

移动机器人 SLAM 关键问题和解决方法综述^①

杨雪梦, 姚敏茹, 曹 凯

(西安工业大学 电子信息工程学院, 西安 710021)

通讯作者: 曹 凯, E-mail: caokai@xatu.edu.cn

摘 要: 从同时定位与地图构建 (Simultaneous Localization And Mapping, SLAM) 的研究进程出发, 通过回顾 SLAM 近三十年来的研究方法, 对移动机器人 SLAM 的研究进行系统的总结, 并指出其存在的三个关键问题. 针对这三个问题, 介绍了基于概率估计和基于视觉的 SLAM 方法, 对基于概率估计的 SLAM 实现方法进行对比总结, 并对视觉传感器的不同特性对基于视觉的 SLAM 方法研究进展进行阐述, 随后对比分析不同方法的优缺点, 讨论了视觉 SLAM 存在的问题. 最后展望 SLAM 未来的发展方向.

关键词: 同时定位与地图构建; 移动机器人; 视觉 SLAM; 概率估计; 导航

引用格式: 杨雪梦, 姚敏茹, 曹凯. 移动机器人 SLAM 关键问题和解决方法综述. 计算机系统应用, 2018, 27(7): 1-10. <http://www.c-s-a.org.cn/1003-3254/6451.html>

Overview on Issues and Solutions of SLAM for Mobile Robot

YANG Xue-Meng, YAO Min-Ru, CAO Kai

(College of Electronic Information and Engineering, Xi'an Technological University, Xi'an 710021, China)

Abstract: Based on the research progress of Simultaneous Localization And Mapping (SLAM), this paper systematically summarizes the research on SLAM of mobile robot by reviewing the research methods of SLAM in the last thirty years and points out the three key problems. In view of these three problems, the methods of SLAM based on probability estimation and vision are introduced. Compared and summarized the SLAM method based on probability estimation, the development of vision-based SLAM method based on different characteristics of vision sensors is elaborated, and the development of vision-based SLAM method is described in detail. By analyzing the characteristics of different kinds of vision sensors, the pros and cons of each method are compared and analyzed, and the existing problems are discussed. Finally, the future development directions of SLAM are presented.

Key words: Simultaneous Localization And Mapping (SLAM); mobile robot; visual SLAM; probabilistic estimation; navigation

同时定位与地图构建 (Simultaneous Localization And Mapping, SLAM), 是搭载特定传感器的主体在没有环境先验信息的情况下 (即未知环境下), 在运动过程中建立环境的模型, 并同时估计自身的运动^[1]. 如今 SLAM 已经成为移动机器人领域研究的热门问题.

移动机器人对未知环境的探索一直是其自主化研

究的热点和难点, 而 SLAM 则是其中一个重要的基本问题, 是实现移动机器人自主定位、自主导航、路径规划、目标识别及目标跟踪等任务的基础和前提, 并应用在地面机器人^[2,3]、水下机器人^[4,5]、无人机^[6,7]等平台上. SLAM 技术被认为是移动机器人是否能够实现自主化的关键. 而随着人类社会的不断进步和发展,

① 基金项目: 陕西省工业科技攻关项目 (2016GY-032); 西安工业大学校长基金 (16JF013)

Foundation item: Programs for Industrial Science and Technology Development of Shaanxi Province (2016GY-032); Principal Foundation of Xi'an Technological University (16JF013)

收稿时间: 2017-11-24; 修改时间: 2017-12-15; 采用时间: 2017-12-27; csa 在线出版时间: 2018-05-24

人们在生产生活中对智能移动产品的需求与日俱增, 移动机器人的应用环境因此更趋复杂化和非结构化, SLAM 问题已成为自主移动机器人面临的急需解决的重要基础性难题. 而在互联网与科技创新的今天, SLAM 技术在物流、教育、医疗、服务、娱乐等行业有着十分广阔的应用前景.

很多机器人对环境的构建都是在环境地图已知的情况下完成的, 但是通常情况下却很难事先获取环境地图, 而 SLAM 正是提供了一种未知环境下同时定位与地图构建的方法. SLAM 主要包含机器人状态估计和环境地图构建两大部分, 机器人的状态估计通过其位置和方向来描述, 环境地图则描述了机器人的运动环境, 该地图的构建通过地标和障碍的位置来完成. 该地图的构建不仅是为了支持额外的任务如路径规划、导航等, 也是为了能够修正状态估计的定位误差, 在没有地图信息时能够减小漂移带来的误差, 在有地图时通过重新访问已知区域来“重置”误差 (也称闭环)^[8-10]. 所以说, SLAM 就是在移动机器人不断运动过程中, 通过自身传感器对自身位置进行估计的同时构建周围环境地图的过程. 因此同时定位与地图构建是移动机器人导航研究的基础, 也是移动机器人实现自主性的最重要条件之一.

1 SLAM 发展现状

上世纪 80 年代时的 SLAM 问题是一个状态估计

问题, 最早是由 Smith, Self 和 Cheeseman 提出来的^[11], 当时被称为“空间状态不确定性的估计”. 由此开始的三十年, 前一阶段的二十年来主要研究了基于概率估计的 SLAM^[12,13], 例如扩展卡尔曼滤波、粒子滤波和最大似然估计, 这一阶段面临着数据关联稳定性和算法有效性的挑战; 之后的十年则是算法的分析, 主要包含算法的可观测性、收敛性、一致性问题, 滤波算法变得日趋成熟.

