



装备科技译著出版基金

[德] Cyrill Stachniss 著
陈白帆 刘丽珏 译



Robotic Mapping and Exploration

机器人地图创建与环境探索



国防工业出版社
National Defense Industry Press



Springer

装备科技译著出版基金

机器人地图创建与 环境探索

Robotic Mapping and Exploration

【德】Cyrill Stachniss 著

陈白帆 刘丽珏 译

国防工业出版社

· 北京 ·

著作权合同登记 图字:军-2012-017 号

图书在版编目(CIP)数据

机器人地图创建与环境探索/(德)斯塔赫尼克著;陈白帆,刘丽珏译. —北京:
国防工业出版社,2013.5

书名原文:Robotic mapping and exploration

ISBN 978-7-118-08630-0

I. ①机... II. ①斯... ②陈... ③刘... III. ①智能机器人-应用-
计算机图形学 IV. ①TP242.6 ②TP391.41

中国版本图书馆 CIP 数据核字(2013)第 072885 号

Translation from English language edition: Robotic Mapping and Exploration by Cyrill Stachniss
Copyright © Springer-Verlag Berlin Heidelberg 2009 Springer-Verlag Berlin
Heidelberg is a part of Springer Science + Business Media. All Right Reserved
本书简体中文版由 Springer-Verlag 授权国防工业出版社独家出版发行。
版权所有,侵权必究。

※

国防工业出版社出版发行

(北京市海淀区紫竹院南路 23 号 邮政编码 100048)

北京嘉恒彩色印刷责任有限公司

新华书店经售

*

开本 710×960 1/16 印张 11 字数 190 千字

2013 年 5 月第 1 版第 1 次印刷 印数 1—3000 册 定价 42.00 元

(本书如有印装错误,我社负责调换)

国防书店: (010)88540777

发行邮购: (010)88540776

发行传真: (010)88540755

发行业务: (010)88540717



丛书编辑前言

随着新世纪曙光的来临,机器人学在范围和规模上经历了一次重大革新。本次革新多数归功于机器人领域及其他相关技术的进步。机器人学已经从大型支柱产业的热点快速扩展成为全人类的挑战。新一代的机器人期望能够安全可靠地和人们同处在家、工作场所及社区中,用于提供服务、娱乐、教育、健康、生产及援助。

基于知识的机器人学(Knowledge Robotics)不光影响了实体机器人,它涉及了包括多研究领域和学科的更为广泛的应用,如生物力学、感知学、神经科学、仿真学、动画制作、外科学及传感器网络。反之,新生领域的挑战证明有大量的催生资源在刺激机器人学的发展。诚然,由于多学科交叉,产生了许多引人注目的成果。

《施普林格高级机器人报告》(Springer Tracts in Advanced Robotics, STAR)丛书旨在及时地提供机器人学领域具有重大意义和高质量的最新成果及进展。我们希望研究成果的广泛传播能够激发更多研究团体间的交流与合作,为快速发展的机器人学做出进一步贡献。

近几年来,自主机器人的同时定位与建图(Simultaneous Localization and Mapping, SLAM)受到研究团体的广泛关注,Cyrill Stachniss 所写的专著为该领域做出了重大贡献。本专著扩展了作者的博士论文的内容并重点解决自主机器人地图学习问题,解决方案包括基于不确定的探索,主动闭环,多机器人协调,学习并结合背景知识,以及动态环境的处理。通过丰富的实验结果,说明移动机器人的应用前景和应用领域非常广泛,如搜索和救援、运输任务或是自动真空吸尘清洁。

此外,STAR 丛书中关于 SLAM 技术的其他相关系列是对本系列的很好补充!

