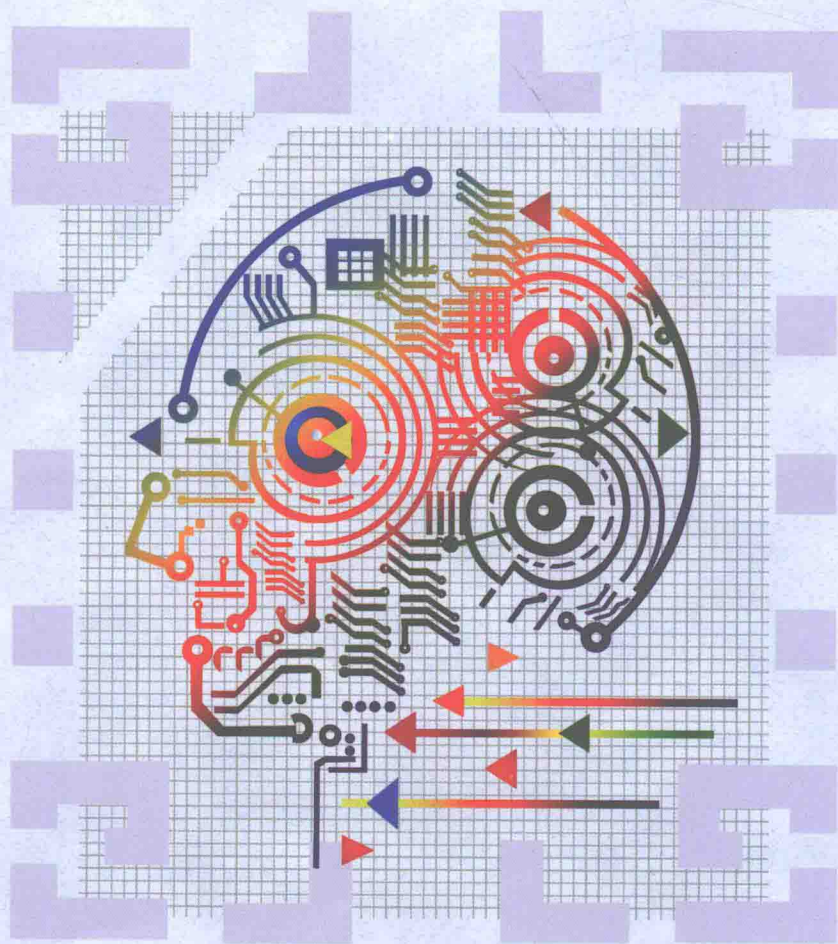


自动驾驶机器人的 SLAM与VSLAM方法

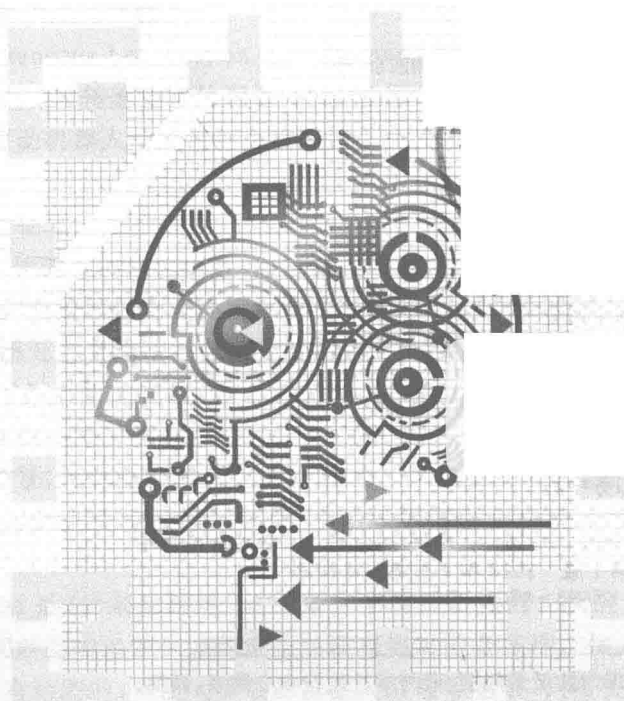
张国良 姚二亮 著



西安交通大学出版社
XI'AN JIAOTONG UNIVERSITY PRESS

移动机器人的 SLAM与VSLAM方法

张国良 姚二亮 著



西安交通大学出版社
XI'AN JIAOTONG UNIVERSITY PRESS

内容简介

本书主要介绍移动机器人的自主定位和环境创建技术,即同时定位与地图创建(SLAM)。首先介绍了传统基于激光的 SLAM 方法,而后阐述了基于视觉的 SLAM 方法(VSLAM),并对 VSLAM 的各个部分进行了深入探讨。其中,第 1 章介绍了移动机器人中的关键技术,并引入同时定位与地图创建的概念。第 2 章对 SLAM 中常用的传统滤波方法、刚体运动表示和位姿表示方法进行了详细阐述。第 3 章讲解了基于激光传感器的经典 SLAM 方法,并针对存在的问题展开了进一步的研究。第 4 章介绍了常用的相机模型,而后从数学上描述了基于视觉的 SLAM 方法及其优化方法,并对 VSLAM 中的重要概念进行了讲解。第 5 章从代码层面详细地剖析了一种经典的 VSLAM 实现方法,有助于读者深入理解 VSLAM 的完整流程。第 6 章从视觉定位的精确性和鲁棒性出发,介绍了 VSLAM 中视觉里程计的不同设计方法。第 7 章则讲解了 VSLAM 中闭环检测的改进办法。针对存在错误闭环的问题,第 8 章介绍了不同的鲁棒优化方法。第 9 章从地图的表示方式和实用性出发,介绍了地图的表征方法。

本书可作为各理工科大学机器人、无人机、航空航天无人系统等相关专业的本科高年级教材与研究生教材和重要参考书籍,又可作为大学教师教授相关课程的参考书。

图书在版编目(CIP)数据

移动机器人的 SLAM 与 VSLAM 方法/张国良,姚二亮著.