随着计算机视觉的发展, 在 2006 年视觉 SLAM 作为一个新的分支被提出^[14]并受到研究者的关注, 直到 2012 年视觉 SLAM 成为机器人领域的热点问题. 而在这个过程中, SLAM 逐渐被划分为两个部分, 首先是前端, 通过传感器的观测来获取相关信息, 主要涉及计算机视觉及信号处理相关理论, 如图像的特征提取与匹配等; 其次是后端, 对获取的信息筛选优化并得到有效信息, 其中几何、图论、优化、概率估计等都是所涵盖的研究内容, 主要涉及滤波及非线性优化, 如回环检测、位姿图优化. 表 1 对基于概率估计的和视觉 SLAM 方法作了详尽的比较. 随着 SLAM 技术的不断发展, 基于多机器人的 SLAM^[15-17]也成为很多研究者关注的方向.

基于此, 本文从不确定性、数据关联、环境地图表达三大关键问题出发, 详细阐述了移动机器人 SLAM 实现方法的研究现状, 并讨论了目前视觉 SLAM 存在的问题及面临的挑战, 给出未来 SLAM 发展趋势.

表 1 基于概率估计的和视觉 SLAM 方法比较

基本方法	优缺点	研究方法	改进后的性能
KF	优点: 能够处理不确定信息, 有较好的收敛性, 对于小范围场景计算量较小且易于实现; 缺点: 只能处理高斯噪声, 对高维复杂环境处理速度慢, 精度差	EKF-SLAM	对非线性模型近似的线性化表示, 容易带来线性化误差
		EIF-SLAM	EIF 是 EKF 的信息表达形式, 信息矩阵只对其约束关系进行局部的更新, 误差较小
		SCKF-SLAM	通过计算后验概率密度来减小线性化误差, 其精度和效率都高于 EKF-SLAM
PF	优点: 能够处理非高斯非线性系统; 缺点: 重要性函数难以确定, 粒子数过多会导致过高的复杂性	RBPF	通过 PF 对每个粒子 (轨迹) 估计其后验概率, 使其估计的粒子地图更接近其真实值, 但算法计算量过大, 容易粒子耗尽
		FastSLAM	采用 RBPF 分解, 每个粒子对应地图的路标相互独立, 适合特征多的环境. 相比 EKF 复杂度低, 相比 RBPF 计算量小且数据关联对结果影响小
Visual	优点: 相比滤波算法更容易实现, 且视觉传感器信息量大、特征丰富、图像易获取; 缺点: 容易受到光照、相机角度等的影响, 比较适合室内环境	单目	单目相机只能获取环境特征的位置信息, 深度信息无法获取, 只能通过不同的多个图像帧对比得到
		双目	双目相机可以通过左右眼图像的差异判断物体远近, 但其深度信息需要计算间接获取, 计算量相比单目相机过大
		RGB-D	RGB-D 相机可直接获取图像深度信息, 快速方便的获取其三维地图. 相比较单目和双目相机, 计算量小, 精度高

2 SLAM 关键问题

2.1 不确定性问题

SLAM 的不确定^[11,18]主要来源于机器人系统和非系统误差. 前者主要是机器人或传感器本身存在的参数不准确, 后者则是由于外界环境所导致的误差. 其不确定主要体现在以下 3 方面:

(1) 移动机器人轮子的打滑、未知外力的影响都会造成一定的不确定性;

(2) 移动机器人传感器对环境特征观测的不确定性, 主要是传感器本身参数 (如分辨率、测量精度等) 以及噪声的影响;

(3) 由于观测噪声等的影响, 观测数据与地图数据对应匹配时可能会导致数据关联错误.

由于移动机器人 SLAM 不确定性, 导致难以建立准确的模型. 就传感器观测数据的不确定性来说, 可采用高分辨率或者多传感器数据融合的办法来解决, 最大程度减小误差积累. 通过多传感器数据融合可提高 SLAM 准确性, 如文献^[7]利用视觉和惯性传感器 (如 IMU), 充分结合图像和测量信息 (加速度和角速度) 进行综合处理, 减少客观存在的不确定性引起的误差.

2.2 数据关联问题

数据关联问题指建立当前传感器观测数据与地图中已观测数据间的对应关系, 确定是否都来源于同一特征. 数据关联在一定程度上体现了 SLAM 方法的准确确定, 其主要受以下三点因素的影响:

(1) 由于错误的关联会导致对环境地图更新以及位姿估计的错误, 所以对于环境特征的提取和描述有着很高的稳定性要求.

(2) 传感器的测量噪声、动态环境特征等不确定因素也会影响数据关联的准确性.

(3) 数据关联算法的选择也非常重要, 这直接影响着机器人 SLAM 的准确性和鲁棒性. 现在已有的一些算法有最近邻数据关联法 (Nearest Neighbor, NN)^[19]、基于概率的数据关联 (Probability Data Association, PDA)^[20]、基于几何关系的数据关联^[21]等算法.

在视觉 SLAM 上把这种数据关联也称为回环检测^[22,23], 其实质上就是判断经过的地方是否为曾经经过的同一地方, 是一种对图像相似性的检测方法. 随着时间的推移, 误差累积逐渐增加. 如图 1 椭圆圈所示, 可以直观的看出由于积累误差导致的漂移, 这使得构建

的地图边界不一致. 所以它关系到我们估计的轨迹和地图边界在一段时间内的准确性.