意大利,那不勒斯

2009 年 2 月

Bruno Siciliano

STAR 编者

序

在移动机器人中,同时定位与建图是非常重要的方面。自动创建地图的能力是移动机器人实现真正自主的基本先决条件之一。在过去,SLAM 通常被认为是状态估计问题,并且将控制引入地图学习和定位过程是一个非常有趣的研究课题。在这本 Cyrill Stachniss 所写的书中,读者们将会发现在 SLAM 中引入控制后解决相关问题的一些有趣并且新颖的方法。我认识 Cyrill 8 年多了,至今仍敬佩他提出新想法及实现想法的热忱。他在研究过程中涉及了许多不同的机器人,参与过一些公开演示,而且有着丰富的经验,这点从他出版在重要机器人会议及刊物上的大量论文可以看出。他的研究工作覆盖了很多不同的课题,已获得一些项目支助及奖励。他还是 IEEE Transaction on Robotics 期刊的副主编,可以称得上是他所研究领域的专家。

本书全面介绍了机器人环境探索和地图创建中最先进的技术。读者们会发现书中为机器人获取周围环境模型以面对真实世界所需要挑战的许多问题提供了一系列解决方案。本书的重点是使机器人自主,所以不需要操纵杆来控制机器人在环境中的移动,机器人可以自行决定其行为。我认为通过自主决策来学习地图的能力是自主机器人的核心能力。Cyrill 严谨地将概率论及决策论的概念应用到系统地减小机器人关于环境及其在环境中位姿的不确定性问题中。

本书令人印象深刻的是通过从真实机器人数据集中得到的结果来证明所提出方案的有效性。本书的另一个优点是,通过仿真所有提到的技术都有合理且全面的评估。在此,我建议读者们跟着 Cyrill 的示例用真实的机器人和用真实机器人获取的数据来证明这些新的方法在现实中的应用情况。Cyrill 和他的同事们建立了一个网站(<http://www.openslam.org/>)用于分享 SLAM 方法的实现,并为读者们提供数据集链接以便做进一步研究。

德国,弗莱堡

2009 年 2 月

Wolfram Burgar

前 言

在大量的机器人应用中都需要环境建模技术,包括搜索和救援、运输任务,以及真空自动清洁。因此,在过去几十年的机器人研究领域中,地图学习一直是一个主要的研究课题。如果机器人想要实现完全自主,需要一个先决条件,即能够可靠地获得自身周围精确的环境模型。为了解决自主地图学习问题,机器人必须能够同时进行地图创建、定位和路径规划。通常,这三个任务无法相互割裂独立处理。因此,地图学习被称为同时规划、定位以及建图。由于这些任务之间的关联性而造成其复杂性。进而,在动态变化的环境中或是多个机器人协同工作时,地图学习问题会变得更为复杂。

本书为自主地图学习问题中的多个方面给出了解决方法。整体上共分为两部分。在第一部分,假设机器人的位置是已知的。虽然这种假设在真实情况下无法成立,但是它可以简化问题并且能让我们更好地集中去研究机器人探索中的一些特定问题,如机器人团队的协作。我们描述了如何在用于探索的多机器人中实现有效的协作,以便高效地解决它们所需完成的任务。此外,我们还提出了一种多机器人环境探索方法,该方法能在探索过程中学习并利用典型空间结构相关的背景知识。

在第二部分中,我们放宽“机器人位姿已知”这一假设。为了处理机器人位姿的不确定性,我们提出了一种高效的同时定位与建图方法。这部分的难点在于如何建立地图并同时在该地图中进行机器人的定位。该方法通过维护机器人轨迹和环境模型的联合后验概率,以一种高效和鲁棒的方式获得精确的地图。在逐步地介绍主动地图学习中的不同问题后,我们最终把主要的技术整合成为一个单一系统,提出了一种能够同时解决建图、定位和路径规划的综合性方法。该方法基于未来行为的预期信息增益,旨在最小化轨迹和地图估计中的不确定性。当执行某一行为时,考虑潜在的观测序列来估计环境模型的不确定性减少量。此外,我们研究了在非静态环境中的建图和定位方法。该方法使得机器人考虑环境中不同的空间配置,从而使在非静态环境下的位姿估计更加鲁棒和准确。

综上所述,这本书的贡献在于为机器人自主地图学习中的多方面问题提供了解决方法。这些问题涵盖了基于不确定的探索、SLAM、主动闭环、多机器人协作、背景信息的学习及整合、动态环境处理等。