—西安:西安交通大学出版社,2018.6

ISBN 978-7-5693-0605-7

I. ①移… II. ①张…②姚… III. ①移动式机器人—研究 IV. ①TP242

中国版本图书馆 CIP 数据核字(2018)第 092760 号

书 名 移动机器人的 SLAM 与 VSLAM 方法
著 者 张国良 姚二亮
策划编辑 屈晓燕 贺峰涛
文字编辑 季苏平

出版发行 西安交通大学出版社
(西安市兴庆南路 10 号 邮政编码 710049)
网 址 <http://www.xjtupress.com>
电 话 (029)82668357 82667874(发行中心)
(029)82668315(总编办)
传 真 (029)82668280
印 刷 西安日报社印务中心

开 本 787mm×1092mm 1/16 印张 19.125 字数 462 千字
版次印次 2018 年 9 月第 1 版 2018 年 9 月第 1 次印刷
书 号 ISBN 978-7-5693-0605-7
定 价 60.00 元

读者购书、书店添货或发现印装质量问题,请与本社发行中心联系、调换。

订购热线:(029)82665248 (029)82665249

投稿热线:(029)82668254

读者信箱:754093571@qq.com

版权所有 侵权必究



前言

近年来,机器人技术发展迅速,尤其随着最近两三年人工智能技术的强力推进,人们对未来的期待开始变得急切。但事实上,在机器人领域和人工智能领域都还有许多问题尚未解决或仍在探索中。如何实现机器人对未知环境的感知和理解、准确地完成自身定位,是一个研究了很久,但与人们期望尚颇有距离的领域。

对人类而言,在一个局部未知环境实现对环境地图的创建和自定位是一件容易的事。进而人类还能轻易找到可通行路径,实现路径规划和自主移动;通过不断的积累,人类能够完成对周边更广阔区域的地图构建,并完成定位、导航、规划、决策和运动。

在没有地图和定位信息的条件下,移动机器人最初的研究思路是实现特定目标的相对定位,在此基础上实现对特定目标的跟踪,其自主运动的能力是非常有限的,距离像人一样独立工作的能力还非常远。想要如同人一样独立自主运动,机器人就需要具有自主建立地图和定位的能力。

在未知环境中,机器人通过配置的传感器(声纳、激光、视觉等设备)所获得的只是环境某一方面的观测数据。要从这些数据中获取环境地图和自身定位的信息,需要进行大量的计算处理。如果在运动过程中进行连续观测,其数据处理的难度和计算量将是爆发式增长的。采用 SLAM 方法可以解决这类问题。

SLAM 是 Simultaneous Localization And Mapping 的缩写,是指在一个未知环境中,依靠机器人携带的激光、视觉等传感器和处理器,同时完成对所处环境的地图创建和自身在地图中的定位。SLAM 为移动机器人的规划和决策提供了前提条件,是机器人具有“自主”运动能力的基础。

SLAM 的重要特征之一是 Simultaneous,即“同时”完成地图创建和在地图中的定位。环境地图的建立依赖于机器人的定位信息,而机器人的定位信息又依赖于传感器对环境地图的反馈,因此需要“同时”对定位信息和环境地图进行估计,实现两者的联合统一。

前期的 SLAM 研究主要集中在基于激光传感器的环境地图建立和定位。随着计算机视觉的发展和机器人任务空间的拓展,基于视觉传感器的 VSLAM 受到了广泛的关注。VSLAM 应当是 SLAM 的一个分支,但因为近年 VSLAM 的进展和取得的成果非常重要,又具有极为广阔的应用前景,人们经常将 VSLAM 作为一个独立的名词,并进一步拓展了其研究内容。因此,本书将 VSLAM 与 SLAM 并称,在前 3 章描述 SLAM,以此为基础,在后 6 章描述 VSLAM。

需要指出,SLAM 是在“未知环境”这一条件下展开研究的。从应用场景与应用对象而言,在很多情况下,同时完成地图创建与定位并没有绝对的必要性。例如,当前大多数的无人驾驶技术,是基于已有地图的;当前大多数的机器人巡检等场景,只需要在第一次应用时建立地图;当前大多数的家庭应用机器人,事实上并没有建立好地图。或者说,在这些场景中,直接应用 SLAM 技术,要么是还不成熟或者不能完成,要么是代价太高而不必要。换一种说法,SLAM 的广泛应用,是在传感器技术和数据处理能力得到进一步大幅提高的条件下,或是在

火星探索、地下未知领域等特定场景下,等等。从这个角度而言,SLAM是属于不远的未来的。

目前,许多大学都增设了机器人相关的课程或者专业,在教学和科研中,需要能够反映机器人感知与导航技术最新理论与技术的教材或教学参考书籍。本书系作者及研究团队近年教学、科研工作的综合成果,在简要描述了SLAM方法、令使用者有总体把握的基础上,重点对近三年以来迅速发展的VSLAM方法进行了较为全面的介绍,并对其前端视觉里程计、优化估计、闭环检测、建图的方法与技术进行了深入而具体的讲解。本书具有良好的理论与工程相结合的特点,可作为各理工科大学机器人、无人机、航空航天无人系统等相关专业的本科高年级教材与研究生教材和重要参考书籍,亦可作为大学教师教授相关课程的参考书。