图 1 积累误差导致的地图不准确示意图

2.3 环境地图的表达问题

移动机器人通过传感器来感知周围环境, 最终建立自己的环境地图. 研究者对于地图存在不同需求, 构建地图主要是服务于定位, 则需要建立与任务要求对应的地图. 构建的地图需满足以下三点要求:

(1) 地图要能准确描述环境特征;

(2) 在有噪声干扰等不确定信息的存在下准确估计机器人的位姿;

(3) 地图的构建能够充分展示环境的特征信息, 根据不同的任务需求建立相应的地图模型, 并保证 SLAM 的精度. 在保证精度的同时, 尽量减少地图创建过程中的数据量, 来提高 SLAM 算法的实时性.

常用的一些环境地图的构建方法有^[24](如图 2 所示): 2D 栅格地图、2D 拓扑地图、3D 点云地图、3D 网格地图, 以及近两年刚兴起的八叉树^[25], 该方法占用存储空间小且能够实现动态建模, 在实时性上优于 3D 点云地图.

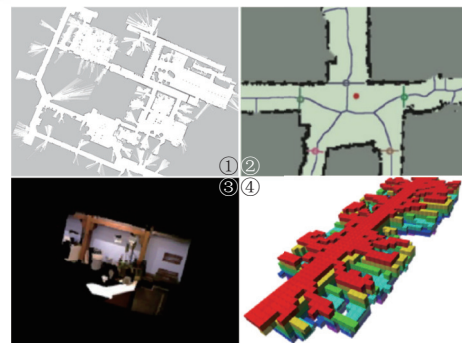


图 2 四种建图方法 (①栅格地图; ②拓扑地图; ③点云地图; ④八叉树)

3 SLAM 研究方法

由于 SLAM 问题涉及未知且不确定的环境信息和

干扰噪声,一般通过概率方法来描述该问题.卡尔曼滤波方法是多种 SLAM 算法的基础,但是其计算量大和对数据关联不敏感的缺点也十分明显,随后提出的基于粒子滤波的算法在这两方面有所改进.而视觉 SLAM 则是在地图构建上有了新的突破.

3.1 基于卡尔曼滤波的算法研究

在基于路标的移动机器人 SLAM 中,通常把机器人位姿 r 和地图信息 m 存储在一个状态向量 $X=[r\ m]^T$ 中,并假设系统的观测模型和运动模型都是服从高斯分布的^[26].该方法的基本思想就是通过机器人位姿与环境特征之间的关系及其状态协方差所构成的不确定信息,完成对机器人位姿和地图构建的一个循环迭代的估计校正过程.卡尔曼滤波是一种满足高斯分布的最优的最小方差贝叶斯估计,但该方法只能适用于线性估计问题,而一般的问题都是涉及非线性问题,所以基于非线性模型的扩展卡尔曼滤波在 SLAM 上的应用更为广泛.该方法不仅易于实现,且在处理不确定信息方面有着很多优点,已经用于许多 SLAM 的研究中.EKF 用一阶泰勒展开式近似表示非线性,这样不可避免地会引入线性化误差^[27,28],通过预测和更新难以达到最优.

该方法简单容易实现,但是也存在着很多的问题.系统协方差能够很好的处理不确定信息,协方差矩阵维持机器人与特征标志之间以及各标志之间的相关关系,对算法的收敛性起着重要的作用.但其更新导致繁重的计算量,复杂度可达到 $O(n^2)$ ^[29], n 为地图特征标志数.

3.1.1 不确定性

针对处理不确定信息时存在的计算量问题,研究者提出了一些改进算法.主要总结为以下两方面:

(1) 从大规模环境方面来说,文献[30]引入局部子地图,在各子地图中分别实现 SLAM,有效的减小了计算量.文献[31]提出一种改进的算法 KLM-EKF,用已知路标的信息对机器人位姿和协方差矩阵进行修正,并创建辅助系数矩阵修正已构建地图,最终实现路标的全局更新.

(2) 从协方差的角度来说,文献[32]提出一种平方根容积卡尔曼滤波 (Square-Root Cubature Kalman Filter, SCKF) 算法,利用传递平方根因子代替协方差矩阵,计算中避免了耗费时间的 Cholesky 分解,一定程度上减小了线性化误差,提高了算法效率.文献[33]引入稀疏矩阵概念,忽略取值较小的元素,文献[34]提出的

扩展信息滤波器 (Extended Information Filter, EIF) 算法利用稀疏矩阵概念,采用协方差矩阵的逆矩阵表示不确定信息来进行局部信息更新,有效降低时间复杂度.

3.1.2 数据关联

针对数据关联问题,由于机器人位置和地图特征标志位置是未知的,不确定性参数符合高斯分布,随着运动距离的增大位置误差不断增大,都会导致数据关联不准确,这也被称为一致性问题^[35,36].虽然国内对数据关联方面进行了一定研究,但对于机器人定位估计的一致性一直缺乏完善的理论分析.

大多数的文献都在计算量和数据关联上进行了改进,而忽略了对算法一致性的重视.在为数不多的相关研究中,文献[37]提出是由于非线性误差积累导致算法不一致性.运动模型和观测模型必须要进行线性化才能保证算法的收敛性,线性化虽然简化了问题但使得系统产生了截断误差,使得估计的状态值和协方差与真实的状态值和协方差不匹配,对其精度产生影响.文献[38]提出的迭代卡尔曼滤波算法,通过多次迭代估计提高了估计精度,减小了估计误差.但其实噪声不完全服从高斯分布,以及当在大规模环境下时都会导致不一致的可能.

