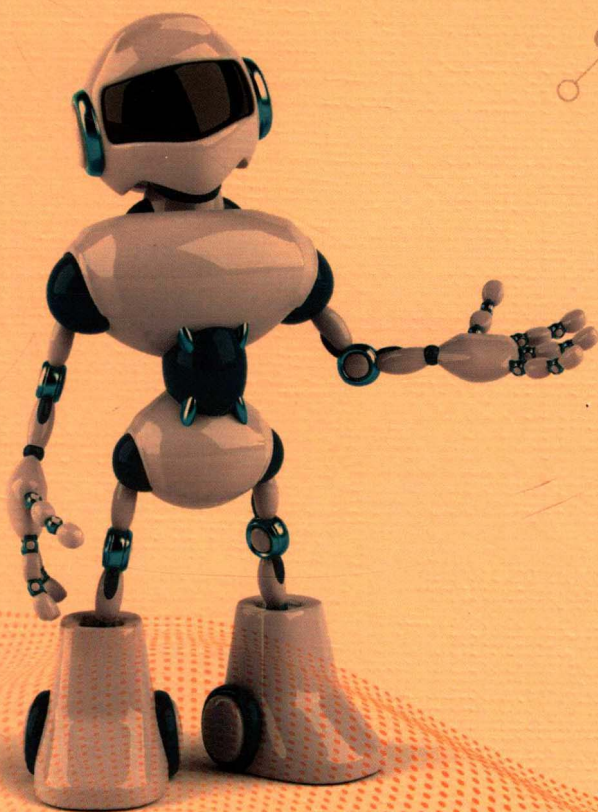


移动机器人SLAM、 目标跟踪及路径规划

陈孟元 著



北京航空航天大学出版社
BEIHANG UNIVERSITY PRESS

移动机器人 SLAM、目标跟踪及路径规划

陈孟元 著

常州大学图书馆
藏书章

北京航空航天大学出版社

内 容 简 介

从简单重复的劳动中解放出来一直是人类的梦想,也是人类创造发明机器人的主要目的之一。机器人具有可移动性,可以进一步扩大其使用范围并能更好地提高其使用效率,但移动机器人在复杂环境中如何模仿人类进行自我导航和路径规划一直是难以解决的问题。本书系统地介绍了移动机器人及多移动机器人同步定位与地图构建(SLAM)、目标跟踪及路径规划三方面相对独立又彼此相关的内容,尤其又扩展到移动机器人与无线传感网络、基于无线传感网络的目标跟踪以及基于鼠类混合导航细胞的移动机器人衍生SLAM算法等前沿问题。

本书可作为理工科的硕士、博士研究生的参考书,同时也可供相关领域的科研工作者参考。

图书在版编目(CIP)数据

移动机器人SLAM、目标跟踪及路径规划 / 陈孟元著

—北京:北京航空航天大学出版社,2017.12

ISBN 978-7-5124-2599-6

I. ①移… II. ①陈… III. ①移动式机器人—目标跟踪—研究 IV. ①TP242

中国版本图书馆CIP数据核字(2017)第281103号

版权所有,侵权必究。

移动机器人SLAM、目标跟踪及路径规划

陈孟元 著

责任编辑 刘晓明

*

北京航空航天大学出版社出版发行

北京市海淀区学院路37号(邮编100191) <http://www.buaapress.com.cn>

发行部电话:(010)82317024 传真:(010)82328026

读者信箱:goodtextbook@126.com 邮购电话:(010)82316936

北京九州迅驰传媒文化有限公司印装 各地书店经销

*

开本:710×1000 1/16 印张:13.75 字数:293千字

2018年5月第1版 2018年5月第1次印刷 印数:1000册

ISBN 978-7-5124-2599-6 定价:49.00元

前 言

从简单重复的劳动中解放出来一直是人类的梦想,也是人类创造发明机器人的主要目的之一。机器人具有可移动性,可以进一步扩大其使用范围并能更好地提高其使用效率,但移动机器人在复杂环境中如何模仿人类进行自我导航和路径规划一直是难以解决的问题。

近年来,无论家用还是工业领域,移动机器人的应用数量都在急剧增长。如果想要移动机器人实现完全自主,则需要能够可靠获得自身周围精确的环境模型,即同步定位与地图构建(Simultaneous Localization and Mapping, SLAM)。现有解决 SLAM 问题的方法主要分为两类:

一是基于概率论的方法,这种方法在过去 30 年得到了较好的研究。其中,卡尔曼滤波(Kalman Filter, KF)算法和粒子滤波(Particle Filter, PF)算法等成为了机器人 SLAM 的基本解决方法,这种研究方法的前提是将移动机器人所处的环境做出静止不变的理想假设,且将移动机器人装备足够精确的传感器,这就要求系统必须拥有尽可能高的计算能力。