衷心感谢作者研究团队汤文俊、徐君、李永锋、李维鹏、林志林等为本书做出的卓越贡献,衷心感谢西安交通大学出版社和屈晓燕、贺峰涛等编辑为本书付出的辛勤劳动。

SLAM和VSLAM都还处在快速发展中,许多理论和技术都还在不断地完善和更新,加之作者水平有限,本书有任何不妥之处,恳请读者予以批评指正。

著者

2018年3月

目 录

第 1 章 概述	(1)
1.1 从 SLAM 到 VSLAM	(1)
1.1.1 未知环境下的同时地图创建与自定位	(1)
1.1.2 SLAM 的基本状况	(3)
1.1.3 VSLAM 的基本状况	(4)
1.2 SLAM 与 VSLAM 的主要内容	(9)
1.2.1 SLAM 的主要内容与难点	(10)
1.2.2 VSLAM 的主要内容与难点	(11)
1.3 近年 SLAM 与 VSLAM 研究的几个方向	(15)
1.3.1 直接法与特征法融合问题	(15)
1.3.2 SLAM 中 IMU 辅助的特征匹配	(15)
1.3.3 动态场景下 SLAM 的定位精度	(16)
1.3.4 利用语意信息辅助 SLAM 定位	(16)
1.3.5 长期 SLAM 问题	(16)
1.3.6 多机器人 SLAM 问题	(16)
第 2 章 经典 SLAM 方法的架构	(17)
2.1 SLAM 问题的描述	(17)
2.1.1 SLAM 问题的概率模型	(18)
2.1.2 机器人系统模型	(20)
2.1.3 SLAM 算法的一致性	(24)
2.2 EKF-SLAM 算法	(24)
2.2.1 扩展卡尔曼滤波算法	(25)
2.2.2 EKF-SLAM 算法和一致性	(27)
2.3 FastSLAM 算法	(30)
2.3.1 粒子滤波算法	(30)
2.3.2 Rao-Blackwellized 粒子滤波算法	(33)
2.3.3 FastSLAM 算法和一致性	(35)
2.4 实验结果与分析	(38)
2.5 EKF-SLAM 算法和 FastSLAM 算法存在的问题	(41)
第 3 章 经典 SLAM 方法改进	(42)
3.1 基于三轮驱动运动模型的 EKF-SLAM 算法	(42)
3.1.1 两轮驱动移动机器人里程计圆弧模型	(42)
3.1.2 两轮驱动移动机器人运动模型	(44)
3.1.3 三轮驱动移动机器人里程计模型	(45)
3.1.4 三轮驱动移动机器人运动模型	(47)

3.1.5	实验结果与分析	(48)
3.2	基于线段特征匹配的 EKF-SLAM 算法	(52)
3.2.1	线段特征提取	(52)
3.2.2	线段特征观测模型	(56)
3.2.3	EKF-Line-SLAM 算法	(57)
3.2.4	线段特征提取实验	(60)
3.2.5	EKF-Line-SLAM 算法实验	(64)
3.3	改进的 UFastSLAM 算法	(72)
3.3.1	UFastSLAM 算法	(72)
3.3.2	改进的 UFastSLAM 算法	(77)
3.3.3	实验结果与分析	(82)
3.4	基于 PSO 优化的粒子滤波 SLAM 算法	(87)
3.4.1	常规粒子滤波 SLAM 算法的不足	(87)
3.4.2	改进的建议分布	(88)
3.4.3	融合粒子群算法与粒子滤波的 SLAM 算法	(90)
3.4.4	实验仿真与分析	(91)
3.5	本章小结	(95)
第 4 章	VSLAM 基础	(96)
4.1	立体相机模型	(96)
4.1.1	针孔相机模型	(96)
4.1.2	立体相机深度获取原理	(97)
4.1.3	反投影模型	(98)
4.1.4	Kinect 深度误差模型	(98)
4.2	相机位姿表示	(100)
4.2.1	三维空间的刚体姿态描述	(100)
4.2.2	李群、李代数	(101)
4.2.3	相机位姿的表示方式	(103)
4.2.4	对相机位姿变换的求导	(104)
4.3	VSLAM 的数学表述	(105)
4.4	非线性优化	(107)
4.5	视觉里程计	(109)
4.5.1	2D-3D 法	(110)
4.5.2	3D-3D 法	(112)
4.6	闭环检测	(112)
4.7	地图构建	(114)
4.8	本章小结	(115)
第 5 章	开源双目视觉 SLAM 框架及其实现	(116)
5.1	数据基础	(117)
5.1.1	MapPoint 类	(117)

5.1.2	Frame 类	(117)
5.2	Tracking 类	(118)
5.2.1	双目初始化	(118)
5.2.2	跟踪参考关键帧	(119)
5.2.3	跟踪上一帧	(123)
5.2.4	重定位	(125)
5.2.5	跟踪局部地图	(125)
5.2.6	计算运动模型	(128)
5.2.7	判断关键帧	(128)
5.2.8	创建关键帧	(130)
5.3	LocalMapping 类	(131)
5.3.1	处理新关键帧	(131)
5.3.2	地图点筛选	(132)
5.3.3	建立新地图点	(133)
5.3.4	附近关键帧搜索匹配地图点	(139)
5.3.5	局部 BA	(141)
5.3.6	关键帧筛选	(146)
5.4	LoopClosing 类	(148)
5.4.1	闭环检测	(148)
5.4.2	计算 Sim3	(150)
5.4.3	闭环优化	(154)
5.5	本章小结	(158)
第 6 章	VSLAM 前端——视觉里程计	(159)
6.1	基于改进视觉里程计和大回环模型的 VSLAM 帧间配准算法	(159)
6.1.1	基于改进 Color GICP 算法的快速视觉里程计	(160)
6.1.2	基于模型到模型配准的大回环局部优化模型	(162)
6.1.3	实验及分析	(164)
6.2	考虑多位姿估计约束的立体视觉里程计	(168)
6.2.1	基于改进 2D-2D 位姿估计模型的位姿跟踪	(169)
6.2.2	基于改进 3D-2D 位姿估计模型的位姿跟踪	(171)
6.2.3	考虑多位姿估计约束的立体视觉里程计	(173)
6.2.4	实验与分析	(176)
6.3	动态场景下基于运动物体检测的立体视觉里程计	(182)
6.3.1	基于场景流的运动物体检测	(183)
6.3.2	基于运动物体检测的立体视觉里程计	(186)
6.3.3	实验与分析	(187)
6.4	本章小结	(191)
第 7 章	VSLAM 后端——闭环检测	(193)
7.1	基于历史模型集的改进 VSLAM 闭环检测算法	(193)