有研究表明认为不一致的本质原因在于机器人姿态角的误差和不确定性.近年来国外有文献提出,不一致是由于全局参考坐标起点和方向的不可观测性引起,并提出了 IEKF-SLAM (Invariant-Extended Kalman Filter) 算法^[39],证明了基于不变量扩展卡尔曼滤波 SLAM 算法的收敛性和一致性.文献[40]进一步证明了 3D 不变量扩展卡尔曼滤波 SLAM 算法的一致性.

综上所述,基于卡尔曼滤波的 SLAM 在非线性系统中有着广泛的应用,且实现容易,能够很好地处理不确定信息.随后的研究在减小非线性化误差,提高算法精度上也有着很大贡献,但在高维复杂环境下对数据关联的不敏感对 SLAM 的性能还是有很大影响.

3.2 基于粒子滤波的算法研究

EKF 要求系统需要满足高斯分布,而粒子滤波算法作为次优的滤波方法在解决非高斯非线性系统具有明显的优势,其基本思想是用一组相关权重的随机样本集合,以及基于这些样本的估计来近似表征后验概率密度函数,采用样本均值代替积分运算来获得状态最小方差估计的过程^[41].

3.2.1 不确定性

常用的基于 Rao-Blackwellised 粒子滤波器 (RBPF) 解决了 SLAM 的理论问题^[42], 该问题分解成机器人的位姿估计和地图估计, 大量的粒子数通过不断的采样-重采样, 使得每个粒子所估计的“粒子地图”更接近其真实值。

(1) 为了减少粒子数量, 文献^[43]使用 Kullback-Leibler Distance (KLD) 方法自适应确定粒子数量. 文献^[44]朱磊等将人工鱼群算法引入到 RBPF SLAM 中, 使粒子分布在重采样之前就更加接近真实情况, 然后利用定向重采样方法使新产生的粒子更加接近于真实运动情况. 文献^[45]提出在计算提议分布时将机器人里程计信息和激光传感器采集的距离信息进行融合, 有效地减少了所需粒子的数量。

(2) 对粒子的反复筛选会使得权重大的粒子多次被重复选择, 其余大量的粒子被舍弃, 导致粒子耗尽. 对于该问题, 文献^[46]对重采样中权值较小的粒子进行遗传变异操作, 缓解粒子枯竭现象, 提高机器人位姿估计的一致性, 并维持粒子集的多样性. 再一种思路就是用自适应重采样技术^[47], 给定一个权重方差的阈值, 当粒子权重方差低于该阈值是进行重采样, 达到既维护了合理的粒子权重方差又减少重采样次数的目的, 保证了粒子的多样性。

基于 Rao-Blackwellised 的粒子滤波方法引入自适应重采样技术减少了粒子耗尽问题, 计算粒子分布的时候不单单仅依靠机器人里程计信息, 同时考虑当前传感器的观测信息, 一定程度减少了机器人位置在粒子滤波步骤中的不确定性。

3.2.2 数据关联

RBPF 在特征地图和栅格地图的 SLAM 中都得到比较成功的应用. 与 EKF SLAM 相比, RBPF 对数据关联不敏感, 容许错误的数据关联, 这意味着当发生数据关联错误时, EKF SLAM 会得到比 RBPF SLAM 更好的结果. 而 Montemerlo 提出的基于 Rao-Blackwellised 的替代方法 FastSLAM^[48,49], 解决了数据关联对 SLAM 的影响。

FastSLAM 利用在机器人路径已知的情况下各路标之间位置相互独立的特点(在已知数据关联情况下), 将粒子滤波表征为机器人的轨迹滤波, 则每个路标通过独立的 EKF 进行估计, 很好的融合了新的观测信息, 使得采样观测序列的影响有更好的鲁棒性。

相比于 EKF 的复杂度(主要是协方差的更新)和数据关联问题, FastSLAM 计算复杂度可从 $O(nk)$ 降低为 $O(k \log n)$ ^[50], k 为粒子数, n 为路标数量, 适用于路标多的大环境问题, 由于粒子的独立性, 大大减小了数据关联的影响。

随后的研究中, 文献^[51,52]将粒子群优化思想引入到 FastSLAM 中, 提出了一种基于粒子群优化的同时定位与建图方法. 通过粒子群优化方法对 FastSLAM 中预估粒子进行更新, 调整粒子的提议分布, 使得预测采样粒子集中于机器人的真实位姿附近. 该方法能有效提高 SLAM 的精度, 并减少所使用的粒子数以及计算的时间复杂度. 文献^[53]通过混合里程计信息和距离传感器信息构造新的采样提议分布, 使得粒子采样更加准确, 并结合自适应的重采样方法, 有效地减少重采样次数, 避免频繁重采样导致的粒子耗尽问题, 进一步提高了算法的性能. 文献^[54]对于解决粒子群退化问题带来的贫化问题, 一改传统的优等粒子代替劣等粒子, 提出让次等粒子向优等粒子方向移动的一种趋优重采样算法, 更好的维护了粒子群的多样性。