二是模拟动物的行为进行导航,这种利用生物神经激励系统的方法为 SLAM 问题的解决提供了新的研究思路。近些年来国内外学者利用这一研究思路对一些动物的仿生算法进行了研究。

本书系统介绍了移动机器人及多移动机器人同步定位与地图构建、目标跟踪及路径规划三方面相对独立又彼此相关的内容,尤其又扩展到移动机器人与无线传感网络、基于无线传感网络的目标跟踪以及基于鼠类混合导航细胞的移动机器人衍生 SLAM 算法等前沿问题。

本书是作者在近年来的研究工作成果、团队培养的研究生的学位论文以及一些领域内发表的期刊、会议论文的基础上进一步深化、加工而成的。全书共为 10 章,其中第 1 章由陈孟元撰写,阐述本领域的国内外研究现状和趋势;第 2、6 章由陈孟元撰写,汪贵冬、陶明、邢凯盛、伍永健参与撰写,分别介绍基于卡尔曼滤波和粒子滤波的移动机器人同步定位与地图构建问题;第 3~5 章由陈孟元撰写,李朕阳、陈晓飞参与撰写,分别介绍了单个、多个移动机器人的协同定位与目标跟踪问题以及无线传感器网络与移动机器人协作的定位问题与目标跟踪;第 7~9 章由陈孟元撰

写,王伟、张成参与撰写,分别介绍移动机器人全局、局部以及混合路径规划问题;第10章由陈孟元撰写,介绍基于鼠类脑细胞导航机理的移动机器人仿生SLAM算法。

本书是电气传动与控制安徽普通高校重点实验室(安徽工程大学)团队师生多年来承担相关科研项目的成果,也是作者在中国科学技术大学攻读博士学位期间研究成果的总结。感谢在实验室里一起共度好时光的同事和学生们。本书的研究成果得到安徽省自然科学基金(1808085QF215)、安徽省重点研究与开发计划项目(对外科技合作)“鼠脑多细胞机制下移动机器人SLAM关键技术研究及应用”、安徽省高校优秀青年人才支持计划重点项目(gxyqZD2018050)和安徽工程大学教师国(境)外访学研修项目的资助,在此表示衷心感谢。此外,本书在编著过程中参考了国内外的相关研究成果,在此对涉及的专家和研究人員表示衷心感谢。

国内在机器人环境探索和地图创建领域的书籍和资料相对匮乏,作者希望本书能够从一个全新的角度给大家提供一点帮助。本书可供理工科的硕士、博士研究生及相关领域的科研工作者参考。由于作者学术水平有限,书中若有缺点和不足,敬请各位专家、学者和广大读者批评指正。

陈孟元

2018年5月于安徽工程大学

目 录

第 1 章 绪 论	1
1.1 移动机器人同步定位与地图构建研究	1
1.2 多移动机器人协同定位研究	1
1.2.1 多机器人系统研究	1
1.2.2 多移动机器人协同体系结构	2
1.2.3 多移动机器人协同定位研究现状	4
1.3 多移动机器人目标跟踪研究	5
1.4 多移动机器人路径规划研究	6
1.5 本章小结	7
第 2 章 基于卡尔曼滤波及其衍生的同步定位与地图构建算法	8
2.1 卡尔曼滤波及 SLAM 问题概述	8
2.1.1 卡尔曼滤波的概述	8
2.1.2 SLAM 问题的概率描述	8
2.2 基于扩展卡尔曼滤波的 SLAM 研究	9
2.2.1 EKF-SLAM 算法	9
2.2.2 EKF-SLAM 算法过程	9
2.2.3 仿真实验及分析	10
2.3 基于无迹卡尔曼滤波的 SLAM 研究	13
2.3.1 UKF-SLAM 算法	13
2.3.2 UT 变换	14
2.3.3 UKF-SLAM 算法过程	15
2.3.4 仿真实验及分析	16
2.4 基于 UKF-SLAM 改进算法的研究	19
2.4.1 SR-UKF-SLAM 算法	19
2.4.2 SPSR-UKF-SLAM 算法	20
2.4.3 仿真实验及分析	21
2.5 基于容积卡尔曼滤波及改进算法的研究	24
2.5.1 CKF 算法概述	24
2.5.2 容积变换	25
2.5.3 CKF 算法步骤	27