7.1.1	基于改进 Frame-to-model 配准的历史模型集构建	(194)
7.1.2	基于历史模型集的改进闭环检测算法	(195)
7.1.3	实验及分析	(199)
7.2	基于空间位置不确定性约束的改进闭环检测算法	(206)
7.2.1	基于特征点云帧间配准的视觉里程计不确定性模型	(206)
7.2.2	基于空间位置不确定性约束的改进闭环检测算法	(210)
7.2.3	实验与分析	(212)
7.3	基于场景显著区域的闭环检测算法	(218)
7.3.1	闭环概率模型	(219)
7.3.2	显著区域选取与场景描述	(223)
7.3.3	基于逆向索引的预匹配场景选取	(226)
7.3.4	显著区域匹配概率的计算	(226)
7.3.5	实验与分析	(228)
7.4	本章小结	(234)
第 8 章	VSLAM 后端——鲁棒优化估计	(235)
8.1	自适应的 Graph SLAM 鲁棒闭环算法	(235)
8.1.1	常规 Graph SLAM 鲁棒闭环算法	(236)
8.1.2	自适应的 Graph SLAM 鲁棒闭环算法	(238)
8.1.3	实验仿真与分析	(239)
8.2	增量式的 Graph SLAM 鲁棒闭环算法	(244)
8.2.1	增量式 Graph SLAM 算法	(245)
8.2.2	增量式 Graph SLAM 鲁棒闭环算法	(246)
8.2.3	实验仿真与分析	(248)
8.3	基于非线性 0-1 规划的鲁棒图优化智能算法加速策略	(251)
8.3.1	鲁棒图优化模型	(251)
8.3.2	改进的 Markov 邻域及智能算法加速方法	(252)
8.3.3	实验与分析	(258)
8.4	本章小结	(263)
第 9 章	VSLAM 地图创建	(264)
9.1	基于完整可见性模型的改进鲁棒 Octomap 地图构建	(264)
9.1.1	鲁棒 Octomap 可见性模型分析	(264)
9.1.2	完整可见性模型	(266)
9.1.3	基于完整可见性模型的改进鲁棒 Octomap	(269)
9.1.4	实验及分析	(270)
9.2	动态场景下基于平面投影的导航地图构建方法	(272)
9.2.1	动态场景下三维点云的生成	(273)
9.2.2	地面平面方程的求解	(275)
9.2.3	二维导航地图构建	(277)
9.2.4	实验与分析	(278)

9.3 本章小结	(281)
参考文献	(282)

第 1 章 概 述

移动机器人研究的主要目标是使机器人在复杂环境下实时安全地完成任任务,其研究内容涉及到机器人控制、机器人定位、机器视觉与目标识别、任务规划与执行、多传感器信息处理与融合以及多机器人协作等领域;同时移动机器人还可以作为研究其他领域如人工智能等的平台。在移动机器人物理结构之上建立的智能计算能力和移动能力,使其能够完成通用仪器不能完成的任务,在危险环境和极端环境甚至能够超过只配备简单工具的人。

微电子技术和嵌入式计算的发展,使得将机器人的移动性和自动性整合到一个系统成为可能。自主移动机器人成为当前机器人研究与应用领域的重要方向,也是机器人技术发展的必然趋势。自主移动机器人是一类能够通过传感器感知环境和自身状态,依靠自身携带的能量,实现在有障碍物的环境中面向目标的自主运动,从而完成一定作业功能的机器人系统。当前研究者所称的移动机器人,其意义已经基本上被默认为自主移动机器人。

随着机器人技术广泛而深入地进入到人类生活的各个层面,机器人研究领域的关键技术与发展方向越来越受到科学组织与政府部门的关注与重视。2006年,美国全球科技评估中心(WTEC)与美国国家科学基金(NSF, National Science Foundation)、美国航空航天局(NASA, the National Aeronautics and Space Administration)和美国政府国家生物医学图像与生物工程研究所(National Institute of Biomedical Imaging and Bioengineering of the United States Government)合作,出版全球机器人研究考察报告“WTEC PANEL ON ROBOTICS”,列出了机器人技术研究与发展中共同面对的4个领域的基础性挑战课题与关键主题:

- (1)机械结构与移动性(Mechanisms and Mobility);
- (2)能源与推进力(Power and Propulsion);
- (3)计算与控制能力(Computation and Control);
- (4)传感器与导航(Sensors and Navigation)。

从运动学的角度看,移动机器人本质上是一个在三维空间中的运动载体。运动载体导航与定位的理论与技术在总体上都适用于移动机器人的导航与定位。但在运动空间、传感器配置、计算与控制能力以及任务分配上,机器人的传感器与导航研究显然具有其不同的一面。SLAM及VSLAM正是近二十年来移动机器人传感器与导航领域的重点与热点。