综上所述, FastSLAM 算法的研究中, 研究者集中在建议分布、重采样策略和加入自适应机制做出了改进^[55-57], 并实现了预期的效果. 受 FastSLAM 算法由来的启发, 粒子滤波算法与其他智能算法的结合也取得重要进展^[58,59]. 由于 FastSLAM 数据关联的独立性, 使其在算法的快速性和抗干扰性上有着很好的优势, 在复杂大环境下应用广泛。

3.3 视觉 SLAM

基于概率估计的 SLAM 主要的应用环境、地图表示主要是在二维空间, 而在三维空间的扩展有所局限. 对于该问题, 一方面需要提高移动机器人对环境的感知能力, 另一方面也需要在现有感知能力限制下, 设计更好的 SLAM 系统, 以提高系统的实用性. 逐渐地视觉传感器实现机器人 SLAM 开始被提出, 视觉 SLAM 作为一个专有名词, 从 2006 年开始受到国内外学者的关注, 并发表一系列研究文献^[60-63]。

3.3.1 外部传感器

视觉 SLAM 最开始使用的外部传感器主要有声纳和激光雷达^[64,65], 具有分辨率高、抗有源干扰能力强等优点, 但其工作受到了环境的约束, 如 GPS 信号. 由于 SLAM 主要在未知环境下完成, 我们无从获知环境信息, 而相机能够获取精准直观的环境信息且成本低、功耗小。

随着计算机视觉的广泛应用,利用相机作为外部传感器成为了视觉 SLAM 研究的主要方向.根据其工作方式的不同,可分为以下三种:

(1) 单目相机: 只能反映出三维场景的二维图像,并没有体现出物体到相机之间的距离信息.由于单目 SLAM 无法仅凭图像确定真实尺度,尺度不确定性是其主要特点,也是误差的主要来源.人们开始使用双目和深度相机.

(2) 双目相机: 通过左右眼图像的差异来判断场景中物体的远近,能从直接提取完整的特征数据.它既能应用于室内也能应用于室外.但是像素点的深度需要大量的计算才能得到,且配置与标定复杂,所以计算量是双目的主要问题之一.

(3) RGB-D 相机: 可同时获取图像彩色信息和深度信息.微软公司 2010 年推出的 Kinect 相机为三维 SLAM 问题的解决提出了新思路,由于 Kinect 价格便宜、简单方便,且能快速获取环境的彩色信息和深度信息,不受光谱的影响^[66],这使基于 RGB-D 的 SLAM 得到了迅速的发展^[67-71].

3.3.2 标志性研究成果

视觉 SLAM 的先驱 Davison 在 2007 年提出了 MonoSLAM^[72],是第一个基于 EKF 的实时单目视觉系统,以 EKF 为后端来追踪前端非常稀疏的特征点.随后 Klein 等人提出了 PTAM^[73](Parallel Tracking

Mapping),是第一个将跟踪和建图分为两个单独任务并在两个平行的线程进行处理,该研究奠定了视觉 SLAM 后端处理以非线性优化为主导而不是使用传统的滤波器作为后端.继 PTAM 的双线程结构后, Tardos 又提出的 ORB-SLAM 多线程结构^[74](即特征点的实时跟踪、地图创建及局部优化、地图全局优化)实现稀疏地图的构建,同时支持单目、双目、RGB-D 三种模式,并得到了研究者的认同.而 LSD-SLAM 是 J. Engle 等人 2014 年提出的直接法应用在半稠密的单目 SLAM 中^[75],也就是直接对像素点进行处理并构建出大规模的三维环境地图.类相比于 ORB-SLAM, LSD-SLAM 则标志着单目直接法在 SLAM 中的成功应用,以及地图从稀疏到半稠密的转变.同时 2014 年提出的 RTAB-MAP^[76]是 RGB-D 中经典的一个方法,能够实现基于特征的视觉里程计、基于词袋的回环检测、后端的位姿图优化、点云图和三角网络地图,但由于其集成度较高,在其基础上的开发变得比较困难.

随着开源方案的增多,还有一些算法也逐渐普及,如 DTAM、DVO、RGBD-SLAM-V2 等.表 2 列出了视觉 SLAM 的几种典型方法的特点及优缺点.视觉传感器很好地利用了丰富的环境信息,实现了从早期二维地图到三维地图的转化,丰富了地图信息,扩展了应用领域,有着很大的实用价值.但在现实环境下还存在很大的鲁棒性和高适应能力技术挑战.

表 2 视觉 SLAM 五种典型方法的比较

方法	传感器形式	特点	优缺点
MonoSLAM (2007) ^[72]	单目	每个特征点的位置服从高斯分布并用椭圆形式表达其均值和不确定性,在投影椭圆中主动搜索特征点进行匹配,后端采用扩展卡尔曼滤波器进行优化	优点: 能够追踪前端非常稀疏的特征点; 缺点: 特征点容易丢失,路标数量有限,容易积累误差
PTAM (2007) ^[73]	单目	将跟踪和建图作为两个独立的任务并在两个线程进行处理,后端采用非线性优化为主而不是滤波	优点: 实时响应图像数据,可应用于 AR 中; 缺点: 场景小、跟踪数据容易丢失
ORB-SLAM (2015) ^[74]	单目、双目、RGB-D	提出多线程结构,即特征点的实时跟踪、地图创建及局部优化、地图全局优化	优点: 回环检测有效的防止误差积累,可应用于大环境下; 缺点: 特征点计算耗时大,在弱纹理环境下鲁棒性差
LSD-SLAM (2014) ^[75]	单目、双目、RGB-D	直接法在半稠密单目 SLAM 的应用,直接提取像素特征而非特征点,构建的地图有明显的像素梯度	优点: 地图信息量更大,对特征缺失区域不敏感; 缺点: 对相机内参敏感,在快速运动时跟踪容易丢失
RTAB-MAP (2014) ^[76]	RGB-D	建立实时的稠密地图	优点: 能够实时的定位建图; 缺点: 信息量过大,复杂度较高

3.3.3 视觉 SLAM 存在的问题

视觉 SLAM 近年来虽然有着很多的研究成果,但

是仅用相机作为唯一外部传感器进行同时定位地图构建还是存在着很多问题及挑战.