2.5.4	SR-CKF-SLAM 算法	28
2.5.5	ISR-CKF-SLAM 算法	29
2.5.6	仿真实验及分析	31
2.6	本章小结	34
第 3 章	基于 SR-CKF 的多移动机器人协同定位及目标跟踪算法	36
3.1	基于 SR-CKF 的多机器人协同定位算法	36
3.1.1	卡尔曼滤波器	36
3.1.2	平方根容积卡尔曼滤波算法在移动机器人定位中的应用	36
3.1.3	基于 SR-CKF 的相对方位多机器人协同定位算法	39
3.1.4	仿真实验及分析	42
3.2	移动机器人动态目标跟踪算法	46
3.2.1	移动机器人同时定位与动态目标跟踪	46
3.2.2	基于 SR-CKF 的移动机器人动态目标跟踪算法	47
3.2.3	仿真实验及分析	51
3.3	多移动机器人协同定位与目标跟踪研究	55
3.3.1	多移动机器人编队控制	55
3.3.2	数据融合问题	57
3.3.3	基于协方差交集的多机器人协同目标跟踪算法	61
3.3.4	仿真实验及分析	64
3.4	本章小结	67
第 4 章	基于自适应 SR-CKF 的序贯式 WSNs 目标跟踪算法	69
4.1	系统模型及问题	69
4.1.1	目标运动模型	70
4.1.2	传感器节点观测模型	70
4.2	自适应 SR-CKF 序贯式 WSNs 目标跟踪算法	70
4.3	仿真实验及分析	72
4.3.1	仿真环境及参数	72
4.3.2	仿真结果及性能分析	72
4.3.3	跟踪误差分析	73
4.3.4	运行时间及能耗分析	75
4.4	本章小结	76
第 5 章	基于改进 CKF 的 WSNs 与移动机器人协作定位算法	77
5.1	系统模型及问题描述	77
5.1.1	移动机器人-WSNs 定位问题描述	77
5.1.2	移动机器人-WSNs 系统模型	77

5.2 基于移动机器人辅助的改进 CKF 的节点定位算法	78
5.2.1 卡尔曼滤波在节点定位中的应用	78
5.2.2 基于改进 CKF 的辅助节点定位算法	79
5.2.3 基于 GM-CKF 的辅助节点定位算法	80
5.2.4 仿真实验及分析	82
5.3 WSNs 环境下基于改进 CKF 算法的移动机器人定位算法	84
5.3.1 WSNs 环境下移动机器人定位研究	84
5.3.2 CKF 算法改进思想	86
5.3.3 WSNs 环境下移动机器人定位算法实现流程	88
5.3.4 仿真实验及分析	89
5.4 基于改进 CKF 算法的 WSNs 与移动机器人协作定位	93
5.4.1 协作定位问题描述与建模	93
5.4.2 改进 CKF 算法的 WSNs 与移动机器人协作定位	95
5.4.3 仿真实验及分析	96
5.5 本章小结	99
第 6 章 基于粒子滤波(PF)的同步定位与地图构建算法	100
6.1 基于快速同步定位与地图构建的移动机器人算法	100
6.1.1 FastSLAM 算法的提出	100
6.1.2 FastSLAM 算法分析	100
6.1.3 优化的 FastSLAM 算法基本原理	102
6.1.4 仿真实验及分析	104
6.2 基于改进 Rao-Blackwellized 粒子滤波(RBPF)的 SLAM 算法	107
6.2.1 环境建模	107
6.2.2 RBPF-SLAM 算法描述	108
6.2.3 改进 RBPF-SLAM 算法	109
6.2.4 仿真实验及分析	111
6.3 本章小结	115
第 7 章 已知环境下全局路径规划算法	116
7.1 基于优化 D* Lite 算法的移动机器人路径规划算法	116
7.1.1 算法优化策略	116
7.1.2 优化的 D* Lite 搜索过程	120
7.1.3 优化的 D* Lite 算法仿真	122
7.2 基于改进蚁群算法的移动机器人路径规划算法	125
7.2.1 环境模型的建立	125
7.2.2 传统蚁群算法	128