1.1 从SLAM到VSLAM

1.1.1 未知环境下的同时地图创建与自定位

未知环境中的机器人自主导航技术已成为机器人的一项关键技术。在机器人导航理论和

方法的研究中,已知环境下的导航方法已取得了大量的研究和应用成果。对未知环境中的导航也开展了一些研究,并提出了若干方法,但还有许多关键理论和技术问题有待解决和完善。SLAM 是近年来开展的关于机器人的一项关键技术,它为工作于未知环境的机器人提供环境地图和自身定位信息,作为导航的前提条件。

SLAM 问题可以描述为:机器人在未知环境中从一个未知位置开始移动,在移动过程中根据位置估计和传感器数据进行自身定位,同时建造增量式地图。

移动机器人实现定位的前提是已经具有准确的地图;而在未知环境中,需要机器人具有自主创建地图的能力,而创建地图的前提是机器人能够确定自己的位置。这本身是一个“鸡一蛋”问题。

在直观思考中,人们常常隐含地采用一种事实并不存在的上帝视角对待机器人创建地图与定位问题。即:认为只有需要,机器人既可以观测到全局信息,如图 1.1(a)所示;又能同时观测到局部信息,如图 1.1(b)所示;也能同时观测到细节信息,如图 1.1(c)所示。

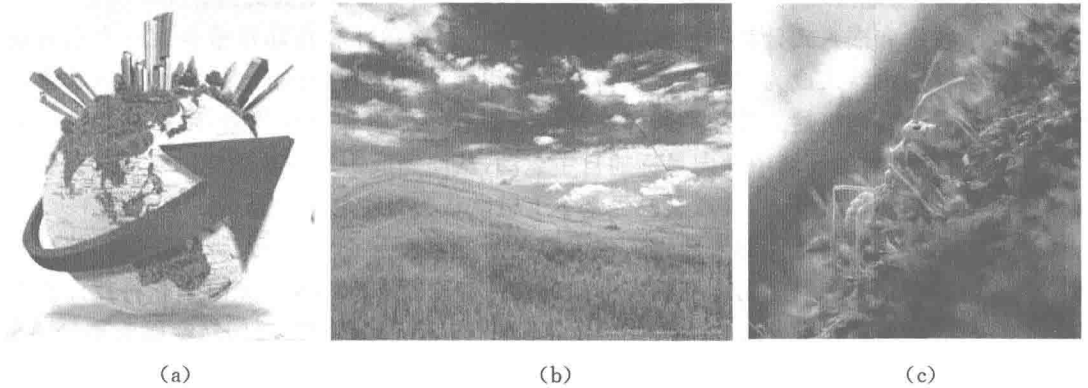


图 1.1 上帝视角的观测场景

如果机器人确实能同时观测到全局、局部和细节信息,那么机器人的建图、定位、导航,以及规划、控制等都不是问题。但在当前的技术条件下,绝大多数时候,传感器系统能够给予机器人的信息通常只能如图 1.2 所示。



图 1.2 机器人观测场景

也就是说,机器人只能通过某种观测器观测到其附近的局部信息。而同时能够观测到全

局、局部和细节的上帝视角,通常来说是不存在的。

因此,SLAM,即机器人在未知环境中的同时地图创建与自定位,要求机器人在不借助外界观测器的情况下,只是通过自身的移动和观测,建立周边未知环境的地图信息,并实现在地图中的定位。关于这个概念,一个通俗的比方是:在一个几乎完全陌生的城市里,一个人打着手电走夜路。

这个概念当然地去掉了全球卫星定位系统这一类外部信息源的支持(显然,在月球上,在火星上,在地下洞库等许多场所,不可能有全球定位系统给出定位信息)。这个人必须一步一步地记住他经历的环境,并在已经经历过的环境中确定自己的位置。他在建立这个陌生环境的地图并同时实现定位的过程中碰到的所有问题,移动机器人在SLAM过程中都会碰到。研究者认为,只有解决了这个问题,机器人才能够真正地走向“自主”移动。这个概念如此重要,以至于SLAM被很多研究者视为机器人研究的“圣杯”。

1.1.2 SLAM的基本状况

SLAM的基本方法是,机器人利用自身携带的视觉、激光、超声等传感器,识别未知环境中的特征并估计其相对传感器的位置,同时利用自身携带的航位推算系统或惯性系统等传感器估计机器人的全局坐标。将这两个过程通过状态扩展,同步估计机器人和环境特征的全局坐标,并建立有效的环境地图。这些方法能够有效而可靠地解决中等尺度下的二维区域模型,例如一个建筑物的轮廓或一个局部室外环境。目前已有研究者在继续扩展区域尺度,提高计算的有效性,进而求取三维地图。

SLAM问题最早是由Smith和Chessemann提出的。他们采用扩展卡尔曼滤波器增量式地估计机器人位姿和地图特征标志位置的后验概率分布。随后,许多学者开始研究基于扩展卡尔曼滤波器的SLAM算法(EKF SLAM)。其中一些学者改进了EKF SLAM算法的实时性能,以处理大数据量的地图标志关联问题,但是基于扩展卡尔曼滤波器的SLAM算法仍然存在计算复杂度大、滤波精度不高等的问题。为此,Murphy和Doucet等人提出了有效解决SLAM问题的Rao-Blackwellized粒子滤波器(RBPF)算法,将SLAM问题分解为对机器人路径估计和对环境中 n 个路标点的状态估计,一般分别采用粒子滤波器和扩展卡尔曼滤波器进行求解。之后,Montemerlo等人在2002年首次将Rao-Blackwellized粒子滤波器应用到机器人特征地图的SLAM中,并命名为快速同时定位与地图创建(FastSLAM)算法。该方法融合了扩展卡尔曼滤波和粒子滤波的优点,在降低计算复杂度的同时,相比EKF SLAM又具有较好的鲁棒性。从此,利用粒子滤波方法解决机器人SLAM问题成为了研究的一个热点。其中,Grisetti等则研究了基于栅格地图的RBPF SLAM算法,命名为Gmapping算法,并将其应用到了实体机器人中。更为重要的是,Gmapping算法得到了国内外学者的一致认同和广泛应用,成为粒子滤波SLAM方法的代表性算法。

