格是有障碍物的栅格，那么很容易想到把所有环境信息用障碍物链表示，障碍物链记录了该障碍物的当前中心位置，当前测得所有点的位置，当前测得的点数、最近点的位置，该障碍物的 CV 值和最多个历史中心点的位置。对于运动的障碍物还需要记录根据历史点预测的位置。对障碍物的信息只记录有限的信息，并不断用最新搜索到的信息刷新以前的信息。这种以障碍物为单位记录的信息量比以栅格为单位的记录信息量要少得多。随着机器人的运动，新出现的栅格在不断增加，这样就可以根据障碍物的位置来确定工作空间中有障碍物的栅格，从而求出候选的扇区，而不记录没有障碍物的栅格。

3.4 基于 MORCS-2 的概率栅格创建方法

3.4.1 贝叶斯概率方法的介绍

事实上，在很多有文献中记录的经典的机器人地图创建算法都有一个共同的特征：他们都是基于概率的^{[34][35]}。概率方法是一种得到广泛应用的不确定信息处理方法，Elfes和Morvaec最早提出了用概率来表示栅格地图中每个栅格为障碍物占有的可能性，他们建立了机器人和所探测环境的概率模型，并且他们都依赖概率论将传感器技术转换成地图。Thrun、Fox和Burgard、Romeor和Morales等也

分别基于概率理论提出了各自的地图描述和创建方法,他们的概率思想很直接明了,他们从最初的概率原理中提供他们算法的数学推导,虽然有一些使用了针对性很强的方法,表面上这些方法看上去不像是明确的概率方法,但事实上在适当的假设下,这些技术能够用概率论来解释。

概率方法如此流行是由于机器人地图创建具有不确定性和传感器噪音的特征。就如前面所讨论的一样,能感知的噪音不仅复杂而且不值得去处理。概率算法通过对各种噪音源以及从噪音对探测方法的影响上建立明确的模型从而来解决问题。在地图创建算法不断改进的历程中,概率方法已经能够较好的体现其在这块领域的研究价值。可能是由于这方面问题的复杂性(移动机器人中地图创建被证明是现今已知推导问题中最难的问题)导致了很多方法被迫采用某种单一的观点并且使用单一的数学方法论去解决它。

事实上贝叶斯法则是每个单个成功的地图创建算法的基本原则。

$$p(x|d) = \eta p(d|x)p(x) \quad (3-5)$$

贝叶斯法则是概率方法的原型。假设现在想去了解一定数量的 x (某地图中),这些 x 是基于测量数据 d (距离扫描,里程计)。那么利用贝叶斯法则这个问题可以被这两项相乘解决, $p(x|d)$ 和 $p(x)$ 。 $p(x|d)$ 表示了在 d 的假设条件下 x 的概率值。因此, $p(x|d)$ 是个迭代模型,因为它描述的是在不同 x 的条件下产生探测数据的过程。 $p(x)$ 为人为主观假设概率, $p(x)$ 之间互斥且构成了一个完备事件组。 η 是参数因子,用来确保贝叶斯法则左边为合法的概率分布。

3.4.2 基于 MORCS-2 概率栅格问题具体描述

为了使以后的论述更加精准,首先在此定义一些符号和术语。 n_s 表示第 s 个声纳传感器,在公式 $b_s = (x_s, y_s, \alpha_s(k))$ 中, k 表示时刻, s 表示声纳传感器, (x_s, y_s) 表示声纳坐标,由于声纳传感器被考虑为静态的,所以 $\alpha_s(k)$ 表示为一常量,即声纳传感器与机器人的角度。

每个声纳范围读数都会产生一个返回值,由一组规则的数据组成, $r(k)$:范围值,声纳的方向角 $\alpha_s(k)$ 在 k 时刻,声纳 s 会产生个返回值 $m_s(k)$ 。本文定义一个矢量 $r_i(k) = (r_i(k), \alpha_s'(k))$,作为声纳 s 在 k 时刻第 i 个的返回值,在每个时间周期,每个声纳最多产生一个返回值。例如,声纳传感器是固定的,旋转安装好的声纳传感器能产生超过范围方向角的返回值,所以应该考虑这些返回值,发生在离散时间片的相同时刻 k 。这一组在 k 时刻某个声纳产生的返回值可以这样表示: $r_s(k) = \{r_i^s(k) | 1 \leq i \leq m_s(k)\}$,这个就被称为 k 时刻的声纳扫描数据, $\delta\beta_s(k)$ 在扫描两个连续时间间隔后,所得不同的角度的返回值表示为:

$\alpha'_{i+1}(k) = a'_i(k) + \delta\beta_s(k)$ ，两个不同于角度的返回值被认为是相邻的。

将MORCS-2探测的环境C离散化为 $m \times n$ 个相同大小的矩形栅格集合^[32]，每个栅格用 G_{xy} 表示，这样C可表达为：

$$C = \{G_{xy} \mid x \in [1, m], y \in [1, n]\} \quad (3-6)$$

机器人在已知位置某处获取声纳测量数据 $r^s_i(k)$ ，表示声纳与障碍物间的距离，同时，由于机器人知道各声纳在自身坐标系中的位置以及声纳发射声波的角度，也就间接地可以得到障碍物的位置估计。

在探测的过程中，可以直接得知的数据有：

1. 机器人创建地图的信息来源包括机人对自身位姿的估计(从里程仪获取)
2. 而声纳传感器在机器人坐标系中的位置及所发声波的中轴方位角(与机器人相关，可预知)
3. 声纳所测量的障碍物距离。

在3.3.2提到过，创建栅格地图就是将机器人在L处的声纳返回值 $r_i(k)$ 集成到地图中，改变栅格元 G_{xy} 为障碍物或空闲区的信度 (CV)。由此需要解决以下两个问题：

1. 声纳读数与地图与实际环境的映射，即声纳模型；
2. 多个声纳传感器的数据融合。

为了对声纳建模，首先引入了两个用于表现声纳测量不确定性的函数^[33]：

$$\Gamma_\theta(\theta) = \begin{cases} 1 - 21\left(\frac{\pi\theta}{180}\right)^2, & 0 \leq |\theta| \leq 12.5^\circ \\ 0, & |\theta| > 12.5^\circ \end{cases} \quad (3-7)$$

$$\Gamma_\rho(\rho) = 1 - \frac{1 + \tanh(2(\rho - \rho_v))}{2} \quad (3-8)$$

其中， θ 表示障碍点 (x, y) 相对于声纳波面中轴线的夹角， ρ 表示障碍点与声纳之间的距离， ρ_v 是一个预定值，表示声纳信息从确定到不确定间的平滑转换点。从公式可以看出， $\Gamma_\theta(\theta)$ 会随着 θ 的变化而变化， θ 越小，也就是障碍点越靠近声纳波面中轴线，那么 $\Gamma_\theta(\theta)$ 的值就越大，简单理解为声纳密度也越大，当然探测的准确性也越高，因为在靠近声纳波面中轴线的区域，能够有效地减少声纳的串绕与散射的现象的出现；而 $\Gamma_\rho(\rho)$ 表示为基于障碍点与声纳距离关系的探测可靠性，为了在算法中更好的体现这一关系，本文把障碍点到声纳之间的距离与探测可靠性定为线性的，而MORCS-2在实际探测中，由于噪音与不确定性的影响，很难有明确的表达式，因为障碍点到声纳的距离并不是越小，探测的可靠性越高，而是在某一个取值范围内才能有着较好的探测精度。

3.4.3 基于 MORCS-2 的概率栅格方法

在地图创建的时候，还需要区别对待两种类型的数据：声纳传感器探测数据与机器人的命令控制数据。用 r 来表示传感器探测数据，用 u 表示控制数据。在代码实现中，数据是交替采集的：

$$r_1, u_1, r_2, u_2, \dots,$$

下标的数字用来表示时间序列。 r_t 表示在 t 时刻采集到的传感器数据， u_t 表示 $[t-1, t)$ 这一时间段的机器人所接受到的控制命令。在大多时候的情况下，一般可以用里程仪来替代控制数据 u ，因为他们能更精确反应当时机器人的移动状态。创建地图中概率方法的理论基础是贝叶斯法则，为了避免大量的计算，必须假设所有的栅格状态是独立的，否则，对于 $m \times n$ 个栅格，每个栅格有空和非空两种状态，计算时就必须考虑 2^{mn} 情况的条件概率。根据概率的基本思想，首先对探测环境作如下的设定：

1. 确定区域：在探测环境中所探测到的障碍物以及确定了不存在障碍物，将其信息转化到栅格地图中来，即为被占据了或为空的单位栅格。
2. 不能确定的区域：栅格地图中确定区域以外的区域，包括环境中机器人没有探测到的区域，可能探测不到的区域，例如墙体内部、大型障碍物内部等。本文中，地图创建初始化状态下的全局地图都属于不确定区域。

根据上面的定义，对于 G_{xy} ， $s = (G_{xy}) = E$ ，表示栅格为空，而 $s = (G_{xy}) = O$ 表示该栅格被占据，即存在障碍物，那么对于这两个事件的概率存在约束：

$$p[s(G_{xy}) = E] + p[s(G_{xy}) = O] = 1 \quad (3-9)$$

进而可以建立采集的声纳数据向栅格地图映射的概率模型：公式 (3-10) 来自于参考文献^[36]，但由于 MORCS-2 机器人硬件的特性，经过多次实验测试比较，对公式中一些参数进行了修改，以达到更好的地图创建精度。

$$p[s(G_{xy}) = O | r] = p[s(\rho, \theta) = O | r] = \begin{cases} \frac{2(1-\lambda)}{\pi} & 0 \leq \rho < r - 2\delta \\ \frac{2(1-\lambda(1-(1+((\rho-r)/\delta))^2))}{\pi} & r - 2\delta \leq \rho < r - \delta \\ \frac{2(1+\lambda(1-(((r-\rho)/\delta)-1)^2))}{\pi} & r - \delta \leq \rho < r + \delta \\ \frac{2}{\pi} & \rho \geq r + \delta \end{cases} \quad (3-10)$$