本书中许多工作都是在其他研究员的协助下完成的,能够与位于弗莱堡的 AIS 实验室里的众多优秀人员共事是我的荣幸。首先,要感谢 Wolfram Burgard 给予的极大支持、灵感和一个富于创造性的氛围。感谢在实验室里一起共度好时光的同事和朋友,尤其是 Maren Bennewitz、Giorgio Grisetti、Dirk Hähnel、Óscar Mart Íñez Mozos、Patrick Pfaff、Christian Plagemann 和 Axel Rottmann,感谢他们为我在完成本书所提出问题的研究中给予的帮助。非常有幸能与他们合作并从他们的知识中获益。另外,还要感谢在多机器人探索研究中合作的 Mark Moors 和 Frank Schneider。特别感谢为开发和维护卡内基梅隆机器人漫游工具包(Carnegie Mellon Robot Navigation Toolkit)做出巨大贡献的 Nick Roy 和 Mike Montemerlo。非常有幸能与他们共事。

此外,还有一些人值得感谢,他们发布了机器人数据集合,从而使得绘图过程更具有可比性。在此,我想感谢 Patrick Beeson、Mike Bosse、Udo Frese、Steffen Gutmann、Dirk Hähnel、Andrew Howard 和 Nick Roy。

德国,弗莱堡

2008 年 12 月

Cyrill Stachniss

目 录

第 1 章 绪论	1
第 2 章 基本技术	5
2.1 粒子滤波器概述	5
2.1.1 基于粒子滤波器的移动机器人定位	9
2.2 栅格地图	10
2.2.1 占用概率地图构建方法	11
2.2.2 激光测距传感器模型	13
2.2.3 声纳传感器模型	13
2.2.4 反射概率地图构建方法	16

第一部分 机器人位姿已知的探索

第 3 章 基于决策论的覆盖率地图探索	19
3.1 概述	19
3.2 覆盖率地图的定义	20
3.3 基于传感器输入的覆盖率地图更新	21
3.4 基于决策论的覆盖率地图探索	24
3.4.1 选择最近的目标位置	25
3.4.2 基于信息增益的探索	25
3.4.3 在局部窗口中使用 IG	27
3.4.4 IG 和 CL 的结合(IG_CL)	27
3.5 基于占用栅格地图的探索	27
3.6 实验结果	28
3.6.1 带噪声传感器的建图	28

3.6.2	观测点选择策略的比较	30
3.6.3	扫描计数方法的优点	31
3.7	相关工作	33
3.8	结论	34
第4章	多机器人协作探索	35
4.1	概述	35
4.2	机器人团队协作探索	36
4.2.1	到达目标位置的代价	37
4.2.2	边界单元的效用计算	38
4.2.3	目标点的选择	39
4.2.4	通信范围有限时的协作	40
4.3	移动机器人团队的协作建图	41
4.4	实验结果	42
4.4.1	移动机器人团队探索	42
4.4.2	非协作探索与协作探索的比较	42
4.4.3	仿真实验	44
4.4.4	有限通信范围下的探索	47
4.5	与其他协作技术的比较	50
4.5.1	基于匈牙利算法的目标分配	50
4.5.2	使用优先级策略的机器人团队协作	51
4.5.3	通过解决 TSP 来进行机器人团队协作	52
4.6	相关工作	54
4.7	小结	57
第5章	基于语义地标的多机器人探索	58
5.1	概述	58
5.2	语义地标	58
5.3	目标位置的地标估计	62
5.4	采用语义地标信息的高效多机器人探索	64
5.5	实验结果	65
5.5.1	使用语义地点信息改进性能	65

5.5.2	语义地点信息中的噪声影响	68
5.5.3	在新环境中应用训练好的分类器	68
5.5.4	改进的 HMM 滤波及分类器的误差分析	70
5.6	相关工作	71
5.7	小结	72

第二部分 机器人位姿未知的建图和探索

第 6 章	高效的 Rao – Blackwellized 建图技术	75
6.1	概述	75
6.2	Rao – Blackwellized 建图概念	76
6.3	改进提议分布和选择性重采样	78
6.3.1	使用激光扫描数据计算改进的提议分布	78
6.3.2	选择性采样	81
6.4	复杂性	82
6.5	实验结果	83
6.5.1	建图结果	84
6.5.2	量化结果	85
6.5.3	改进提议分布和自适应重采样的有效性	87
6.5.4	扫描匹配失败的情况	89
6.5.5	计算代价	91
6.6	相关工作	91
6.7	小结	93
第 7 章	主动闭环探索	94
7.1	概述	94
7.2	主动闭环	95
7.2.1	闭环检测的时机	96
7.2.2	位姿不确定下的行为表示	98
7.2.3	闭环过程的终止	98
7.2.4	探索时间的缩短	100