Lu与Milios首先提出基于图优化的SLAM方法(Graph SLAM)。与滤波方法不同的是,Graph SLAM是一种完全SLAM算法,利用了之前所有时刻的机器人状态信息和观测信息,能够以全局的视角优化机器人行走路径。然而受限于计算方法,Lu与Milios提出的Graph SLAM算法无法满足实时要求。但是,随着高效求解方法的出现,Graph SLAM方法成为当前SLAM研究的热点。Kaess等提出了一种增量式的Graph SLAM算法iSAM(Incremental Smoothing and Mapping),通过利用之前计算的雅可比矩阵,增量式地更新当前时

刻的雅可比矩阵来达到增量式 SLAM 算法的实效性。从此, iSAM 算法成为增量式 Graph SLAM 的一个代表性算法。在 iSAM 算法的基础上, 许多学者对 SLAM 问题进行了深入研究。其中, Thomas 等人进行了机器人闭环探索方面的研究, Huang 等人则进行了多机器人 SLAM 方面的研究, 并提出了 Unscented iSAM 算法。另外, Grisetti 等则提出一种分层优化的增量式 Graph SLAM 算法——Hog-Man (Hierarchical Optimization for Pose Graphs on Manifolds), 通过对节点拓扑进行归类、分层处理, 使得在增量式过程中可以只对图结构的框架进行修正, 从而提高了运算速度。Toro 算法使用随机梯度下降方法寻找节点拓扑的最优配置, 并采用树结构的描述方式更新局部区域的节点配置, 使得算法复杂度只与机器人探索范围有关, 减小了机器人多次闭环运动时 SLAM 计算的复杂度。Kuemmerle 等提出了一种通用图优化算法框架 g^2o , 使得研究学者们使用少量代码就能够高效实现不同类型的 Graph SLAM 算法, 加快了 Graph SLAM 算法研究进度。另外, 基于 SLAM 的图描述结构, Walcott 等研究动态环境下 SLAM 算法的鲁棒性, Carlevaris 等与 Huang 等则研究了终生建图中地图的压缩算法, 以加强长时间、大环境下机器人 SLAM 的性能鲁棒性。

早期的 SLAM 方法主要是基于激光传感器的, 本书将其称为经典 SLAM。经典的 SLAM 方法, 尤其是以激光传感器为核心传感器的 SLAM 方法, 已经得到了较为广泛的应用。目前在电力检测、石油化工行业、市政安全管理等环境下投入应用的移动机器人, 其核心传感器或基本传感器都是激光传感器。

1.1.3 VSLAM 的基本状况

随着 SLAM 技术的逐渐发展, 基于视觉的 SLAM 算法——VSLAM, 逐步成为了当前研究的热点。2002 年, 牛津大学 Andrew Davison 采用里程计获取机器人位姿的先验信息, 从双目视觉拍摄的图像中提取 KLT 特征点用作地图特征路标, 用扩展卡尔曼滤波算法进行地图和机器人车辆位姿的同步更新, 成功进行了一次小范围的 VSLAM 实验。2010 年, 微软公司推出了 3D 传感器 Kinect, 凭借其良好的性能和低廉的价格, Kinect 在机器人领域得到了广泛的应用, 使用 Kinect 获取的图像、深度作为感知信息的 SLAM 算法成为新的潮流。其中, 德国 Freiburg 大学提出了基于图像、深度数据流的 RGB-D SLAM 算法, 采用 SURF 特征点进行匹配, 当发现存在闭环时采用 Hog-Man 算法进行全局优化, 达到了较好的效果。

VSLAM 主要分为两部分: 前端——视觉里程计 (Visual Odometry, VO) 和后端——闭环优化 (Loop Closure)。视觉里程计用于计算连续两帧图像的位姿变换。由于位姿变换存在误差, 运动轨迹较长后, 具有显著的累计误差。闭环检测, 又称回环检测, 是指机器人识别曾到达场景的能力。如果检测成功, 可以显著地减小累积误差。在基于图优化的 VSLAM 中, 由闭环检测带来的额外约束, 可以使优化算法得到一致性更强的结果, 明显提升机器人的定位精度。2015 年以来, 研究者将微惯性导航组合 (IMU) 引入传感器信息源。IMU 能够获得传感器本体的三轴角速度和线加速度信息, 具有不受外界环境影响的优势, 但测量数据会随时间变化发生漂移。因此, 视觉和惯性器件获取的信息具有很强的互补性, 可以提高 SLAM 的鲁棒性。相应地, 基于视觉和 IMU 信息的前端称为 VIO (Visual Inertial Odometry), 很多研究者将其称为 VISLAM。这是 SLAM 研究的一个重要的新方向。

近年来, VSLAM 的研究如火如荼, 新的算法与思路层出不穷。本书在此对一些主要的算法进行简要的梳理。

1.1.3.1 基于特征点法的 SLAM 算法

基于特征点法的 VSLAM 算法对获取的图像提取特征点,如 SIFT, SURF, FAST, ORB。其中, SIFT 特征具有很好的鲁棒性和准确性,已经成功应用于场景分类、图像识别、目标跟踪以及三维重建等计算机视觉领域,且取得了很好的实验结果。SURF 是在 SIFT 的基础上通过格子滤波来逼近高斯,极大地提高了特征检测的效率。FAST 可以快速地检测图像中的关键点,关键点的判断仅仅基于若干像素的比较。通过对比检测候选关键点和邻域内某一圆圈像素点的灰度值,如果圆圈上拥有连续的超过 $3/4$ 的像素点的灰度值均大于(或小于)中心候选关键点的灰度值,则候选点为关键点。ORB 是 Oriented FAST and Rotated BRIEF 的简称,即 ORB 在 FAST 特征的基础上,借鉴 Rosin 的方法,增加了对特征方向的计算。另外, ORB 采用 BRIEF 方法计算特征描述子,使用 Hamming 距离计算描述符之间的相似度,具有匹配速度快的特点。得到提取的特征后,采用描述子匹配的方式得到特征点对应关系,而后通过最小化图像间的重投影误差,得到图像间的位姿变换关系。