在公式 (3-10) 中， ρ 为障碍点 G_{xy} 和探测到这个障碍点的声纳之间的距离，

θ 为 G_{xy} 与声纳的夹角, r 为声纳读数, δ 和 2δ 表现了对 r 准确度的一种估计, $\lambda = \Gamma_\theta(\theta) \cdot \Gamma_\rho(\rho)$ 。

基于MORCS-2声纳传感器探测特性, θ 的取值一般为0, 因为障碍点与声纳的夹角在声纳数据采集预处理过程中就被计算了, 所得的障碍点坐标也就会坐落在声纳波面中轴线的左右, 并且误差在2mm之内, 这也是为什么本文采用的声纳模型为均匀分布传感器模型, 由于MORCS-2提前量的计算^[37]为应用于实际环境探测算法节省了大量的运算资源, 为此采用相应的均匀分布传感器模型也较大提升了地图创建的速度。

MORCS-2声纳传感器的探测范围为: 100mm~4000mm, 但最佳的探测距离为1200mm附近, 从公式 (3-10) 可以推论出, 声纳测量数据与概率值描述的栅格地图间的映射关系符合声纳的物理特性, 在声纳测量范围内的区域, 并且处于声纳最佳探测距离附近的区域, 概率值一般趋向于1, 障碍物的可能性很高; 超出声纳测量范围的区域, 取概率值为0.5, 以表示其不确定; 在声纳测量范围内的区域, 但是越靠近声纳, 那么为障碍物的可能性越小。

由于需要考虑多个声纳传感器的数据融合问题, 本文在此列出基于贝叶斯方法的概率公式:

$$p(x_t | r^t, u^t) = \eta p(r_t | x_t) \int p(x_t | u_t, x_{t-1}) p(x_{t-1} | r^{t-1}, u^{t-1}) dx_{t-1} \quad (3-11)$$

公式(3-11)中上标 t 表示为在 t 时刻的数据集合, $r^t = \{r_1, r_2, \dots, r_t\}$, $u^t = \{u_1, u_2, \dots, u_t\}$ 。

再将公式 (3-11) 应用于本文栅格地图的概率模型可以得到公式 (3-12), 为 MORCS-2 新的概率模型:

$$p[s(G_{xy}) = O | r_1, r_2, \dots, r_t] = \frac{p[s(G_{xy}) = O | r_t] p[s(G_{xy}) = O | r_1, r_2, \dots, r_{t-1}]}{\sum_{X \in \{E, O\}} p[s(G_{xy}) = X | r_t] p[s(G_{xy}) = X | r_1, r_2, \dots, r_{t-1}]} \quad (3-12)$$

当地图创建初始化时, 公式 (3-12) 成立, 需要假设公式 (3-13):

$$p[s(G_{xy}) = E] = p[s(G_{xy}) = O] = 0.5, \forall G_{xy} = C \quad (3-13)$$

3.5 本章小结

本章主要介绍如何在概率基础上使用声纳创建栅格地图, 采用了均匀分布传感器模型作为声纳传感器的工作模型; 在引入了贝叶斯法则基本思想的同时, 提出了一种基于 MORCS-2 的概率栅格地图创建方法, 将概率方法简化并应用于实际实验中, 在位姿修正的同时很好地控制了噪音。

第四章 基于改进 ATM 的地图创建

本文综合以上概率方法的思想，采用增量渐进式^[38]的算法进行实时^[39]地图创建，通过适当地改变机器人的位姿和融合时间片的声纳数据来增加声纳的精确度^{[8][12][40]}。首先，确立一个简单的声纳模型；然后，在这个简单声纳模型的基础上应用了ATM^[9]的改进方法；最后用实验证明了该方法的可行性与有效性。

4.1 数据结构的定义

4.1.1 棚格地图存储结构的定义

在这里有两种定义方法，一种是在缓冲区中分配一块连续的静态存储区域，采用二维数组的数据结构描述棚格地图，另一种是在动态地分配存储区域，用指针形式的一维数组描述棚格地图。

以上两种分配方式各有优缺点，采用静态的存储空间，数据的存储是顺序的，对数据的处理简单易操作，但因为地图的增大而导致了存储空间的扩展会较难处理，采用动态的指针数组分配方式，能够灵活的分配存储空间，存储空间大小的变化能够很好地跟随地图的变化，但在数据的操作上需要额外的计算资源。这两种方式经过多次实验发现，在已有的主程序框架中定义静态的存储空间，如果超过 100×100 的二维数组存储结构对系统要求较高，存储空间资源的利用率很低；而动态的分配方式却有着很高利用率，系统资源占用也较静态少很多。所以采用第二种定义方法也是理所当然了。在此列出棚格地图存储结构的定义：

```
struct actgmInfo
{
    // 棚格地图的结构
    float *probability; // 保存棚格信息的指针结构，用概率的形式描述
    int (*MapArray)[MapArraySize][MapArraySize];
    int row_amount, line_amount; // 当前地图总行数与总列数
    int left_e, right_e, top_e, bottom_e; // 左右上下已扩展的行或列值
    bool BuildGMIited; // 用于标识棚格地图是否已经初始化
};

struct actgmInfo GMP;
```

在这里本文所定义的probability为浮点型^[41]，取值范围也是0.0-1.0,用来表示某个棚格中的障碍物存在的可信度，概率值越接近1,就表明此棚格中存在障碍物的可能信越高。但为了体现快速简便的地图创建过程，大多数实验中一般仅仅只取0与1两个值来表示障碍物的不存在与存在^[42]。

4.1.2 机器人状态存储结构的定义

前面提到过, MORCS-2 机器人就是利用里程计获取自身位姿信息, 利用 8 个声纳传感器获取环境信息, 那么将要有两组数据结构分别用来存储机器人的状态与声纳信息。机器人状态存储结构:

```
struct RobotInfo
{
    int RobotIndex;    //机器人在整个机器人队列中的序号
    float RobotX,RobotY,RobotHeading; //机器人在全局坐标系下的位姿, x,y 坐标以及朝向角
    float RobotCurrentV,RobotMaxV; //机器人当前行进速度与最大速度, 单位: mm/s
    float RobotCurrentRV,RobotMaxRV; //机器人当前旋转角度和最大旋转速度
    float RobotLeftV,RobotRightV; //机器人左轮速度与右轮速度, 单位: mm/s
    UINT     status;    // 机器 人 状 态 , 包 括 : STATUS_STOPPED;
    STATUS_MOVING;STATUS_NOT_CONNECTED;STATUS_NO_HIGH_POWER
    int    batterypower; //机器人电池状态, 1/10 伏
};

struct RobotInfo Robot;
```

声纳信息存储结构:

```
struct SonarInfo
{
    float fx,fy,fth; //用来存储当前时刻机器人所处的局部位姿
    float afx, afy, afth; //用来存储当前时刻机器人所处的全局位姿
    float obx, oby; //声纳所探测到的障碍物的局部坐标
    int range; //声纳所探测到的障碍物与机器人的距离
    int snew; //声纳编号
};

struct SonarInfo SInfo[8];
```

4.2 MORCS-2 声纳模型

如前文(3.2.4 均匀分布传感器模型)提到的, 本文采用的为均匀分布传感器模型, 这种声纳模型在地图创建的过程中速度较快, 对于实时建图有着很好的执行效率^[43], 而且在声纳弧比较小的情况下, 这种模型能够为障碍物的实际定位

提供一种合理估计。但该模型的缺点也很明显，即在探测较远处的狭窄通道口的时候容易产生错误信息。如图 4-1 所示，探测圆弧上的实心点 m_1 和 m_2 代表不同时刻机器人探测到的障碍物所认为的位置。基于这样的探测模式，机器人会把实际的障碍点转移到声纳弧的中点 m_1 与 m_2 （如图 4-2 所示），从而认为这个通道口过于狭窄而不能通过，但事实上机器人是能通过这个通道口的。

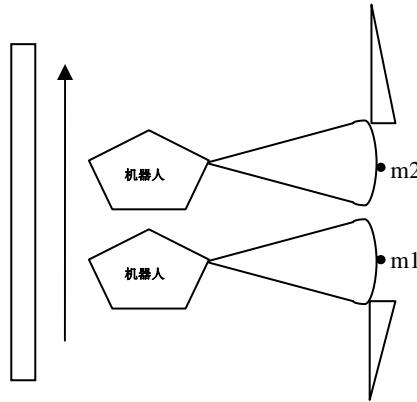


图 4-1 中轴线传感器模型工作方式

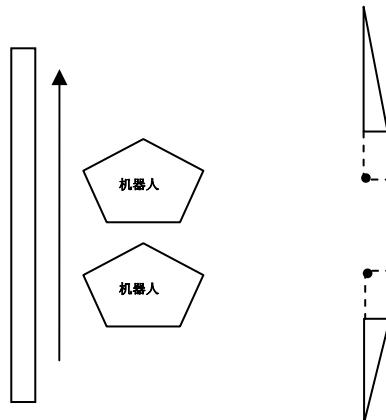


图 4-2 机器人认为通道口不能通过

Leonard 提出了一种基于多边形环境中辨别拐角与边界的方法（使用声纳 RCD^{[44][45]}: Range of Constant Depth Method），RCD 方法假设障碍物的反射点就处于声纳弧的中心点，事实上这种假设是很有道理的。因为 RCD 方法融合了移动机器人探测环境时不同时间片的多组的声纳数据^[46]，当机器人穿过某个环境时，这些中心点将会被记录。如果这些中心点是条连续的直线，证明机器人正在沿着一堵墙行走^[47]；而当机器人移动的同时，如果中心点也保持着相对稳定的变化，那么 RCD 方法认为移动机器人正处于一个拐角处或是通道口。经过对基于 RCD 与 ATM 两种方法实验后，发现中轴线传感器模型对远端障碍物的近似定位并不尽人意，所以在本文中采用了均匀分布传感器模型。