(1) 机器人在不同时刻观测到的环境地图会受到各种噪声的干扰, 导致视觉定位误差和对环境结构的错误表达. 例如: 动态环境、相机观测角度、相机噪声、光照变化都可能导致视觉观测的不准确, 从而影响到地图结构的正确性. 对于 RGB-D 相机来说, 噪声的干扰使得相机不能得到准确的深度信息, 导致不能进行准确的定位.

(2) 动态环境下信息的丢失也是一大问题, 导致该问题的原因有很多, 例如: 运动的不连续、环境特征点少等. 这些问题不仅会影响关键帧匹配和回环检测的效果, 也会降低环境地图的质量, 这对于视觉导航是不利的. 因此如何有效地降低各种噪声产生的负面影响、减少误差的积累以增强视觉 SLAM 的鲁棒性、实时性是非常值得研究的课题.

4 SLAM 未来发展趋势

根据现有 SLAM 技术应用的场合, 如运动、导航、娱乐等, 我们希望 SLAM 能够在嵌入式或者手机等便携的小型设备上使用, 更好地为上层应用服务, 或者也能利用高性能计算设备实现精密的三维重建等. 为此, 我们把 SLAM 未来发展方向分为以下三个方向:

(1) 从硬件条件来说: 结合多种传感器 (例如惯性传感器、光流计、里程计等). 例如惯性传感器 IMU 与相机的结合, 能够提供相机快速运动下较好的估计. 虽然这种方法只是处于试验阶段, 但是这样的结合为 SLAM 提供了非常有效的方法. 我们希望 SLAM 能够在小型化低成本的低端硬件上实现, 例如手机等移动终端上, 从更加实际的角度出发让算法更加实用, 能够应用在复杂的现实场景下.

(2) 从软件算法上来说: 结合深度学习. 随着深度学习在人工智能领域的发展, 通过与 SLAM 的结合我们能够实现对图像更加准确的识别、检测, 使得机器人能够更有效的识别环境信息^[77,78], 更加准确的估计机器人位姿状态. 虽然这些方法有着很好的准确性, 但是还不成熟. 所以深度学习与 SLAM 结合来处理图像是未来研究趋势.

(3) 从应用层面来说: 地图的呈现形式能够更加包罗万象, 更好地应用于实际. 针对不同的任务需求以及场景环境都能对应相应的地图形式, 更好地服务于人类. 所以在现有地图形式基础上开发新型的地图模型是未来需要不断探索的方向.

5 结束语

SLAM 在研究的近三十年来发展十分迅速, 基于概率估计的 SLAM 方法一定程度上解决了不确定性问题以及数据关联问题, 但其地图构建仅局限于二维地图形式, 实时性和适应环境能力远远达不到实际应用的条件下, 而基于视觉信息的 SLAM 方法具有很好的感知环境的能力使其在适应性上有一定优势, 并能实现三维环境地图的构建, 更好地提高 SLAM 实用性. 所以在复杂多变的环境下, 有效的融合多种传感器信息, 并结合先进的人工智能算法是 SLAM 的发展趋势.

参考文献

- 1 Wang H, Huang SD, Khosoussi K, *et al.* Dimensionality reduction for point feature SLAM problems with spherical covariance matrices. *Automatica*, 2015, (51): 149–157. [doi: 10.1016/j.automatica.2014.10.114]
- 2 Szendy B, Balázs E, Szabó-Resch MZ, *et al.* Simultaneous localization and mapping with TurtleBotII. *IEEE International Symposium on Computational Intelligence and Informatics*. IEEE. 2016. 233–237.
- 3 Lategahn H, Geiger A, Kitt B. Visual SLAM for autonomous ground vehicles. *Proceedings of the 2011 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*. Shanghai, China. 2011. 1732–1737.
- 4 Beall C, Lawrence BJ, Ila V, *et al.* 3D reconstruction of underwater structures. *Proceedings of the 2010 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*. Taipei, China. 2010. 4418–4423.
- 5 Kim A, Eustice RM. Real-time visual SLAM for autonomous underwater hull inspection using visual saliency. *IEEE Transactions on Robotics*, 2013, 29(3): 719–733. [doi: 10.1109/TRO.2012.2235699]
- 6 Li RB, Liu JY, Zhang L, *et al.* LIDAR/MEMS IMU integrated navigation (SLAM) method for a small UAV in indoor environments. *Proceedings of the 2014 DGON Inertial Sensors and Systems Symposium (ISS)*. Karlsruhe, Germany. 2014. 1–15.
- 7 Marzat J, Bertrand S, Eudes A, *et al.* Reactive MPC for autonomous MAV navigation in indoor cluttered environments: Flight experiments. *IFAC-PapersOnLine*, 2017, 50(1): 15996–16002. [doi: 10.1016/j.ifacol.2017.08.1910]
- 8 Chaib K, Hamerlain M, Achour N, *et al.* Visual odometry with loop closing detection using iterative closest SURF