SOFT 算法通过对特征点的严格筛选,获得具有可靠信度的特征点对应后,使用 5 点法估计帧间旋转,最小化重投影误差来估计帧间平移。Buczko 则提出使用自适应的重投影误差阈值来剔除匹配异常点,使得算法不使用 BA 的情况下具有良好的定位精度,特别是在相机高速运动情况下保持较高的准确度。典型的基于特征点法的 SLAM 系统主要有 MonoSLAM, PTAM, ORB-SLAM2。

MonoSLAM 是由 Davison 等发明的第一个成功基于单目摄像头的纯视觉 SLAM 系统,如图 1.3 所示。这种方法将相机的位姿状态量和稀疏的路标点位置作为优化的状态变量,使用扩展卡尔曼滤波更新状态变量的均值和协方差矩阵,通过连续不断的观测减小状态的不确定性,直到收敛到定值。由于使用的是小场景中稀疏的路标点,状态变量的维数限定在较小的范围,这种方法能够达到实时性要求。

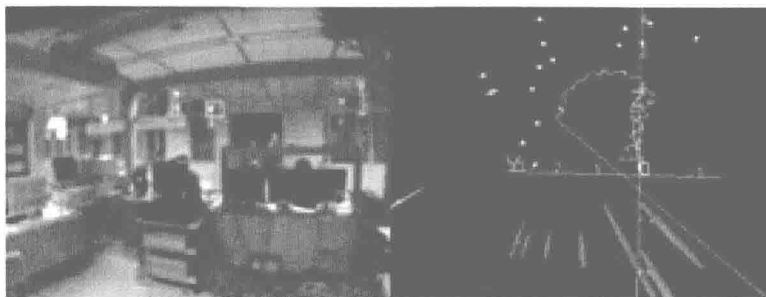


图 1.3 MonoSLAM

PTAM 是首个基于关键帧 BA(Bundle Adjustment)的单目 VSLAM 系统,如图 1.4 所示。相对于 MonoSLAM, PTAM 并不采用传统的滤波方法作为优化的后端,而采用非线性优化获取状态量估计,减少了非线性误差积累,达到更好的定位效果。另外, PTAM 创新性地将相机的位姿跟踪和地图创建通过双线程的形式同时进行,及时用更精确的建图结果帮助相机位姿跟踪。

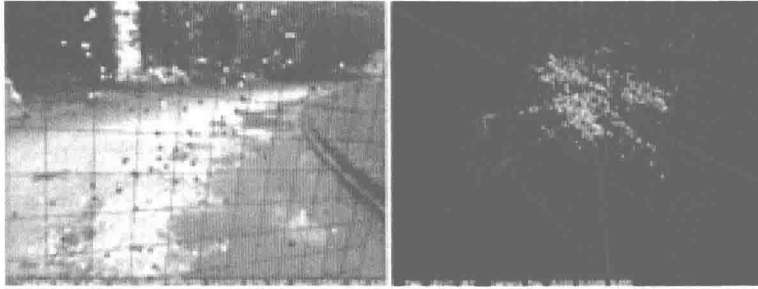


图 1.4 PTAM

根据 PTAM 将跟踪和地图构建分为两个并行线程实现实时 BA 的主要思想、关于闭环检测的方法、Strasdat 等关于尺度感知闭环方法和大尺度环境的局部相互可见地图的思想, Mur-Artal 等构建了 ORB-SLAM2 系统以克服 PTAM 的局限性。其功能结构图如图 1.5 所示。该算法主要分为三个线程:跟踪线程、局部建图线程和闭环线程。ORB-SLAM2 选用了 ORB 特征, 基于 ORB 描述量的特征匹配和重定位, 比 PTAM 具有更好的视角不变性, 并且加入了循环回路的检测和闭合机制, 以消除误差累积。此外, 新增三维点的特征匹配效率更高, 因此能更及时地扩展场景。该系统所有的优化环节均通过优化框架 g^2o 实现。