7.2.3	改进的蚁群路径规划算法	131
7.2.4	改进算法流程	133
7.2.5	仿真实验及分析	134
7.3	基于改进人工势场法的移动机器人路径规划算法	137
7.3.1	传统人工势场法	137
7.3.2	修改引力场函数	138
7.3.3	修改斥力场函数	139
7.3.4	局部极小值分析	140
7.3.5	仿真实验及分析	140
7.4	本章小结	142
第 8 章	未知环境下基于滚动窗口与多层 Morphine 的局部路径规划算法	143
8.1	问题描述	143
8.2	滚动窗口规划基本原理	143
8.2.1	滚动规划的方法	143
8.2.2	滚动窗口的构造	144
8.3	局部子目标点的选取	144
8.4	障碍物预测模型及避碰策略	145
8.4.1	障碍物预测模型	145
8.4.2	避碰预测及策略	147
8.4.3	算法流程	147
8.4.4	仿真实验及分析	148
8.5	未知环境下基于多层 Morphine 的局部路径规划算法	150
8.5.1	移动机器人运动学模型	150
8.5.2	Morphine 算法原理	151
8.5.3	多层 Morphine 搜索树	151
8.5.4	路径评估函数	152
8.6	本章小结	154
第 9 章	移动机器人混合路径算法及编队控制	155
9.1	基于改进量子粒子群和 Morphine 算法的混合路径规划算法	155
9.1.1	基于改进 QPSO 的全局路径规划	155
9.1.2	基于 Morphine 算法的局部路径规划	158
9.1.3	仿真实验及分析	159
9.2	基于人工势场的多移动机器人系统编队控制	162
9.2.1	多移动机器人编队控制算法	162
9.2.2	基于群集理论的多移动机器人系统运动控制模型	165

9.2.3	多移动机器人编队控制中的势场函数	165
9.2.4	基于人工势场的多移动机器人编队形成	166
9.2.5	仿真实验及分析	167
9.3	基于虚拟领航和人工势场的编队控制	170
9.3.1	基于虚拟领航者的机器人运动方程	170
9.3.2	基于虚拟领航的群集算法实现	171
9.3.3	算法稳定性分析	174
9.3.4	仿真实验及分析	175
9.4	本章小结	178
第 10 章	基于鼠类脑细胞导航机理的移动机器人仿生 SLAM 算法	180
10.1	源于自然的机器人导航	180
10.1.1	鼠类相关导航脑细胞	181
10.1.2	国内外研究现状及分析	184
10.1.3	鼠类脑细胞导航机理下的仿生 SLAM	188
10.2	基于位姿细胞和局部场景细胞的 SLAM 算法研究 (VP-SLAM)	189
10.2.1	模型概述	189
10.2.2	实验场景介绍	190
10.3	基于实时关键帧匹配的闭环检测模型研究 (GVP-SLAM)	191
10.3.1	模型概述	191
10.3.2	仿真实验及分析	193
10.4	融合速度细胞和边界细胞的鼠类导航模型研究 (BVGSP-SLAM)	196
10.4.1	模型概述	196
10.4.2	仿真实验及分析	198
10.5	融合 DGSOM 神经网络的 BVGSP-SLAM 模型	199
10.5.1	模型概述	199
10.5.2	仿真实验及分析	201
10.6	本章小结	207
	参考文献	208

第 1 章 绪 论

1.1 移动机器人同步定位与地图构建研究

同步定位与地图构建(Simultaneous Localization and Mapping, SLAM)是指机器人提取并组合未知环境信息,在移动的同时完成环境地图的构建并不断对自身的位姿进行修正的过程。SLAM的核心问题是,要求机器人在一个陌生环境中,首先要探索环境从而了解环境构建地图,同步运用地图追踪机器人在该环境中的位置完成定位。

SLAM问题的解决方法主要可分为两大类。

一类是基于概率论的方法,这种方法在过去 30 年中的研究成果很多。其中卡尔曼滤波算法、粒子滤波算法和极大期望算法等是机器人 SLAM 问题的基本解决方法。基于概率论的方法研究非常广泛,并产生了各种各样的世界地图类型和传感器类型。该领域的研究主要集中在实际环境中或者对机器人最终目标的仿真中,以及对移动机器人的导航功能和地图构建系统中。该领域的研究产生了许多 SLAM 方法,它们能够满足大环境中各种假设条件下的功能需求。典型的假设条件是机器人所处的环境是静止不变的,并且机器人装备了足够精确的传感器。因此,这些方法大多需要配备满足工程实用性的传感器装置,以及高性能的计算能力。近几年来,距离信息主要通过立体图像传感器计算出来,并且已经成功地应用在 SLAM 问题中,但是这种方法需要极其复杂的尺度不变性转换(SIFT)管理。

另一类是利用生物神经激励系统的方法。该研究领域则侧重于模拟动物的地图构建和导航系统。研究最多的动物是啮齿类动物,通过研究啮齿类动物的海马神经来解决三维空间的导航问题。虽然这个领域还存在很多质疑,但是就鼠类导航活动中海马神经活动的特点已经达成一致观点。这个领域现在的研究方向主要是验证和改进大脑功能模型,而不是关注实际机器人的导航系统。目前,只有很少一部分模型应用于实际机器人系统中,并且仅限于小型人工环境中。尽管如此,在不采用昂贵传感器和复杂概率算法的条件下,这种利用生物神经激励系统的方法提供了解决 SLAM 问题的新思路。