- point. Proceedings of the 6th International Conference on Systems and Control (ICSC). Batna, Algeria. 2017. 503–508.
- 9 Latif Y, Cadena C, Neira J. Robust loop closing over time for pose graph SLAM. The International Journal of Robotics Research, 2013, 32(14): 1611–1626. [doi: [10.1177/0278364913498910](https://doi.org/10.1177/0278364913498910)]
- 10 Sünderhauf N, Protzel P. Towards a robust back-end for pose graph SLAM. Proceedings of the 2012 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). Saint Paul, MN, USA. 2012. 1254–1261.
- 11 Smith R, Self M, Cheeseman P. Estimating uncertain spatial relationships in robotics. Autonomous Robot Vehicles. Springer. New York, NY, USA. 1990. 167–193.
- 12 Durrant-Whyte H, Bailey T. Simultaneous localization and mapping: Part I. IEEE Robotics & Automation Magazine, 2006, 13(2): 99–110.
- 13 Bailey T, Durrant-Whyte H. Simultaneous localization and mapping (SLAM): Part II. IEEE Robotics & Automation Magazine, 2006, 13(3): 108–117.
- 14 Neira J, Davison AJ, Leonard JJ. Guest editorial special issue on visual SLAM. IEEE Transactions on Robotics, 2008, 24(5): 929–931. [doi: [10.1109/TRO.2008.2004620](https://doi.org/10.1109/TRO.2008.2004620)]
- 15 Saeedi S, Trentini M, Seto M, *et al.* Multiple - robot simultaneous localization and mapping: A review. Journal of Field Robotics, 2016, 33(1): 3–46. [doi: [10.1002/rob.21620](https://doi.org/10.1002/rob.21620)]
- 16 Hidayat F, Trilaksono BR, Hindersah H. Distributed multi robot simultaneous localization and mapping with consensus particle filtering. Journal of Physics: Conference Series, 2017, 801(1): 012003.
- 17 Lázaro MT, Paz LM, Piniés P, *et al.* Multi-robot SLAM using condensed measurements. Proceedings of the 2013 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). Tokyo, Japan. 2013. 1069–1076.
- 18 张毅, 付梦印, 王美玲. 一种基于计算几何的空间状态表示与定位估计方法. 第26届中国控制与决策会议论文集. 长沙, 中国. 2014.
- 19 Nuchter A, Surmann H, Lingemann K, *et al.* 6D SLAM with an application in autonomous mine mapping. Proceedings of the 2004 IEEE International Conference on Robotics and Automation. New Orleans, LA, USA. 2004, 2: 1998–2003.
- 20 Bar-Shalom Y, Daum F, Huang J. The probabilistic data association filter. IEEE Control Systems, 2009, 29(6): 82–100. [doi: [10.1109/MCS.2009.934469](https://doi.org/10.1109/MCS.2009.934469)]
- 21 Bailey T, Nebot EM, Rosenblatt JK, *et al.* Data association for mobile robot navigation: A graph theoretic approach. Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation. San Francisco, CA, USA. 2000, 3: 2512–2517.
- 22 Latif Y, Cadena C, Neira J. Robust loop closing over time for pose graph SLAM. The International Journal of Robotics Research, 2013, 32(14): 1611–1626. [doi: [10.1177/0278364913498910](https://doi.org/10.1177/0278364913498910)]
- 23 Carlone L, Censi A, Dellaert F. Selecting good measurements via ℓ_1 relaxation: A convex approach for robust estimation over graphs. Proceedings of the 2014 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS 2014). Chicago, IL, USA. 2014. 2667–2674.
- 24 Beeson P, Modayil J, Kuipers B. Factoring the mapping problem: Mobile robot map-building in the hybrid spatial semantic hierarchy. The International Journal of Robotics Research, 2010, 29(4): 428–459. [doi: [10.1177/0278364909100586](https://doi.org/10.1177/0278364909100586)]
- 25 Hornung A, Wurm KM, Bennewitz M, *et al.* OctoMap: An efficient probabilistic 3D mapping framework based on octrees. Autonomous Robots, 2013, 34(3): 189–206. [doi: [10.1007/s10514-012-9321-0](https://doi.org/10.1007/s10514-012-9321-0)]
- 26 罗荣华, 洪炳镕. 移动机器人同时定位与地图创建研究进展. 机器人, 2004, 26(2): 182–186.
- 27 刘建华, 刘华平, 杨建国, 等. 测距式传感器同时定位与地图创建综述. 智能系统学报, 2015, 10(5): 655–662.
- 28 Valiente D, Gil A, Fernández L, *et al.* A comparison of EKF and SGD applied to a view-based SLAM approach with omnidirectional images. Robotics and Autonomous Systems, 2014, 62(2): 108–119. [doi: [10.1016/j.robot.2013.11.009](https://doi.org/10.1016/j.robot.2013.11.009)]
- 29 Dissanayake MWMG, Newman P, Clark S, *et al.* A solution to the simultaneous localization and map building (SLAM) problem. IEEE Transactions on Robotics and Automation, 2001, 17(3): 229–241. [doi: [10.1109/70.938381](https://doi.org/10.1109/70.938381)]
- 30 苑晶, 黄亚楼, 陶通, 等. 基于局部子地图方法的多机器人主动同时定位与地图创建. 机器人, 2009, 31(2): 97–103.
- 31 邓伟, 梁岚珍, 浦剑涛. 大范围环境中 EKF-SLAM 问题的改进算法. 计算机仿真, 2014, 31(11): 345–348, 385. [doi: [10.3969/j.issn.1006-9348.2014.11.079](https://doi.org/10.3969/j.issn.1006-9348.2014.11.079)]
- 32 康轶非, 宋永端, 宋宇, 等. 平方根容积卡尔曼滤波在移动机器人 SLAM 中的应用. 机器人, 2013, 35(2): 186–193.
- 33 Julier SJ. A sparse weight Kalman filter approach to simultaneous localisation and map building. Proceedings of the 2001 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Maui, HI, USA. 2001, 3: 1251–1256.
- 34 郭文县, 高晨曦, 张智, 等. 基于特征稀疏策略的室内机器人 SLAM 研究. 计算机工程与应用, 2017, 53(16): 110–115. [doi: [10.3778/j.issn.1002-8331.1603-0100](https://doi.org/10.3778/j.issn.1002-8331.1603-0100)]
- 35 Leonard J, Newman P. Consistent, convergent, and constant-