7.2.5	多重嵌套环的处理	102
7.3	实验结果	102
7.3.1	真实世界探索	102
7.3.2	主动闭环 vs. 基于边界的探索	103
7.3.3	定量分析	104
7.3.4	终止条件的重要性	105
7.3.5	N_{eff} 的演变	106
7.3.6	多重嵌套环	107
7.3.7	计算资源	108
7.4	相关工作	108
7.5	小结	109
第 8 章	粒子多样性修复	110
8.1	概述	110
8.2	闭环后粒子多样性修复	111
8.3	实验结果	113
8.4	相关工作	115
8.5	小结	116
第 9 章	基于信息增益的探索	117
9.1	概述	117
9.2	Rao – Blackwellized 建图方法的不确定性	118
9.3	预期信息增益	121
9.4	行为集的计算	124
9.5	实验结果	125
9.5.1	真实世界的应用	125
9.5.2	决策过程	125
9.5.3	与之前方法的比较	128
9.5.4	走廊探索	129
9.6	相关工作	130
9.7	小结	131

第 10 章 非静态环境下的建图和定位	133
10.1 概述	133
10.2 低动态环境下的地图学习	134
10.2.1 地图分割	134
10.2.2 学习环境的形态/配置	135
10.2.3 地图聚类	136
10.3 基于地图块(patch-map)的蒙特卡罗定位	137
10.4 实验结果	139
10.4.1 在办公室环境中的应用	140
10.4.2 机器人定位和环境状态估计	140
10.4.3 全局定位	142
10.5 相关工作	143
10.6 小结	145
第 11 章 结论	146
附录	150
A.1 概率论	150
A.1.1 乘积法则	150
A.1.2 独立性	150
A.1.3 贝叶斯规则(Bayes'Rule)	150
A.1.4 边缘化	150
A.1.5 全概率法则	151
A.1.6 马尔可夫假设	151
符号表	152
参考文献	153

第 1 章 绪 论

环境模型在机器人从自动吸尘器清扫到搜索救援应用中有着广泛的需求。因此,地图学习是过去几十年机器人领域的一个主要研究问题。

一般情况下,单机器人系统的地图学习需要解决三个任务:建图、定位和路径规划。建图是指将机器人传感器收集的信息整合成一种指定表示形式的问题。它可以被描述为问题“世界看起来是什么样呢?”建图的核心问题是环境的表示和传感器数据的融合。与之相对应,定位则是估计机器人在地图中的位姿。换句话说,机器人得回答“我在哪儿?”这个问题。通常,定位分为在机器人初始位姿已知情况下的位姿跟踪和与初始位姿相关的先验知识未知的全局定位。最后,路径规划或运动控制则涉及有效引导机器人到达指定的位置或沿某一个轨迹运动的问题。简单地说,这个问题可以被描述为“我如何能到达给定位置?”。

不幸的是,这三个问题彼此不能独立地去解决。在机器人根据观测信息来回答这个环境看起来是什么样子的之前,它需要知道这些观测信息是属于环境中哪个位置的。同时,如果没有地图又会很难估计机器人当前的位置。规划一条到达目标位置的路径也与环境信息及机器人的当前位姿信息是紧密相联的。

图 1.1 描述了建图、定位和路径规划任务以及重叠区域中的组合问题。同时定位与建图(SLAM)是指创建地图并同时利用该地图进行定位。这两个任务不能分解也不能单独解决。因此,SLAM 通常被称作鸡和蛋的问题:定位需要一张好的地图,而这张地图的建立则需要一个准确的位姿估计。主动定位旨在通过引导机器人到地图中的某些位置从而提高位姿估计的准确性。与之相反,环境探索则是假定精确的位姿信息已知,通过引导机器人有效地漫游环境从而建立地图。图 1.1 的中心为所谓的集成方法,该方法能同时进行建图、定位和路径规划,又被称为 SPLAM(Simultaneous Planning, Localization, And Mapping)。解决 SPLAM 问题的方法之一是使得移动机器人通过自主地在环境中运动获得传感器数据,并同时建立环境地图。机器人的运动可以提高定位精度,获取未知地形的信息并通过再次探索不确定区域来提高地图模型的准确性。最后,该机器人建立了整个环境的精确模型并确定了在该模型中自己的相对位姿。