1.2 多移动机器人协同定位研究

1.2.1 多机器人系统研究

相对于单机器人,研究多机器人系统最常见的动机是:任务复杂度太高以至于单

个机器人难以解决;任务具有内在的分布式属性;建造几个资源受限型机器人比单个功能强大的机器人方便得多;利用平行算法,多机器人能够更迅速地完成任务;引入多机器人系统可以简化冗余度,增强鲁棒性。按多机器人系统协作机制的不同,可将其分为两大类:一类为无意识协作,通常由功能简单、结构单一的同构机器人组成,机器人执行各自的任务,互不干扰,通过个体行为得到全局合作行为;另一类为有意识协作,通常由异构机器人组成,智能化程度较高,机器人个体知道系统中其他个体的存在,通过强大的环境感知和信息交互能力通力完成任务,输出合作行为。

自从 20 世纪 80 年代开始进行有关多机器人系统的研究以来,该领域已经显著成长,涵盖了大量的研究成果。受到自然界中昆虫、鸟类或鱼类群体活动的启发,Kube 开发了一个集中式仿生多机器人系统。仿照昆虫的协作行为,每个机器人都配有应变传感器,通过人工虚拟结构使得系统具有仿生能力,完成了一系列的群体协作实验。Paker 针对系统容错性设计了 ALLIANCE 系统,该系统机器人个体具有感知自己和其他机器人行为的能力,可以随时增加或减少系统机器人的数量。Philippe Caloud 设计了 GOFER 系统,处理了系统成员之间的差异性,确定每个机器人的本地控制规则,对室内环境下多机器人分布式协作的避障、路径规划和任务分配方面的问题进行了研究;针对不同协作任务的特殊要求,通过研究多机器人系统中个体的伸缩性设计了一种分布式任务分配算法,建立了高效的协商机制。机器人足球世界杯的举办,为机器人系统的发展起到了重要的推动作用。国内相关科研院所和高校,如北京理工大学提出的多机器人系统分布式集群控制方法,在保持连通性的条件下,构造分布式人工势场函数,实现了整个编队系统的稳定运行。上海交通大学针对多机器人探索任务分配问题,提出了一种人机协调的任务分配算法,通过栅格采样率的衰减降低多机器人间的通信损耗,保证了系统的实时性。此外,中国科学院自动化研究所、清华大学、南京航空航天大学、哈尔滨工业大学等均对多机器人系统展开了深入的研究。

1.2.2 多移动机器人协同体系结构

多机器人协同系统正常运行的前提是建立适合于自身的控制体系结构,这直接决定了多机器人系统的行为能力,对其鲁棒性和可伸缩性也有重要的影响。系统中机器人个体间需要通过信息交流来保证它们之间的协调同步。数学模型的构造对多机器人系统应用和开发有很重要的作用,正是通过这些模型,机器人才能做出适合当前状态的决策。当机器人探索环境时,模型通过传感器的数据结构进行构建。使用传感器数据建模有三个难点。第一,模型必须简洁从而使得它们可以被其他系统元件有效地利用。第二,模型必须适合于任务和环境的类型,一个适合各种环境的一般性表示方法是不可能的,必须从一系列不同途径中选择一个合适的。第三,表示法必须包容传感器所获信息和机器人状态预测系统内的不确定因素。在一个共同坐标系中,模型通常随着距离的增加而积累传感器数据,机器人位置预测的偏差是难以避免

的,而这个因素必须在模型表示和构建中考虑进去。

为了适应实际任务的需求,多机器人协同系统个体间构建体系结构最常见的方式有集中式、分层式、分布式和混合式。

集中式体系结构通过单个控制点来协同系统的运行,其结构示意图如图 1-1 所示。中央控制器采集个体机器人信息进行任务分配,能够很容易地广播群组消息供所有机器人遵循。但是采用单点控制系统,稳定性难以得到保证,若单个控制点失效,则可能会导致整个系统的崩溃,并且随着队伍中个体机器人数的增多,中央处理单元的计算负担也随之加重,可能会出现通信端的瓶颈,可靠性也随之降低。该结构在实际应用中实现困难。