假定障碍点坐落于声纳弧上任一处的概率是均匀的, 即在一段弧长为 λ 的弧上, 一个障碍点随机分布在距离为 Δ 的子区间 $(d, d + \Delta)$ 上的概率为 $\frac{\Delta}{\lambda}$, 很明显 $\frac{\Delta}{\lambda} < 1$ 。这个概率仅仅依赖于子区间的长度, 而不依赖于障碍点落在弧上的位置。现在考虑有 n 个点落入到相同小区间的概率, 即在这个小区间上不存在目标的概率, 这个概率可以被描述为公式 (4-1):

$$\prod_{i=1}^n P(X_i \in (d, d + \Delta)) = \prod_{i=1}^n \frac{\Delta}{\lambda} \quad (4-1)$$

当 n 增加至无穷 (Δ 减小), 这个概率将趋近于 0。换句话说, 当有更多的点落入相同的区域, 就可以认为这个区域一定存在某个被声纳探测到的目标。

4.3 ATM 方法

ATM 方法的基本思想是: 声纳弧上障碍点的存在服从均匀分布, 即障碍物的反射点可能落在声纳弧上的任意位置。ATM 方法假设每条弧上均存在一个障碍点, 只是无法确定障碍点在弧上的具体位置。如果要判断某声纳弧上障碍点的具体位置, 可以通过其他声纳弧与该声纳弧相交的交点来确定。

在实际情况中, 即使是在所获得的数据是稳定不变的情况下, 由于声纳在距离辨别能力和航位推测法上的误差, 会导致许多声纳弧不可能正好相交于一个点。这些弧的交点会在目标弧上形成一个点簇, 簇中任一个点可以作为该弧上的障碍点位置的近似值。同时, 障碍点在目标弧上位置判断的精确度依赖于该弧上交点的数目。

在 ATM 方法中, 首先对两条相交弧的交点作各自的切线, 并判断其夹角是否为 30° , 如果是则纳入目标弧的交点簇, 否则摒弃; 然后对目标弧的交点簇中两两相邻的交点的间距求中值, 并对获得的所有中值点求平均值, 以求得该声纳弧上障碍点的近似位置, 从而获得比较精确的障碍物位置。ATM 方法仅仅只考虑弧横切线的交点的中值, 在一些相关实验中, 给出了相关数据用来证明这种方法在狭窄环境的探测上确实有着精度的提高。在 ATM 的实验中, 一般使用 8-10 个声纳传感器, 最佳探测距离为 1300mm 左右, 以单位秒来更新声纳数据。但这种方法在障碍点的筛选上不够精确, 从而导致障碍点丢失与噪音点增加。

4.4 ATM 方法的改进

在 ATM 方法中, 由于限定了交点切线的夹角 θ 的大小, θ 固定取值为 30° , 这样的取值使得数据采集过于简单, 从而在遗漏了一些有效数据的同时还获得了一些无意义的数据, 所以在实际应用中所创地图的精确度并不高。本文对切线的夹角 θ 设定了范围, 并引入了权值, 很好的改进了 ATM 方法中存在的这一不足。

之处。

如图 4-3 所示, 两条弧 α 和 β 相交后, 障碍点可能会落在 α 上也可能落在 β 上, 简单的假设障碍点落在声纳弧的某个固定位置是不正确的, 整条弧必须被考虑进去。本文认为障碍点应该会落在两条弧的交点附近, 但由于声纳的不确定性, 需要对交点附近的范围做进一步处理。

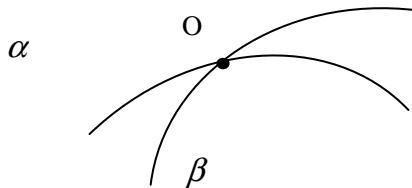


图 4-3 两条声纳弧线相交图

如图 4-4 所示, 弧 α 与弧 β 相交于点 O , 过点 O 分别作两条弧的切线 $l1$ 和 $l2$, 以弧 α 为基准, 从点 O 开始, 在切线 $l1$ 的 1CM 处作垂线交于切线 $l2$, 可得 $OA=1$, $AB=1/\sin\theta$, $OB=1/\tan\theta$ 。

假设两条切线 $l1$ 和 $l2$ 相交的角度为 θ ($30^\circ \leq \theta \leq 90^\circ$), 以每 5° 为一个角度范围单位, 对其赋权值 ω_i ($0 \leq i \leq 11$), 这样的单位和权值可以根据实际的情况进行调整, 以获得最佳的实验效果。

此外, 还需要得到弧 α 与弧 β 的长度, 假设声纳传感器到弧 α 的距离为 $d1$, 到弧 β 的距离为 $d2$, 声纳传感器的散射角为 φ , 弧 α 的长度 $s1=\frac{\pi}{180} \cdot d1 \cdot \varphi$, 弧 β 的长度 $s2=\frac{\pi}{180} \cdot d2 \cdot \varphi$, δ 代表为需要考虑的阈值, 那么把 δ 表示为公式 (4-2):

$$\delta_i = \frac{2(AB+OB)}{s1+s2} \cdot \omega_i = \frac{360(\sin\theta + \tan\theta)}{\pi \cdot \varphi \cdot \sin\theta \cdot \tan\theta \cdot (d1+d2)} \cdot \omega_i \quad (30^\circ \leq \theta \leq 90^\circ) \quad (4-2)$$

只有 δ 达到了阈值要求的交点才值得考虑。

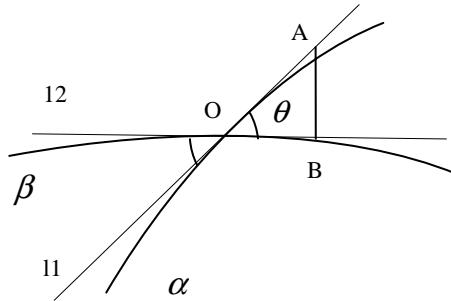


图 4-4 两条相交弧的交点切线图

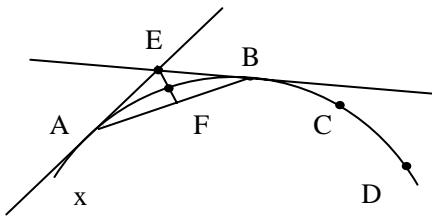


图 4-5 求障碍点的中值图

这里的 θ 取值如果过小对于实验是没有意义的，如果出现了较小的 θ 值，在绝大多数的情况下是因为移动机器人探测到了一段连续的障碍物，而不是所期望的通道口或者拐角环境；在加入权值后，经过实验多次证明，发现夹角 θ 的适当变化有利于提高判断狭窄环境的精确度。

在 ATM 方法中，对于求弧间距的中值并没有给出一个具体的方法。本文提出以下方法来获取弧间距的中值，并求得障碍点近似位置。

如图 4-5 所示，假设在弧 x 的交点簇中存在有效的 A 、 B 、 C 、 D 4 个交点。先取最左边相邻的两个点 A 、 B ，对其分别作切线，两条切线必定相交于一点 E ，然后把 AE 和 BE 连接起来。从顶点 E 作一条垂直于线段 AB 的直线，交弧 x 于点 F ，点 F 即为弧 AB 的中值点。然后再取 B 、 C 两个相邻交点，重复以上过程，直到交点簇中所有的相邻交点都被处理完毕，最后将得到 3 个中值点，对这 3 个点求得的平均值就可作为障碍点在弧 x 上的近似位置。

4.5 基于改进 ATM 的实时地图创建

机器人的地图创建其实是一个定位与建图相互联系、不可分割的过程^{[48][49]}，本文向更底层的方向思考问题，机器人的地图创建就是像是“先有鸡还是先有蛋的问题”。如果机器人的位姿始终确定，那么地图的创建将是非常简单的工作，同理，如果有一张详尽的环境地图，那么将有非常行之有效的算法来确定任何时刻任何地点的机器人位姿。那么数据采集的过程中，机器人的状态信息与声纳信息的采集与处理都是同时进行的。

4.5.1 实时地图创建过程

首先，在主程序中设置一个输入信息处理函数：OnTimer(UINT nIDEvent)，其中 nIDEvent 指示定时器的标识符，每到 SetTimer 成员函数中指定的时间片时就调用模块函数。

其次 OnTimer 函数中不仅要写入采集数据的代码，还必须实时的对所获取的数据进行格式化操作^[50]。例如多自身位姿数据的转换，Robot.RobotHeading 需要

转换成弧度, $Rth=(float)Pi*Robot.RobotHeading/180$, 这里的 Rth 用来表示机器人当前时刻的朝向角 (弧度)。这里需要着重提出的一点是, 由于声纳信息所采集的障碍物信息为局部地图信息^{[51][52]}, 而机器人所建立的地图则需要是全局地图, 这就存在着局部坐标转换全局坐标的过程。在前面的声纳信息存储结构中可以看到, 声纳所采集的障碍物坐标都为局部坐标, 许多文献中提到过一些经典转换方法, 大多是利用贝叶斯公式的迭代算法进行转换, 虽然能够提高精确度, 但在计算量上却是极其庞大的, 应用于实际也是非常难于实现与控制的。

因为此前提到, 在实际应用中, 为了简化建图的过程, 描述栅格的信息概率值一般只取 0 与 1 两个值, 那么栅格状态可以简化两种状态: 空 (Empty) 或者存在 (Occur)。这样的处理可以使得坐标转换不需要进行空间迭代运算, 只需要简单的二维坐标转换就能达到数据准确转换了。本文在此采用了改进 ATM 的方法, 利用对声纳弧多个交点的运算处理, 获取障碍物在声纳弧上的近似位置, 从而确定具体的栅格坐标。