有些研究人员则关注这些问题的不同方面,他们采用单机器人系统以及机

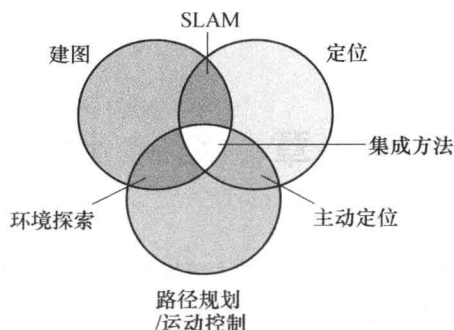


图 1.1 为获得精确的环境模型机器人所需完成的任务
(重叠的区域表示建图、定位和路径规划任务的组合^[94])

机器人团队进行研究。多机器人比单机器人有更多优势。机器人通过合作完成任务的速度超过单机器人。此外,机器人团队比单机器人具有更好的容错能力。然而,在团队机器人操作中,有彼此之间相互干扰的风险。越多的机器人在同一环境中,每个机器人可能会花越多的时间在走弯路上以避免与其他团队成员发生碰撞。大多数的方法都采用学习地图所需的总时间来衡量团队的表现。这意味着需将机器人分布在环境中,以避免做多余的工作并且减少互相干扰的风险。由于有多个机器人参与,那么就需要进行更多的决策,因此机器人团队要找到能有效解决诸如探索等更复杂问题的方法。

值得一提的是,如果环境是随时间变化的,那么上述问题都会变得更为复杂。大多数的建图技术假设环境是静态的且不会随时间而改变。但是,这种假设是不切实际的,因为机器人使用的大多数场合是人类居住的地方。人们的行走、门的开关甚至家具的移动等常常会造成环境的改变。一种可行的处理动态事物的方法就是滤除它们,仅对静态的事物进行建图。然而,更具挑战的问题是将各种环境变化的信息统一到地图中,并在其他机器人应用中使用这些信息。这样就能让移动机器人更有效地完成任务。例如,人们可以预想,如果机器人知道它周围环境的非静态物体的典型布局,那么该机器人定位就能更具鲁棒性。

总之,在地图学习中有如下关键问题:

- (1) 在自主探索中,要引导机器人去哪里;
- (2) 如何处理观测和位姿估计中的噪声;
- (3) 如何处理机器人的世界模型的不确定性和如何解释传感器的数据;
- (4) 如何建立环境随时间变化的模型;
- (5) 如何有效地协调移动机器人团队。

本书的贡献是给出了地图学习问题中不同方面的解决方案,尤其明确考虑

了上述的五个问题。书中给出了考虑机器人世界模型不确定性的自主探索方法,该方法通过推理可能执行的行动和预期的回报尽量减少这种不确定性。书中还描述了如何实现团队的机器人之间的良好合作,使它们有效地解决了探索任务。我们的方法有效地使机器人分布于环境中,以这种方式避免了机器人重复劳动,降低了机器人之间相互干扰的风险。因此,减少完成探索任务的总的时间。为了处理机器人位姿的不确定性,我们提出了一个准确度高的方法来解决即时定位与建图问题。该方法通过维护机器人轨迹和地图模型的联合后验概率,以一种有效的和鲁棒的方式生成高精度的地图。在本书中,我们一步一步地介绍了地图学习中的问题,并将不同的解决方案集成到一个单一的系统中。我们给出了一个综合的方法,能同时处理地图创建、定位和路径规划。该方法的目标是尽量减少基于机器人将执行动作的预期增益所创建的地图和轨迹估计的不确定性。当机器人执行一个特定动作时,利用可能的观测序列来估计以减少不确定性。此外,本书专注于在非静态环境中的地图创建和定位。书中的方法考虑了机器人工作环境的不同空间配置,因此使得在非静态的环境下机器人的位姿估计更具鲁棒性和精确性。