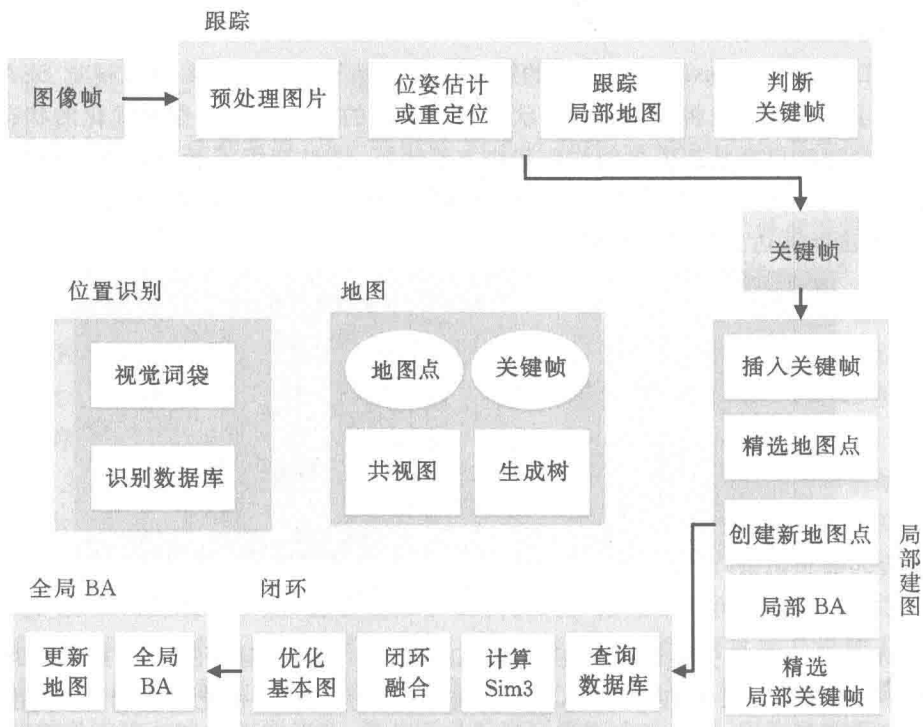


图 1.5 ORB-SLAM2

1.1.3.2 基于直接法的 SLAM 算法

基于直接法的 SLAM 算法直接对图像的像素光度进行操作, 避免对图像提取特征点, 通过最小化图像间的光度误差, 计算图像间的位姿变换, 通常在特征缺失、图像模糊等情况下有

更好的鲁棒性。典型的基于直接法的 SLAM 算法有 DVO, LSD-SLAM 和 DSO。

DVO 算法使用 RGB-D 作为传感器,利用迭代最小二乘算法,最小化相邻两帧图像所有像素的光度误差,并对误差进行分析,而后使用 t 分布作为误差函数项的权重,在每次最小二乘迭代过程中,更新 t 分布参数,避免具有较大误差的像素点对定位算法的影响。

LSD-SLAM 使用直接图像配准方法和基于滤波的半稠密深度地图估计方法,在获得高精度位姿估计的同时,实时地重构一致、大尺度的 3D 环境地图,该地图包括关键帧的位姿图和对应的半稠密深度图,如图 1.6 所示。LSD-SLAM 系统能够在 CPU 上实时实现,甚至作为 VO 还能够在主流的智能手机上实现。LSD-SLAM 的两个主要贡献是:①构建大尺度直接单目 SLAM 的框架,提出新的感知尺度的图像配准算法来直接估计关键帧之间的相似变换;②在跟踪过程中结合深度估计的不确定性。相比特征点法,该方法能够更加充分地利用图像信息。在闭环方面,使用 FABMAP 进行闭环检测和闭环确认,用直接跟踪法求解所有相关关键帧的相似变换,完成闭环优化。此外,Engel 等将单目摄像机扩展到立体摄像机和全方位摄像机,分别构建了 Stereo LSD-SLAM 和 Omni LSD-SLAM。

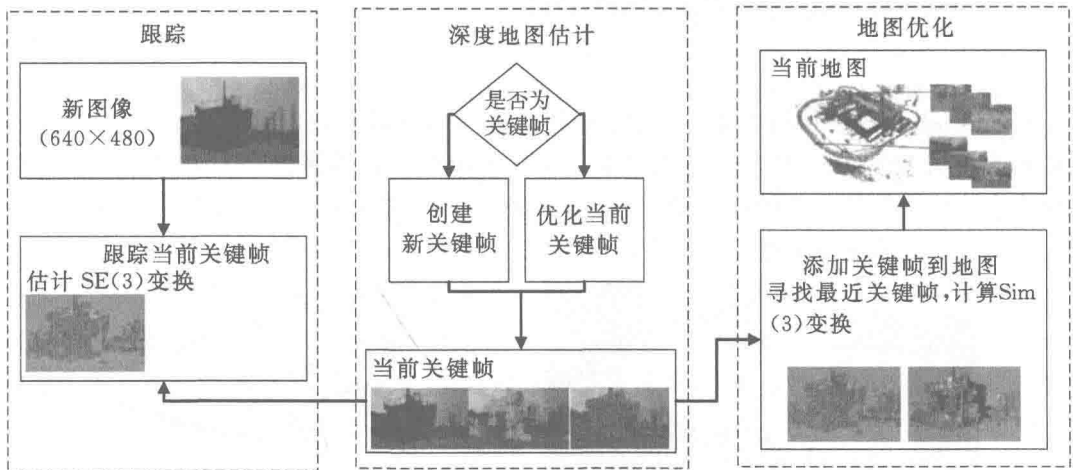


图 1.6 LSD-SLAM

DSO 是一种基于稀疏点的直接法视觉里程计,不包含回环检测、地图复用的功能,建立的稀疏地图如图 1.7 所示。该方法考虑了光度标定模型,并同时考虑相机内参、相机外参和逆深度值优化,具有较高的精确性。相比于 LSD-SLAM,该方法采用更加稀疏的图像像素点,具有更高的实时性。

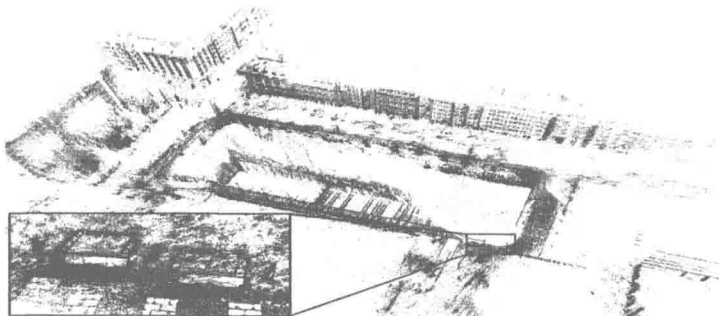


图 1.7 DSO