需要特别提出的是, 改进的 ATM 方法引入了权值设定, 并且声纳弧夹角有了范围阈值设定, 所以具体的实现方式必须在以下三个方面做出调整:

1. 声纳信息存储结构的变化, 在声纳信息的字段中需要设定权值的二维数组, 考虑到交点权值的辨明性, 二维数组是很好的选择, 既能够记录焦点的坐标系, 又能与权值保持唯一的对应关系。
2. 栅格信息的扩展, 在单位栅格中需要加入角度字段, 用来与某个对应的声纳弧上障碍点位置对应, 这样的处理方式能够使得栅格信息在更新时能够有所比较, 并且在栅格地图重绘的时候能够区分一定的噪音信息, 从而对降噪拥有比较好的效果。
3. 改进 ATM 方法在计算障碍点近似位置时, 需要为其多设定一个时间片, 这样的计算资源消耗换取地图创建精度提高是很值得, 因为在这个时间片仅仅需要的是一系列的几何运算。

假设当机器人在第 n 个栅格中, 那么它的位姿按照全局坐标系来描述时为: (Rx, Ry, Rth) , 第 i 个声纳传感器采集到的障碍点的数据表示为: $r_s(k) = \{ r_i^s(k) | 1 \leq s \leq m_s(k) \}$, 转换成局部坐标系的坐标为 (x_l^i, y_l^i, r_l^i) , 这个就被称为 k 时刻的声纳扫描数据, $i=0, 1, \dots, 7$, 因此障碍点在全局坐标系中的坐标 (x_g^i, y_g^i, r_g^i) 可以用以下公式 (4-3) (4-4) 来描述:

$$\begin{bmatrix} x_g^i \\ y_g^i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos Rth' & -\sin Rth' \\ \sin Rth' & \cos Rth' \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} x_l^i \\ y_l^i \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} Rx \\ Ry \end{bmatrix} \quad (4-3)$$

$$Rth' = \frac{\pi \cdot Rth}{180^\circ} \quad (4-4)$$

以上两个公式就实现了障碍物局部坐标向全局坐标的转换，其中 R_x , R_y , R_{th} 分别为机器人在全局坐标系下坐标以及朝向角， i 为机器人的第几个声纳。

最后就是删格地图的描绘与保存了，每组这样的($rob[i] \rightarrow G_{mx}$, $rob[i] \rightarrow G_{my}$)信息表示所探测到一个障碍点所处的坐标，判断这个障碍点属于哪个栅格，把这样的一个障碍点填充到所在栅格中去，并且把此栅格着色。实际环境与所创建的地图之间映射模式：采用 `SetMapMode(MM_LOMETRIC)` 这种模式，在此模式中，逻辑坐标的原点位置可以自由设置，X 轴水平向右，Y 轴铅直想向上，坐标单位为 0.1mm。同时把栅格的大小可以确立为 1mm*1mm 的大小，这样的设置是为了得到更好的环境地图，当然也可以根据实际情况调节坐标单位与栅格的大小，以达到最好的地图创建效果。

4.5.2 改进 ATM 的算法性能分析

在 ATM 方法中，由于限定了交点切线的夹角 θ 的大小， θ 固定取值为 30° ，这样的取值使得数据采集过于简单，从而在遗漏了一些有效数据的同时还获得了一些无意义的数据，所以在实际应用中所创地图的精确度并不高。本文对切线的夹角 θ 设定了范围 ($30^\circ \leq \theta \leq 90^\circ$)，并引入了权值 ω_i ($0 \leq i \leq 11$)，很好的改进了 ATM 方法中存在的这一不足之处，现列出改进 ATM 算法的基本思想：

输入：机器人的初始化位姿，局部坐标系中机器人的控制命令

输出：探测环境的全局地图。

Step1 初始化： $t=1$ ，栅格地图的存储空间的分配，以及每个单位栅格的概率值赋初值 0.5。

Step2 机器人探测环境，在 $t-1$ 时刻时，机器人位姿的获取与修正： t 时刻的里程计数据获取机器人的位姿，再根据概率模型 $p(x_t | r^t, u^t)$ 计算机器人在 t 时刻的可能位姿；声纳传感器数据采集： $sInfo[i] = Robot.ReadSonarInfo(i)$ ；

Step3 改进的 ATM 算法：

- a) 获取声纳弧交点集
- b) 为焦点集合中的交点做横切线，并赋权值
- c) 确定有效交点
- d) 确定障碍点的位置
- e) 如果符合阈值的交点都处理完则退出此算法，否则重复 a,b,c,d

Step4 局部地图的创建、更新

Step5 局部地图转换成全局地图

Step6 地图创建是否完成，完成则退出算法，否则返回 Step2

在改进的 ATM 算法中，需要计算资源的步骤主要是声纳弧横切线交点的确定，但时间复杂度不会超过 $\log_2 n$ ， n 为确定的声纳弧横切线交点个数，所以在每一次重新数据采集时，运算量是保持平稳的。因为单位声纳弧上的障碍点近似位置的运算时间非常短，为了获取明显的比较效果，本文设置了延迟函数，以每 100 个声纳弧上的障碍点为单位，那么障碍点近似位置的确定时间为 100 个障碍点总和时间的平均数据，表 4-1 为同一环境下，实验 20 次的平均数据，ATM 算法与改进 ATM 算法就声纳弧上障碍点的数量以及其近似位置获取时间上与的比较：

表 4-1 ATM 算法与改进 ATM 算法时间上的比较

算法	探测到的障碍点 点总数	声纳弧横切线交 点数	有效横切线交点 数	障碍点近似位置 确定时间(s)
ATM	3013	18463	12933	1.426
改进 ATM	3061	18712	15407	1.736

在多次实验中发现，探测环境的形状对障碍点、声纳弧横切线交点总数以及有效横切线交点数的获取都有一定的影响，所以本文在表 4-1 中环境采用了相对规则的简单环境，以保证实验数据的稳定性与准确性。

4.6 基于 0-1 的局部地图转换全局地图的算法思想

实时地图创建的同时，需要把所获得的栅格信息保存下来^[53]，现在的栅格信息是二维坐标系^{[54][55][56]}，但在定义的动态存储空间^[57]中只支持一维数组，所以需要额外计算量来实现栅格二维坐标向一维坐标中的转换。在 0-1 两种状态下的栅格信息可以采用单字节的存储格式，能够大幅减少存储空间，本文在此字段采用了无符号浮点型，对数据的溢出也有一定的作用。

假设栅格地图中有 n 行与 m 列，某个栅格需要着色，其坐标为 (G_{mx}, G_{my}) ，用来存储的一维数组用 z 来表示， $z = (G_{mx}-1)*m + G_{my}$ ； z 的最大值为 $n*m$ ；也就是栅格地图的栅格数目，此过程其实是可逆的，如果需要计算二维坐标，仅仅只要做简单的逆运算^{[58][59]}就可以得到栅格的二维坐标了。

举个简单的例子来说明整个实现过程：假设在 t 时刻，机器人在此时刻获取自身位姿 $(R_{x_t}, R_{y_t}, R_{th_t})$ 和声纳信息 $SInfo[i]_t$ ($0 \leq i \leq 7$)，数据处理后得到障碍物全局坐标 (G_{mx_t}, G_{my_t}) ，然后调用画笔描绘栅格，并且保存此栅格信息 z_t ^[60]。

这些操作线性封装在前面所提到的 OnTimer 函数中，每隔一个时间片就调用此函数以保证达实时性。

其算法思想为：

```

void CRobotClientDlg::OnTimer(UINT nIDEvent) //多时间片函数
{
    if(nIDEvent==1) //设定了某个时间片
    {
        if(Robot.IsConnectedTest()) //判断是否连接了机器人
        {
            获得机器人当前时刻的状态，包括其位姿
            for(int i=0;i<8;i++) //对 8 个声纳进行数据采集和处理
            {
                获取当前时刻某个声纳的数据；
                障碍点的局部坐标转换成全局坐标；
                rob[i]->Gmx=(float)(Rx+ SInfo[i] ->obx*cos(Rth)-SInfo[i] ->oby*sin(Rth));
                rob[i]->Gmy=(float)(Ry+ SInfo[i] ->obx*sin(Rth)+SInfo[i] ->oby*cos(Rth));

                数据的格式化；
                判断属于哪个栅格，并且对栅格着色；
                栅格二维坐标转换成一维坐标，并保存
            }
        }
    }
    If if(nIDEvent==2) //其他时间片
    {
        .....
    }
}

```

4.7 基于改进 ATM 的栅格地图的更新策略

在通过改进 ATM 的方法获得声纳弧上障碍点近似位置的同时，障碍点在栅格地图上的坐标也将需要得到确定，并且实时创建栅格地图是个增量式的过程，但由于声纳信息具有不确定性，不同时刻声纳所采集的数据也会存在误差，那么栅格信息需要不断被更新修正，在前面提到的栅格的状态有两种：空或者被占有；所以更新的方式也只有两种，要么置空单位栅格，要么填充单位栅格，这样的处理方式对改进 ATM 方法中的声纳弧上障碍点近似位置的存储也能够得到一定的空间节约，在存储速度上也能够有一定的提升。

首先在系统缓冲区申请三段存储空间, 分别用来存储 3 个连续时间片的栅格地图。在 $t-1$ 时刻把栅格地图保存至副本 GMB_{t-1} , 然后把在 t 时刻获取的栅格地图 GMB_t 与 GMB_{t-1} 进行比较; 如果在 $t-1$ 时刻采集到有障碍物点, 而在 t 时刻却没有采集到, 但现在并不能认为那就是噪音点, 需要用 $t+1$ 时刻的栅格地图来比较, 此时如果还是没有采集到障碍点, 那么将它置空, 认为此点无障碍, 因为噪音一般为突发不连续性的, 所以这时候一般可以认为此点为噪音点。