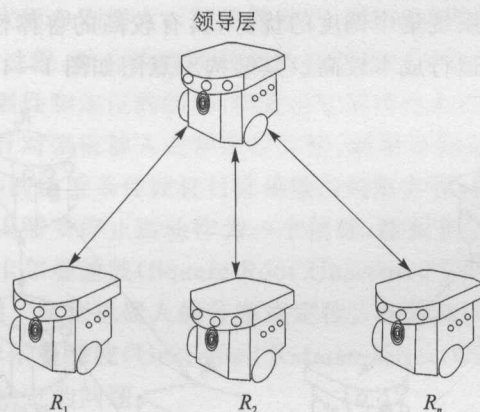


图 1-1 集中式结构示意图

分层式系统结构对某些应用是实用的,其结构示意图如图 1-2 所示。在这种控制方法中,采用自上而下的层次构建方法,上层控制下层机器人的行为输出;将系统

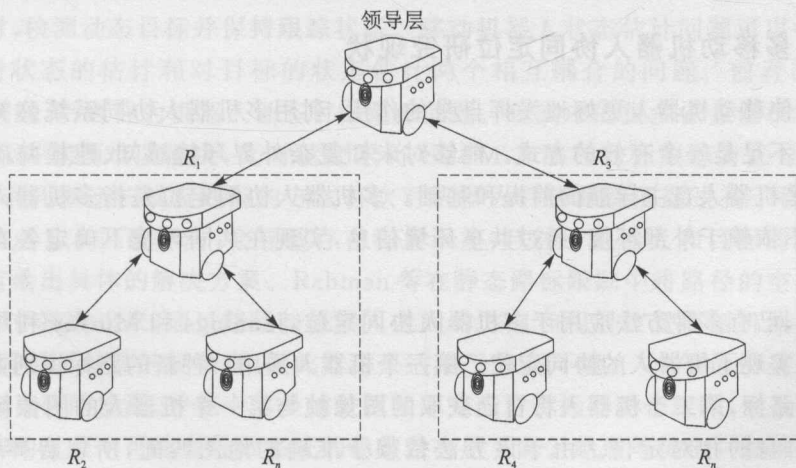


图 1-2 分层式结构示意图

整体行动分为若干小组，每一组由一个机器人监督其他组员的行为，该组中的机器人依次监督其他组的机器人，以此类推，形成了多层次的体系结构，直至最底层机器人。该结构缩放性较好，但若位于高层的机器人失效，则系统很难恢复。

分布式控制体系结构是多机器人系统最常见的方法，其结构示意图如图 1-3 所示。机器人利用传感器获取外部环境信息，基于获取的信息，了解本地状态，独立采取行动，每个机器人只能通过信息交互获得相邻机器人的相对位置信息。由于系统机器人个体不需控制其他机器人，因此该方法应对单个机器人失效的鲁棒性高。每个机器人都可以根据自己的规则决定行为的输出，更加灵活。

混合式控制体系将本地控制与高层次控制方式相结合，既保证了机器人运动行为的自主性，又保留了系统集中调度的优势，具有较高的鲁棒性；但相比于其他控制方法，该控制结构设计运行成本较高。其结构示意图如图 1-4 所示。

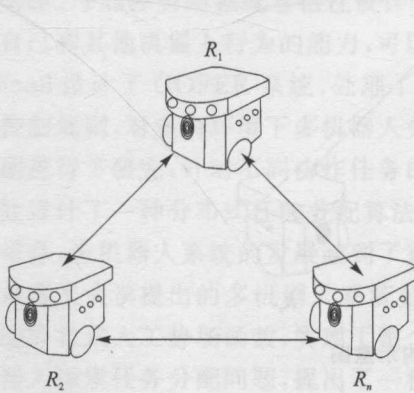


图 1-3 分布式结构示意图

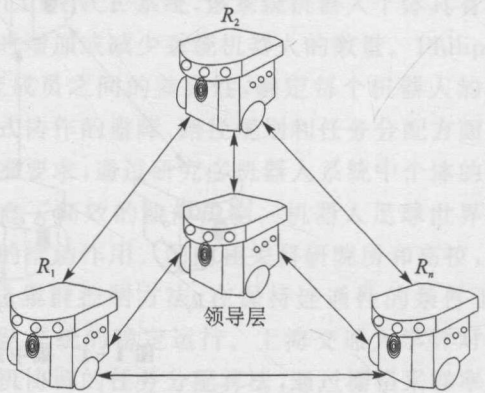


图 1-4 混合式结构示意图

1.2.3 多移动机器人协同定位研究现状

为了使移动机器人更好地发挥自身的作用，利用多机器人协同系统弥补单机器人能力的不足是一个有效的方式。能够对未知复杂外界环境感知、建模并确定自身的位置，是机器人自主导航的前提和基础。多机器人协同定位是指多机器人之间相互观测，不依赖于外部环境，通过共享环境信息，实现在共同环境下确定各自的位姿信息。

目前，已有多种方法应用于多机器人协同定位，Jennings 和 Murray 利用基于视觉的方法实现了机器人的协同定位。第一个机器人采用一种新的路标识别方法能够自主发现路标，第二个机器人将自己获取的图像帧与第一个机器人的图像帧进行比较，实现自身的相对定位。由于该方法依赖于准确的地图匹配，所以鲁棒性不强。Kondaxakis 将扩展卡尔曼滤波(Extended Kalman Filter)的单移动机器人 SLAM 扩展到多移动机器人 SLAM 领域，分析了集中式扩展卡尔曼滤波定位方法，并给出了