本书的组织结构如下。首先,我们介绍了粒子滤波技术和栅格地图的思想。书的第一部分重点讨论了单个和多个机器人在环境中移动时位姿已知情况下的环境探索。

第3章描述了单个机器人的决策理论、自主探索的问题。我们假定传感器受到噪声的影响,从而研究一种通过控制机器人在环境中运动以减少构建地图模型的不确定性。

在第4章中,我们探讨如何协调机器人团队,以实现有效的合作,避免重复劳动。在第5章中对该方法进行了扩展,将环境建模的背景信息融入多机器人协作过程之中。移动机器人通过传感器数据学习各种环境建模相关的知识。

在本书的第二部分,我们放开了对于机器人位姿已知的假定,并考虑移动机器人位姿的不确定性。第6章给出了一个同时定位与建图问题的有效解决方法,能在机器人的位姿信息被噪声影响时仍获得高精度的栅格地图。该方法采用粒子滤波器来维护地图和机器人轨迹的联合后验概率。第7章描述了具有探测和主动闭环能力的环境探索方法。该方法并不能优化移动机器人位姿估计过程,但能为其规划合适的轨迹。通过不时地再次访问已知区域,能减少机器人位姿估计的不确定性。最终,更好地对齐已经获得的地图,减少不一致性。

在同时定位与建图过程中,主动地再次访问已知区域虽然给机器人提供了重定位的可能,但也增加了过度自信的危险,尤其是在嵌套循环的环境中。为了应对这个不足,本书在第8章介绍了一种闭环后修复粒子多样性的方法。该方

法允许机器人在闭环内待任意长的时间而耗尽重要状态假设的粒子,而不使重要状态假设枯竭。

第9章就机器人位姿估计和地图构建中的不确定性介绍了一种基于决策理论的方法。该方法整合了前面章节中的几种不同技术,能够同时进行地图构建、定位和路径规划。最终,该方法使得真实移动机器人即使在位姿估计受噪声影响的情况下也能自主地学习出环境模型。

最后,第10章介绍了非静态环境中的地图构建和定位问题。通过明确建模所观测的环境的不同状态,机器人能够在非静态环境下进行更加鲁棒的定位。

第2章 基本技术

本章阐述了整本书中会经常使用到的两个技术。首先,将介绍粒子滤波器的概念。粒子滤波器是一个估计动态系统状态的递归贝叶斯技术。然后,我们介绍栅格地图和“位姿已知的地图构建”的思想。请注意,概率论方面的基本定律请见本书的附录。

2.1 粒子滤波器概述

粒子滤波器是贝叶斯滤波器的一种非参数执行情况,且经常用于估计一个动态系统的状态。粒子滤波器的关键思想是采用一套假设(即粒子)来表示后验概率,其中每一个假设代表了这个系统可能存在的一种潜在状态。状态假设表示为一个有 N 个加权随机样本的集合 S :

$$S = \{ \langle s^{[i]}, w^{[i]} \rangle \mid i = 1, 2, \dots, N \} \quad (2.1)$$

式中: $s^{[i]}$ 是第 i 个样本的状态向量; $w^{[i]}$ 则是第 i 个样本的权重。权重为非 0 值,且所有权重的总合为 1。该样本集合代表如下分布:

$$p(x) = \sum_{i=1}^N w_i \cdot \delta_{s^{[i]}}(x) \quad (2.2)$$

式中: $\delta_{s^{[i]}}$ 是在第 i 个样本的状态 $s^{[i]}$ 下的狄拉克函数。样本集 S 可用于近似任意分布,这些样本则是从那些被近似的分布中采样而来。为了说明这种近似,图 2.1 描绘了两种分布及其相应的样本集。一般来说,被用的样本越多,近似越好。粒子滤波器利用一套样本集合对多模态分布模型建模的能力相比其他系列的滤波器有优势。例如,卡尔曼滤波器^[73]仅限于高斯分布。

当我们想要对一段时间内一个动态系统的状态进行估计时,可以采用粒子滤波算法。该方法就是在每个时间点采用一套样本,也称为粒子,来表示分布。粒子滤波算法使我们能够在前一时刻估计 S_{t-1} 的基础上递归估计出下一时刻的粒子集 S_t 。基于样本的重要性重采样(Sampling Importance Resampling, SIR)的粒子滤波器可归纳为以下三个步骤:

(1) 采样。在先前样本集 S_{t-1} 的基础上创建下一代粒子集 S'_t 。这一步也被