为了更好描述栅格更新机制, 在代码实现中制订了以下判断规则:

1. $G_{t-1}=0, G_t=0, G_{t+1}=0$, 此栅格为空
2. $G_{t-1}=0, G_t=0, G_{t+1}=1$, 此栅格为空
3. $G_{t-1}=0, G_t=1, G_{t+1}=0$, 此栅格为空
4. $G_{t-1}=0, G_t=1, G_{t+1}=1$, 此栅格为占用
5. $G_{t-1}=1, G_t=0, G_{t+1}=0$, 此栅格为空
6. $G_{t-1}=1, G_t=0, G_{t+1}=1$, 需要进一步判断
7. $G_{t-1}=1, G_t=1, G_{t+1}=0$, 此栅格为占用
8. $G_{t-1}=1, G_t=1, G_{t+1}=1$, 此栅格为占用

除了第 6 种情况需要进一步的算法判断, 其他都可以直接得出判断结果来。

对于第 6 种情况可以通过扩展缓冲区, 采用 5 个连续时间片或者更多时间片的形式来进行判断; 因为在实际实验中, 有时出现 10101010 这样规律的情况, 那么本文一般判断这样的情况属于硬件噪音, 所以为了更确切的获得栅格占用情况, 牺牲一定的计算量是很值得的。

对于以上的处理, 仅仅只需要做 0 与 1 状态的比较与更新, 计算量也非常小, 但对噪音控制却有了很大提高。

4.8 本章小结

本章综合概率方法的思想, 利用改进的 ATM 方法进行实时地图创建, 该方法主要是提高室内环境中一些狭窄地区的建图精度, 针对控制狭窄环境通道口处的噪音进行了处理, 并对栅格地图更新提出了一种机制, 以获得实时状态下的局部地图更新实效性与可行性。

第五章 地图创建实验结果与分析

实验中所使用的 MORCS-2 移动机器人配备了里程仪、电子罗盘以及 8 个声纳，机器人通过里程仪与电子罗盘实现自身的定位，并通过声纳获取障碍物信息，MORCS-2 机器人的声纳传感器精确度为 10mm，声纳探测范围在 100mm-4000mm 之间，MORCS-2 机器人提供了应用于 WINDOWS 的 C 语言开发环境与数据接口，实验主程序为 Visual C++ 编写。

5.1 基于 MORCS-2 概率栅格的地图创建的结果与分析

5.1.1 简单环境

在简单环境下进行建图，圆圈代表机器人，机器人从左边开始出发，到达右边后，再返回，重复几次这样的探测路径。

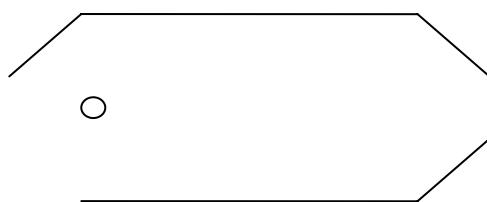


图 5-1 实际环境示意图-简单环境

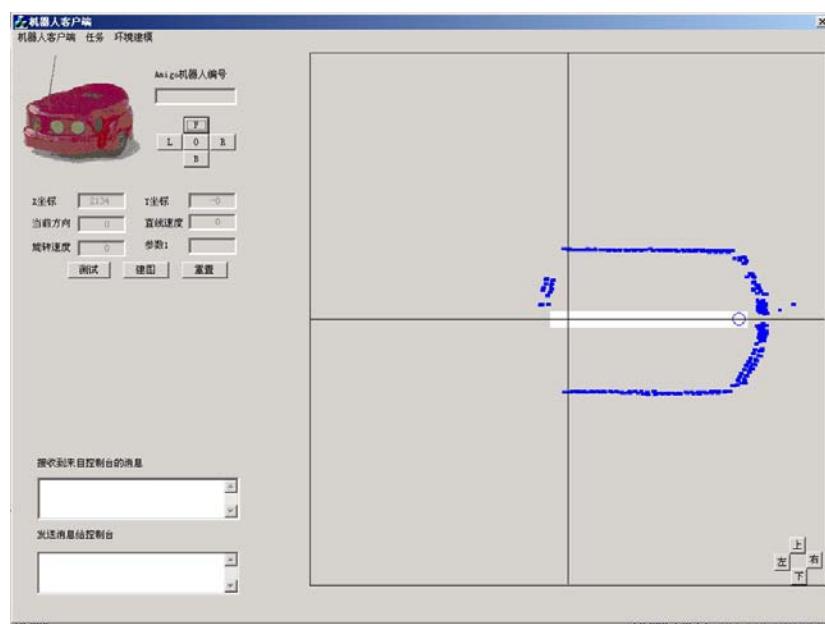


图 5-2 实时地图创建结果图 (未加概率) - 简单环境

在图 5-2 中，可以看到 MORCS-2 尾部 7 号声纳虽然工作量比较少，但采集到的障碍点被描绘了多重的栅格区域，左上那块墙体就被描绘成了两片不同区域的栅格，同样 MORCS-2 前端的 1 号、2 号、3 号、4 号声纳也把环境中的前端墙

体重新描绘成了两片栅格区域，并且在前端有离散的噪音点出现。在图 5-3 中，由于加入了基于 MORCS-2 的概率算法，可以明显看到在图 5-2 中，同一个障碍物多个栅格区域描绘的现象没有出现了，这是因为引入了概率算法的地图创建使得 MORCS-2 的位姿有了修正，并且在噪音的控制上也有了提高，所以在往返的探测过程中，位移量的误差能够得到补偿与修正，进而在障碍物的描绘上也能够更加精确。

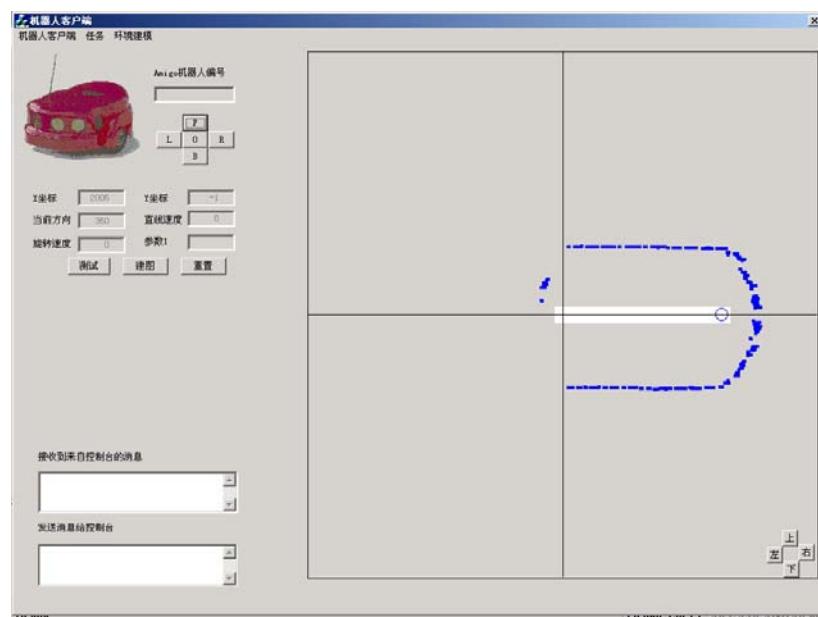


图 5-3 实时地图创建结果图 (加概率) - 简单环境

5.1.2 较复杂环境

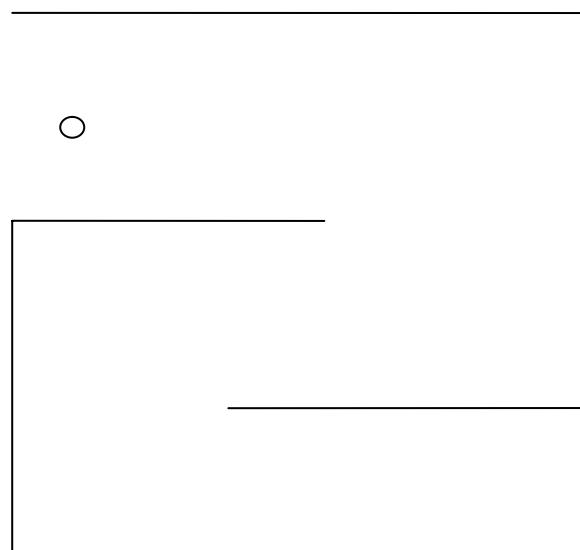


图 5-4 实际环境示意图-较复杂环境

比较图 5-5 与图 5-6, 这两幅实验结果图能够很明显看出地图创建的精度在加了概率算法中有了很大提高。

首先在拐角处, 噪音很容易出现, 形成所谓的“噪音环”, 所以当机器人转弯的时候, 本文设置了睡眠函数, 停止声纳信息运算处理, 直到机器人转弯完成, 才进行声纳数据处理。

```
void CRobotClientDlg::OnTurnleftButton()
{
    Robot.RobotTurnLeft(30,100); //旋转的角度与速度
    while(!sfDoneHeading(10)) //如果没有旋转完, 继续等待
    {
        sfPause(300); //单位为毫秒
    }
    sfPause(200); //缓冲时间, 避免惯性采集。
}
```

sfPause(nTime)函数可以使整个程序线程停止运作 nTime 时间。

将这样方法与概率算法一起应用到了地图创建中, 减少了大量的噪音点, 使得建图的效果与精度得到了很大的改善。

其次, 引入基于 MORCS-2 的概率算法后, 在 MORCS-2 的几次转弯, 位姿在转弯的情形下也能够得到修正, 位移的偏差也能够得到补偿, 所以对同一个障碍物的不再出现多个栅格区域的绘制, 使得探测环境的描绘更加准确与真实。