具体的矩阵表达式和定位方程,采用集中式定位方法,使得模型更为清晰;但它增加了机器人的数据计算量和整个系统的通信负担。Fox 等人提出蒙特卡罗定位方法,将概率统计方法应用于多机器人协同定位。机器人所处的位置采用概率方式来描述,通过交换、共享其他机器人的相对观测信息,得到新的概率分布。但是在机器人识别等问题上,该算法没有给出解决方案。Jo 和 lee 等通过 GPS 数据差把不同机器人间的距离关联起来,进行机器人队列的相对定位。但是在 GPS 误差较大的情况下,该方法的实时性与精确性较差。王玲和邵金鑫等利用扩展卡尔曼滤波,将机器人内部传感器信息与队列中其他机器人之间的相对观测量相融合,以确定系统中的每个机器人的位置。该算法具有较好的实时性,但是该算法容易产生误差积累,并且其计算量会随地图的增大而急剧增大。戴毅提出了一种基于概率的多机器人分布式定位方法,通过 Markov 过程,融合传感器采集的数据信息与机器人的控制信息,提高了多机器人系统的扩展性和定位的精度;但是由于其内存占用过高,影响了整个系统的执行效率。姚俊武针对多机器人交替定位方法,利用信标完成了多机器人间的交替定位;通过未来信标的位置条件设置目标函数及约束方程,提高了定位的精度。由于系统中的一个机器人需要停止运动作为一个信标,故延长了系统的运行时间。有学者采用平方根无迹卡尔曼滤波(Square Root Unscented Kalman Filter),利用相对方位作为测量值,实现了队列机器人的分布式定位。该算法同时兼顾系统的鲁棒性和实时性,但是无迹卡尔曼滤波(Unscented Kalman Filter, UKF)在高维系统中会出现精度下降及数值不稳定的问题。

1.3 多移动机器人目标跟踪研究

移动机器人动态目标跟踪是指在未知环境中,机器人在完成自身定位与地图构建的同时,检测动态目标并保持跟踪状态。移动机器人状态估计问题可以分为对机器人自身状态的估计和对目标的状态估计两个相互耦合的问题。前者即传统的 SLAM 问题,后者称为机器人动态目标跟踪问题。现实中的很多任务仅单独凭借传统的 SLAM 问题难以解决,此时就要求将 SLAM 方法与目标跟踪方法结合起来。Wang 等利用基于扫描点匹配的方法首次对机器人目标跟踪问题进行了研究,但是采用扫描点 ICP 匹配算法,会导致存在积累误差,且对于机器人和目标的相对关系问题没有给出具体的解决方案。Rahman 等在静态路标跟踪中将路径的空间坐标从图像序列中抽取出来,通过路径与机器人之间的方向和相对位置控制机器人的前进和转向,降低了计算的复杂度,但此方法只适用于静态环境。Vu 等运用全局邻域法进行动态目标的检测,并在卡尔曼滤波框架下完成对目标的动态跟踪,但是在计算雅可比矩阵的过程中可能会导致系统的稳定性有所下降。赵璇等提出一种基于粒子滤波的动态目标跟踪算法,通过机器人运动和观测模型运用粒子滤波(Particle Filter)对系统状态进行估计。但该算法的计算量较大并且地图的一致性也难以得到保证。

伍明等提出了一种基于扩展式卡尔曼滤波的动态目标跟踪算法,通过系统模型的建立增加了对不同对象耦合关系的估计,提高了机器人和目标定位的准确性;但是该算法容易产生误差积累,并且其计算量会随地图的增大而急剧增大。

以上方法均是针对单个移动机器人的,并未发挥出多机器人系统协作的优势。多机器人系统组成传感器阵列,可以提供更大的任务执行范围和更精确的目标状态估计。目前针对多移动机器人协作目标跟踪问题的研究主要集中在设计相关编队控制算法、数据融合算法和多目标分配等方面。1999年 Yamaguchi 首次提出多机器人目标跟踪问题,利用质点模型构建跟踪系统的动力学方程,讨论了单个静止目标的围捕问题,并在文献中将质点模型的控制算法线性化,进一步扩展到机器人的非完整约束模型中;但此方法使系统稳定性下降,系统网络拓扑的连接性也难以得到保证。在目标机动模型已知的情形下,很多学者探讨时变移动目标的跟踪问题,并设计了相关编队控制方法,保持多机器人编队在目标周围的固定队形。在此研究的基础上,有学者引入参数的缩放,将此方法应用于运动半径时变的动态目标跟踪问题中。针对机器人编队中跟随机器人难以获取领航机器人速度的问题,有学者提出了一种自适应 PID 算法,提升了多机器人编队的稳定性。以上算法都是假设编队中机器人数量保持不变,故系统容错性较差。在考虑系统容错性的情况下,研究人员又提出了一种基于势能的分布式控制方法,只利用局部信息完成对机器人编队的约束,保证机器人编队的队形。但是这种方法只能保证局部的稳定性,控制参数难以确定,在实际应用中实现较困难。