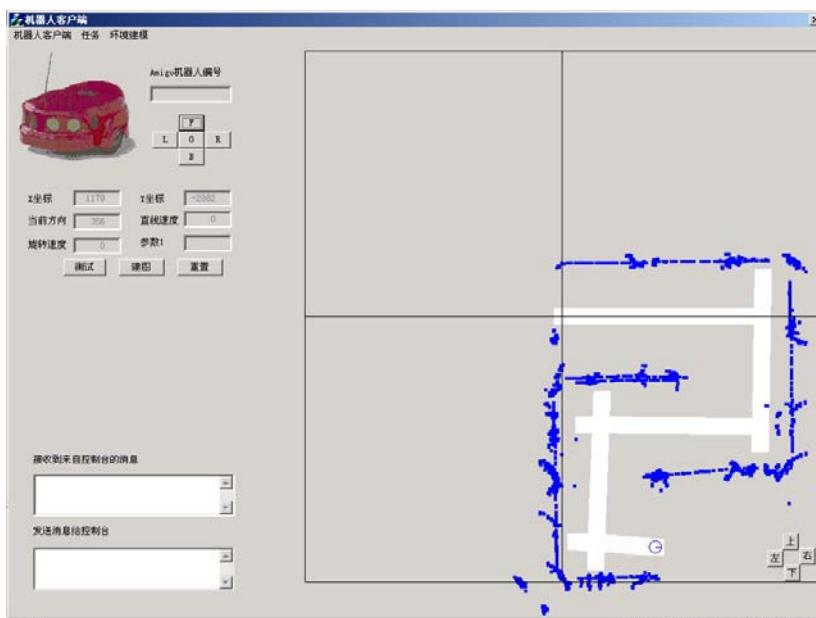


图 5-5 实时地图创建结果图 (未加概率) -较复杂环境

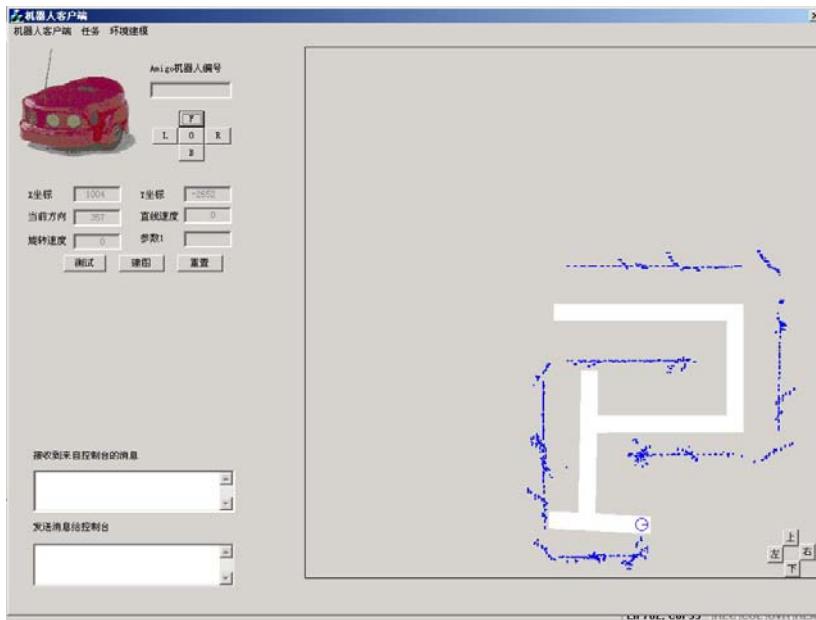


图 5-6 实时地图创建结果图 (加概率) - 较复杂环境

5.1.3 两种算法的实验结果分析

首先,在简单环境下给出普通探测方法与基于 MORCS-2 的概率方法实验结果的比较,表 5-1 和表 5-2 中的数据为 20 次实验的平均数据,从表 5-1 中可以看到引入概率算法的定位更为合理些,从而栅格地图的绘制也更为精确;在表 5-2 中,对噪音的控制并不是很明显,这是因为 MORCS-2 在平移时,声纳在探测平行规则物体,噪音点的出现比较少,两种算法仅有细微差别。

表 5-1 两种算法下的位姿误差 (简单环境)

算法	实际位移 (mm)	X 轴误差 (mm)	Y 轴误差 (mm)
普通算法	3673	176	25
MORCS-2 概率算法	3642	43	9

表 5-2 两种算法下的噪音控制 (简单环境)

算法	探测到的障碍点	噪音点	比值 (噪音点/障碍点)
普通算法	1873	13	0.73%
MORCS-2 概率算法	1855	7	0.38%

其次,在较复杂环境下,地图创建的情况就有了很大的不同。表 5-3、5-4 中的数据为 10 次实验的平均数据。分析表 5-3 与表 5-4 的数据,发现路径越长,误差也越大,环境越复杂,噪音出现的比率越高,在引入概率算法的地图创建中,

噪音虽然不能完全被消灭,但相对于普通的方法来比较,还是具有很好的降噪效果,同时在位姿的修正中,位姿的准确性越高,地图精度越高,噪音控制也能得到很好体现。

表 5-3 两种算法下的位姿误差 (较复杂环境)

算法	实际位移 (mm)	X 轴误差 (mm)	Y 轴误差 (mm)	左旋转误差 (度)	右旋转误差 (度)
普通算法	7004	296	341	5.25	7.67
MORCS-2 概率 算法	6987	77	80	1.13	1.88

表 5-4 两种算法下的噪音控制 (较复杂环境)

算法	探测到的障碍点	噪音点	比值 (噪音点/障碍点)
普通算法	8116	753	9.28%
MORCS-2 概率算法	8194	231	2.82%

通过以上实验结果的对比,发现在简单环境下,加了概率算法的栅格地图创建方法与未加概率的方法在噪音控制上的差别不大,仅仅是在一些局部区域有差别,但由于位姿得到了修正还是可以看得出有概率的地图精度要高一些。而在较复杂的环境下,有没有加概率的区别就明显了,特别是在拐角处,可以看到噪音在有概率算法的地图中明显降低,并且路径越长,位姿误差的区别就越大。虽然需要分配一定的计算资源去获得栅格的概率值,但在地图创建精度的提高上却有了很好的成效,这是值得的。

5.2 改进 ATM 方法的地图创建的结果与分析

在基于概率方法的思想上,本文将改进 ATM 方法的引入到地图创建中,其方法主要是针对狭窄环境下的探测精度提高,本文在探测环境中上方墙体设置了一个约 40CM 的通道口, MORCS-2 从左至右探测。

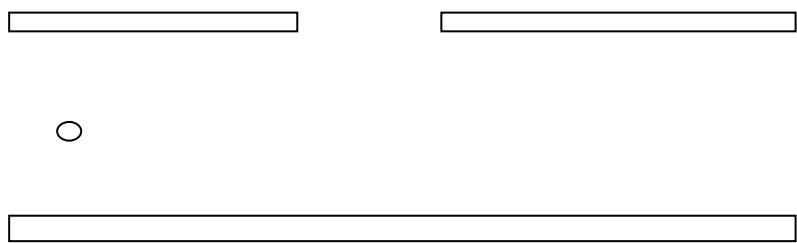


图 5-7 实验环境示意图

本文分别用三种不同方法对这个通道口进行描绘，实验结果如图 5-8 至图 5-10 所示：图 5-8 为普通探测方法，图 5-9、图 5-10 分别为 ATM 方法与改进 ATM 方法。比较发现，移动机器人在探测狭窄通道口时，应用了改进算法后的方法所获得的地图，比原有的普通探测算法以及 ATM 方法所获得地图精度都要好。

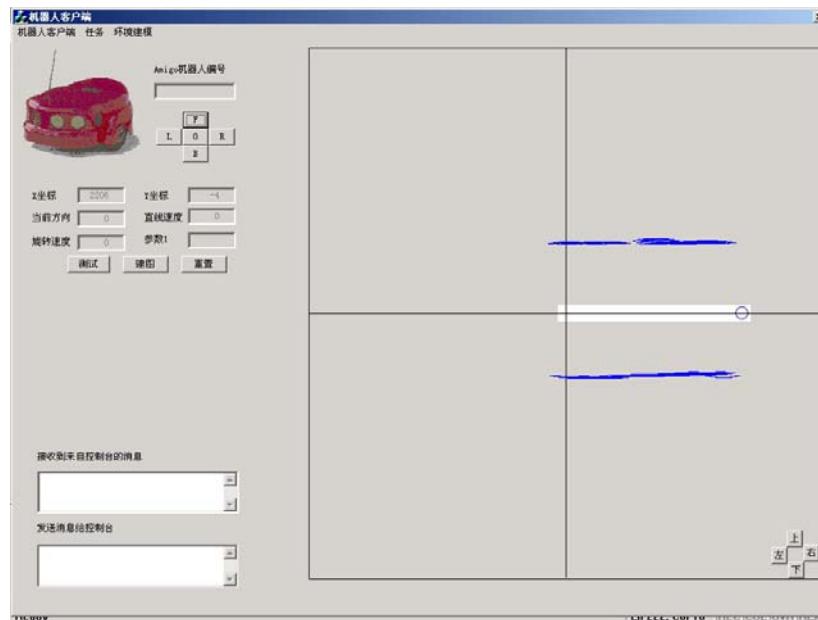


图 5-8 普通探测方法

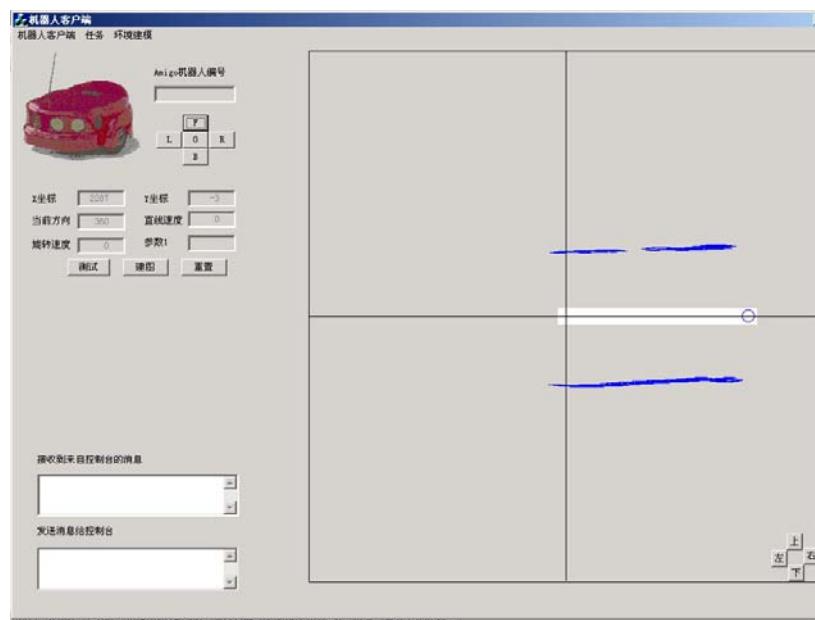


图 5-9 ATM 方法

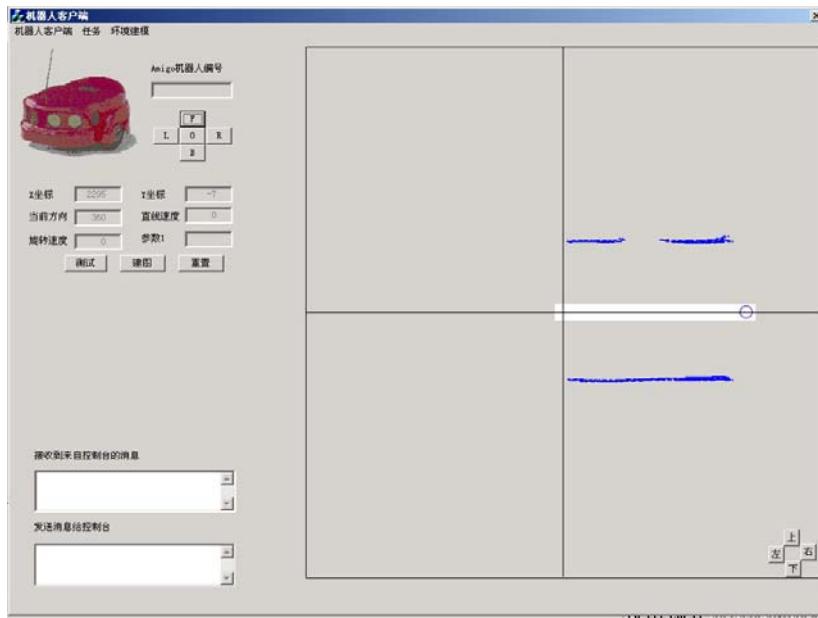


图 5-10 改进 ATM 的探测方法

通过实验对本文所提出的改进 ATM 方法进行了验证, 实验结果如图 5-8 至图 5-10 所示: 比较发现, 移动机器人在探测狭窄通道口时, 应用了改进算法后的方法所获得的地图, 比原有的普通探测算法以及 ATM 方法所获得地图精度都要好。

由于普通探测方法并未有声纳弧交点的引入, 所以在表 5-5 中, 本文仅对 ATM 方法与改进 ATM 方法进行数据对比, 其中表 5-5 中的数据为 10 次实验的平均数据。从表 5-5 看出, 在一定基数的障碍点的情况下, 有效的横切线交点越多, 对于通道口处的障碍点的定位就越准确。

表 5-5 ATM 方法与改进 ATM 方法通道口障碍点位置精度比较

算法	障碍点 交点总数	声纳弧横切线 交点总数	有效横切线交点数	比值 (有效交点/总 数交点)
ATM 方法	1571	6028	4291	71.2%
改进 ATM 方法	1766	5994	5172	86.3%

5.3 本章小结

本章主要是通过实验来说明本文所研究方法的成效, 通过对比, 发现噪音控制是声纳建图中的难点, 希望在以后的算法中能够进一步得到改进。

第六章 总结与展望

6.1 总结

关于论文关于基于声纳室内环境栅格地图创建的研究，至此已经告一段落，无论是室内移动机器人还是室外移动机器人，他们的系统内部都需要一个建立环境模型，这也是机器人实现定位与环境建模的基础。即使在室内机器人的无地图创建模式中，即在任何时刻都不进行地图创建，机器人的系统内部也维持着对环境信息的描述。机器人对未知环境的感知与环境建模是机器人完成工作的基础与关键。本文采用声纳传感器对室内环境进行地图创建，总结起来，论文的主要工作如下：

1. 介绍了课题研究的背景与意义，对移动机器人的相关技术与当前地图创建现存问题做了系统介绍。
2. 基于实验机器人 MORCS-2 的基础上，提出了机器人的位姿模型、运动模型、里程计与控制命令模型，机器人自身的三个模型有效地消除里程计产生的误差，并为概率栅格地图的创建打下了良好基础。
3. 通过对四种地图建模方式的介绍，确立了栅格地图为本论文主要的地图模型，在贝叶斯法则思想基础上，引入概率方法，使得地图创建精度更高，并在实际应用有着不错的实验效果。
4. 针对 MORCS-2 机器人的特性，综合概率方法的思想，利用改进的 ATM 方法，对较远处狭窄环境探测提高了探测精度，对声纳传感器的精度要求也不高；通过理论分析，引入权值后，对数据的采集与选择有了更好的控制，使得计算量相对于 ATM 方法要小，在探测实际外部环境的过程中，有着较好的实时地图创建效率和较高的精确性。经过多次的实验，发现声纳易在以下三个方面的产生噪音：
 - a) 在某个探测距离范围容易产生噪音。
 - b) 机器人转弯的时候，声纳信息散射现象严重。
 - c) 不规则的障碍物，探测障碍物的直角区域，容易出现声纳串绕现象。

针对以上所提到的问题，通过以下几种方法来消除噪音：

1. 在声纳信息的获取过程中设置阈值，通过分析声纳数据，筛选距离较远的障碍点数据，留下距离为 100mm 到 1000mm 之间的声纳信息。
2. 当机器人转弯的时候，可以设置睡眠函数，停止声纳信息，直到机器人转弯完成。
3. 设定不同的时间片后，对栅格地图进行更新比较也有一定的去噪音作用。

6.2 展望

本课题研究范围主要是针对室内环境建模，探测对象仅为静态障碍物，所应用的传感器类型相对来说也比较单一。地图创建研究中还存在很多未涉及与深入探索的方面，很多经典算法的改进与应用也需要进行进一步的分析比较。

1. 地图创建算法的改进

随着时代的进步，地图创建的算法思想层出不穷，今后想引入动态划分区域的思想，将整张全局地图划分为具有各自特征局部区域，这样的做法对降噪有着明显地提升，随着机器人技术日益提高以及计算机硬件资源不断更新，一些复杂算法也有实际应用的可能，可以丰富实验的方案，以获得更好实验数据与分析结果。

2. 多传感器的应用

针对动态环境的建模，以及室外环境的地图创建，多传感器的信息融合是必须的。但多种传感器融合的方法建立于不同数据源的采集方式的确立，这是一个极具挑战性的研究方向。

3. 三维环境地图的创建

因为本文是基于声纳传感器进行地图创建，所以主要是针对于二维环境的探测与构建。对于以后未知环境中不可确定性因素的增多，三维环境的构建将能比二维的方法更加如实地反映真实环境，那样也能对以后需要开展探测工作提供有力的帮助，但三维环境的地图创建比二维的地图创建需要更多的数据量与计算资源。

参考文献

- [1] 蔡自兴.机器人大学[M].北京: 清华大学出版,2000.
- [2] Ayache N, Faugeras O D. Maintaining Representations of the Environment of A Mobile Robots[J]. IEEE Transactions on Robotics and Automation, 1989,5(6):804-819
- [3] Levitt J, Durrant-Whyte H F. Mobile Robot Localization by Tracking Geometric Beacons[J]. IEEE Transactions on Robotics and Automation, 1991,6(7):376-382
- [4] 欧青立,何克忠.室外智能移动机器人的发展及其相关技术研究[J]. 机器人,2000,22(6):519-526
- [5] 李磊.移动机器人系统设计与视觉导航控制研究[D]. 北京:中国科学院研究生院, 2003:3-7
- [6] 吴东晖.智能移动机器人的视觉导航技术[D]. 杭州: 浙江大学, 2001:4-5
- [7] Burgard W, Fox D, Jans H. Sonar-based mapping of large-scale mobile robot environments using EM[C]. In Proceedings of the International Conference on Machine Learning, Bled, Slovenia, 1999,16: 67-76
- [8] 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
- [9] Choset H, Nagatani K, Lazar N A. The arc-transversalmedian algorithm: a geometric approach to increasing ultrasonic sensor azimuth accuracy[J]. IEEE Transactions on Robotics and Automation,2003, 19(3): 519-522
- [10]Thrun S, Burgard W, Fox D. A probabilistic approach to concurrent mapping and localization for mobile robots[J]. Mach. Learning, 1998, 14(3):29-53
- [11]Avots D, Lim E, Thibaux R. A probabilistic technique for simultaneous localization and door state estimation with mobile robots in dynamic environments[J]. Submitted for publication, 2006:521-526
- [12]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[J]. 机器人,2004, 26(4): 380-384
- [13]赵翊捷.基于地图的移动机器人定位技术研究[D].上海:上海交通大学,2002
- [14]Dissanayake M, Newman P, Clark S. A solution to the simultaneous localization and mapping (slam) problem[J]. IEEE Transactions on Robotics and Automation, 2001,17(3):229-241
- [15]Doucet A, de Freitas N, Gordon N. Sequential Monte Carlo Methods in