在移动机器人自主控制中,同步定位与地图构建(SLAM)和目标跟踪(Object Tracking, OT)是关键性的技术。在先前的研究中,人们通常认为这两种方法是相互独立的两个方面。在未知环境下,传统的目标跟踪问题往往假设传感器状态信息已知并在此基础上对目标的状态进行预测和更新。本书所述的研究中,一方面,在目标动态运动的同时,移动机器人需要始终保持对于目标的跟随状态,由于事先并不了解环境信息,因此存在机器人状态估计问题,需要对环境信息进行估计,以完成机器人自身的定位和地图的构建,这即是传统的 SLAM 问题;另一方面,机器人状态估计是目标状态估计的基础。如果将两者分隔开来,就不能很好地表示两者的相关性,进而影响目标状态估计结果的准确性。因此移动机器人动态目标跟踪问题是 SLAM 和 OT 的耦合问题。

1.4 多移动机器人路径规划研究

路径规划是机器人技术的主要研究领域之一。所谓路径规划是指,在起始位置和目标位置之间获得一条最优路径以完成某项任务,在获得路径的过程中需要经过一些必须经过的点,且不能触碰到障碍物。

经过多年的探索和发展,机器人路径规划算法在理论研究和实际应用中已经取

得了大量成效显著的成果。国内外学者的多篇论文对机器人路径规划算法进行了阐述。Marefat 在全局路径规划中加入模板库以提高移动机器人路径规划的效率; C. Vasudevan 等针对水下环境简单、障碍物相对稳定的特点, 在水下机器人中运用模板库; Ram 等提出了将在线匹配和增强学习相结合的匹配法。以上这些均可以归类为模板匹配法。1986年, O. Khatib 提出了解决机器人路径规划的人工势场法; Liu 等在此基础上为解决易出现局部极小值问题, 提出了加入一种新颖、额外的基于虚拟力的模型; Li 等首先提出了定义潜在函数来计算一个有效的路径, 然后提出了一种同时向前搜索方法(SIFORS方法), 缩短计划路径的距离, 这些均属于基于人工势场法的路径规划。S. Aytac Korkmaz 等提出了图像被分割前后, 每一段与另一个新兴的基础特征相比, 使用统计方法和信息理论, 得到一个测量路径, 规划使用 Kullback-leibler 距离; Ji 等提出了利用 3D 虚拟危险的势场的叠加构造路径的三角函数和指数函数的障碍, 生成所需的轨迹防撞汽车与障碍物相撞, 然后为轨迹跟踪控制器制定跟踪任务, 作为 multi-constrained 模型, 预测控制(MMPC)问题和计算前面的转向角, 以防止车辆发生碰撞导致车辆移动受阻; Sreenatha 等提出了将 A^* 和 D^* 相结合的算法, 这些可归为地图构建法。近年来随着人工智能技术的发展, 许多学者将人工智能技术用于机器人的路径规划中, Cheng 等提出了结合蚁群算法(ACO)和模拟退火算法(SA)以改进信息素更新的路径规划方法; Yue Tusi 等结合人工蜂群算法(ABC)和快速扩展随机树(RRT)而产生了一个新的算法, 这些可以归类为人工智能路径规划技术。

在实际应用中, 多机器人路径规划技术也取得了巨大的突破。加拿大阿尔伯特大学研制了能够模拟困处行为, 并能成功得到机器人路径规划最优解的机器人系统; 美国 E. Lynne 教授建立的机器人系统, 能够继承传感系统和运动控制系统的信息, 完成动态位置环境下的机器人路径规划。2016年, 国防科学技术大学研制出我国首款集安全保护与智能服务于一体的智能安保服务机器人, 实现了低成本的自主导航定位和路径规划技术等一系列关键技术突破; 哈尔滨工程大学在水下机器人的避障方面也取得了突破性的成果; 另外, 北京交通大学、上海交通大学等国内高校也建立了各类机器人研究室, 使得路径规划技术在国内取得了突破性的进展。

1.5 本章小结

本章主要对本课题的研究背景与意义做了简要说明, 并对现阶段国内外关于本课题研究的现状展开了介绍, 最后对部分学者的研究内容进行了介绍。