- Practice[J]. Springer-Verlag, 2001,45(1):106-106(1)
- [16] Kortenkamp D, Weynouth T. Topological mapping for mobile robots using a combination of sonar and vision sensing[C]. In Proceeding Twelfth NCAI, AAA, 1994:979-984
- [17] Chong K S, Kleeman L. Mobile-robot map building from an advanced sonar array and accurate odometry[J]. International Journal of Robotics Research. 1999, 18(1):20-36
- [18] Chatila M. Mobile Robot Navigation: Space modeling and decisional processes[A]. Proc. Of 3rd International Symposium on Robotics Research, Gouvieux[C]. France, 1985:373-378
- [19] Drumhellor M. Mobile robot localization using sonar [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1987, PAMI-9(2): 325 -332
- [20] Brown R G, Donald B R. Mobile robot self-localization without explicit landmarks[J]. Algorithmica, 2000, 26: 515-559
- [21] Elfes A, Moravec H. High resolution maps from wide angle sonar[A]. Proceedings of the 1985 IEEE International Conference on Robotics and Automation, 1985:116-1212
- [22] Castellanos J A, Tardos J D. Mobile Robot Localization and Map Building: A Multisensor Fusion Approach[J]. Kluwer Academic Publishers, Boston, MA, 2000, 39(6):1120-1121(2)
- [23] Castellanos J A, Montiel J M M, Neira J. The SPmap: A probabilistic framework for simultaneous localization and map building[J]. IEEE Transactions on Robotics and Automation, 1999, 15(5):948-953
- [24] Neira J, Tardos J D. Data association in stochastic mapping using the joint compatibility test[J]. IEEE Transactions on Robotics and Automation. 2001, 17(6):890-897
- [25] Bailey T, Nebot E M, Rosenblatt J K. Data association for mobile robot navigation a graph theoretic approach[C]. IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2000:2512-2517
- [26] Prestes E, Engel P M, Trevisan M. Exploration method using harmonic functions[J]. Robotics and autonomous systems. 2002, 40:25-42
- [27] Cho D, Lim J. A new certainty grid based mapping and navigation system for an autonomous mobile robot.[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 1995, 10: 139-148

- [28]王宏禹. 数字信号处理专论[M]. 北京: 国防工业出版社, 1995
- [29]Romero L, Morales E, Sucar E. Learning probabilistic grid-based maps for indoor mobile robots using ultrasonic and laser range sensors[C]. Mexican International Conf. On Artificial Intelligence, 2000, Vol 1793:158-169
- [30]Newman P. On the Structure and Solution of the Simultaneous Localisation and Map Building Problem[D]. University of Sydney, March 1999
- [31]Joshi R J, Fischer T R. Comparison of generalized Gaussian and Laplacian modeling in DCT image coding[J]. IEEE Transactions on Signal Processing Letters, 1995, 2(5): 81-82
- [32]WAN G W. Map building by mobile robots in unknown environment [D]. Shanghai: Shanghai Jiaotong University, 2003: 5234
- [33]Ribo M, Pinz A. A comparison of three uncertainty calculi for building sonar-based occupancy grids[J]. Robotics and autonomous systems. 2001, 35:201-209
- [34]Yin H, Allinson N M. A Bayesian self-organizing map for Gaussian mixtures [J]. IEEE Proceedings Vision, Image and Signal Processing, 2001, 148 (4): 234-240
- [35]罗荣华,洪炳鎔. 基于信息融合的同时定位与地图创建研究[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2004, 36(5):566—569
- [36]王卫华,陈卫华,席裕庚. 基于不确定信息的移动机器人地图创建研究进展[J]. 机器人, 2001, 23(6):563-568
- [37]Demirli K, Turkmen I B. Sonar based mobile robot localization by using fuzzy triangulation[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2000, 33:109-123
- [38]Schultz A, Yamauchi B, Adams W. Integrating map learning, localization and planning in a mobile robot[J]. In Proc. of the 1998 Conference on Computational Intelligence in Robotics and Automation, Gaithersburg, MD, Sept. 1998: 331-336
- [39]Frenwick J W, Newman P M, Leonard J J. Cooperative concurrent mapping and localization[C]. In Proc. of the IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2002, 1810-1817
- [40]高丽华,房芳,马旭东. 一种基于声纳信息的移动机器人地图创建方法[J]. 制造业自动化, 2006, 28(11):33-35,65
- [41]Neira J, Tardos J D. Data association in stochastic mapping using the jointcompatibility test[J]. IEEE Transactions on Robotics and Automation,

- 2001, 17(6):890-897
- [42] Leonard J, Feder H J S. Decoupled stochastic mapping[J]. IEEE Journal of Oceanic Engineer. 2001, 26(4):561-571
- [43] 李吉功, 冯宣伟, 郭戈. 复杂环境下基于栅格地图的实时路径规划[J]. 2007, 17(S1):199-201, 206
- [44] 宁姗, 孟庆强. 未知环境下移动机器人的同时定位和地图构建[J]. 2007, 17(06):452-451
- [45] 刘年庆, 周光明, 陈宗海. 一种基于多超声波信息精确建立环境模型的新方法[J]. 机器人, 2005, 27(3):261-266
- [46] Prestes E, Engel P M, Trevisan M. Exploration method using harmonic functions[J]. Robotics and autonomous systems. 2002, 40(1):25-42
- [47] 周光明, 贾梦雷, 陈宗海. 移动机器人未知环境自主探测的一种高效算法[J]. 上海交通大学学报. 2005, 39 (6):936-940
- [48] 裴明恩. 一种改进的 Wall-Following 环境探测方法[J]. 中国科技信息, 2005, 1(1): 24-25
- [49] 邹小兵. 移动机器人原型的控制系统设计与环境建模研究[D]. 长沙: 中南大学, 2006
- [50] Wang Z S , Wu W, Xu X H. Auto2recognition and autolocation of the internal corners of planar checkerboard image [C]. International Conference on Intelligent Computing. Berlin : Springer , 2005 :473 – 479
- [51] 艾中良, 杨银苓, 何勇. 面向信息栅格环境下的信息共享[J]. 计算机工程与应用, 2007, 43(26):192-195
- [52] 海涛, 鲍远律. 基于区域特征和连接成分的地图规范化算法[J]. 计算机技术与发展, 2007, 17(10):137-140
- [53] 郝宗波, 洪炳容, 黄庆成. 基于栅格地图的机器人覆盖路径规划研究[J]. 计算机应用研究, 2007, 24(10):56-58
- [54] 李新德, 黄心汉, 王敏. 基于经典 DSmT 的 Sonar 栅格地图创建[J]. 计算机应用研究, 2007, 24(3):209-212
- [55] 余洪山, 王耀南. 基于粒子滤波器的移动机器人定位和地图创建研究进展[J]. 机器人, 2007, 29(3):281-289
- [56] 李伟, 沈振康. 未知环境下的机载自主导航 [J]. 弹箭与制导学报, 2007, 27(1):90-92
- [57] DEZERT J, SMARANDACHE F. Advances and applications of DSmT for information fusion [M]. Rehoboth: American Research Press, 2004: 61-103.

- [58] Humberto, Quijano J, Leonardo P.Improving Cooperative Robot Exploration Using an Hexagonal World Representation[C]. Proceedings of the Electronics, Robotics and Automotive Mechanics Conference, 2007:450-455
- [59] Noykov Sv, Roumenin Ch.Occupancy grids building by sonar and mobile robot[J]. Robotics and Autonomous Systems,2007,55(2):162-175
- [60] Dean A, Waters, Husam H. Abulula.Using bat-modelled sonar as a navigational tool in virtual environments[J]. International Journal of Human-Computer Studies,2007,55(10):873-886

致谢

时光转瞬疾逝，回顾这三年的硕士研究生学习与生活，即将毕业的我不禁感慨良多。

首先我要向敬爱的导师蔡自兴教授致以深深的谢意。这三年以来，蔡老师以其严谨、科学的治学方式和兢兢业业的工作态度为我树立了良好的榜样，也正是因为蔡老师的精心教诲、耐心指导，才使本人参与研究的课题与毕业论文得以顺利完成；蔡老师对我生活上的关心和学习上孜孜不倦的教导，使我在三年的学习生活中如鱼得水；此外，师母翁老师在生活与精神上也给予了我亲切的关怀，使我倍感温暖。为此，我再次向他们表示诚挚的感谢和衷心的祝福。

感谢陈白帆师姐、潘薇师姐，本文的顺利完成离不开她们平时在科研理论上诸多指导与照顾，她们深厚的理论功底使我在学术目标与研究方向上把握得更加清楚；感谢刘利枚老师，每当我遇到困难时，她总是耐心与我探讨、分析难点，解决困难；同时还要感谢项目组的陈爱斌老师、刘丽珏老师、高平安老师、匡林爱老师，他们的帮助与照顾使我获益非浅；感谢智能所的唐琎老师、肖晓明老师、魏世勇老师，平日里也得到了他们不少的支持与帮助。

感谢在实验室里朝夕相处的同学们，与他们一起钻研课题、攻克难关的那段日子里，是我人生的宝贵记忆，他们分别是：李仪师兄、余伶俐师姐、袁湘鹏、肖常、蒋莹、王绍钰、袁成、卢薇薇、任孝平、邹磊、成进军等等；另外还要感谢已经毕业的黎陟，感激他对我在 Visual C++ 编码上的引导与帮助。

最后要特别感谢我的家人，他们在我最困难的时刻给予了鼓励、关爱，也正是他们那无私的奉献与支持才能使我最终顺利完成学业，在人生的路途上一步一步走下去。

李润伟
2008年5月于中南大学

攻读学位期间主要研究成果

发表论文：

李润伟, 蔡自兴, 童宇. 基于声纳的提高狭窄环境探测精度的一种方法. 智能系统学报[J]. 已录用.

参与项目：

1. 国家基础研究项目 (A1420060159)
2. 国家自然科学基金重点项目 (60234030)