- time SLAM. Proceedings of the 18th International Joint Conference on Artificial Intelligence. Acapulco, Mexico. 2003. 1143–1150.
- 36 季秀才, 郑志强, 张辉. SLAM 问题中机器人定位误差分析与控制. 自动化学报, 2008, 34(3): 323–330.
- 37 李久胜, 李永强, 周荻. 基于 EKF 的 SLAM 算法的一致性分析. 计算机仿真, 2008, 25(6): 155–160.
- 38 强敏利, 张万绪. IEKF 滤波在移动机器人定位中的应用. 电子技术应用, 2013, 39(2): 74–77.
- 39 Bailey T, Nieto J, Guivant J, *et al.* Consistency of the EKF-SLAM algorithm. 2006 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. IEEE. 2006. 3562–356
- 40 Zhang T, Wu KZ, Song JW, *et al.* Convergence and consistency analysis for a 3-D invariant-EKF SLAM. IEEE Robotics and Automation Letters, 2017, 2(2): 733–740. [doi: [10.1109/LRA.2017.2651376](https://doi.org/10.1109/LRA.2017.2651376)]
- 41 胡士强, 敬忠良. 粒子滤波算法综述. 控制与决策, 2005, 20(4): 361–365, 371.
- 42 Murangira A, Musso C, Dahia K. A mixture regularized rao-blackwellized particle filter for terrain positioning. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2016, 52(4): 1967–1985. [doi: [10.1109/TAES.2016.150089](https://doi.org/10.1109/TAES.2016.150089)]
- 43 Fox D. Adapting the sample size in particle filters through KLD-sampling. The International Journal of Robotics Research, 2003, 22(12): 985–1003. [doi: [10.1177/0278364903022012001](https://doi.org/10.1177/0278364903022012001)]
- 44 朱磊, 樊继壮, 赵杰, 等. 未知环境下的移动机器人 SLAM 方法. 华中科技大学学报(自然科学版), 2011, 39(7): 9–13.
- 45 罗元, 余佳航, 汪龙峰, 等. 改进 RBPF 的移动机器人同步定位与地图构建. 智能系统学报, 2015, 10(3): 460–464.
- 46 林海波, 柯晶晶, 张毅. 结合粒子群寻优与遗传重采样的 RBPF 算法. 计算机工程, 2016, 42(11): 295–299. [doi: [10.3969/j.issn.1000-3428.2016.11.050](https://doi.org/10.3969/j.issn.1000-3428.2016.11.050)]
- 47 于金霞, 汤永利, 许景民. 粒子滤波算法改进策略研究. 计算机应用研究, 2012, 29(2): 459–462.
- 48 Montemerlo M, Thrun S, Koller D, *et al.* FastSLAM: A factored solution to the simultaneous localization and mapping problem. Proceedings of the AAAI National Conference on Artificial Intelligence. 2002. 593–598.
- 49 Montemerlo M, Thrun S. Simultaneous localization and mapping with unknown data association using FastSLAM. Proceedings of the 2003 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Taipei, China. 2003, 2. 1985–1991.
- 50 Nieto J, Guivant J, Neboit E, *et al.* Real time data association for FastSLAM. Proceedings of the 2003 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Taipei, China. 2003, 1. 412–418.
- 51 陈白帆, 蔡自兴, 袁成. 基于粒子群优化的移动机器人 SLAM 方法. 机器人, 2009, 31(6): 513–517.
- 52 Lee SH, Eoh G, Lee BH. Relational FastSLAM: An improved Rao-Blackwellized particle filtering framework using particle swarm characteristics. Robotica, 2016, 34(6): 1282–1296. [doi: [10.1017/S0263574714002264](https://doi.org/10.1017/S0263574714002264)]
- 53 安婷婷, 肖南峰. 粒子滤波器 SLAM 算法研究. 计算机仿真, 2010, 27(8): 73–77.
- 54 李秀智, 刘红云, 居鹤华. 粒子滤波趋优重采样算法及仿真研究. 计算机仿真, 2011, 28(2): 221–224.
- 55 罗元, 庞冬雪, 张毅, 等. 基于自适应多提议分布粒子滤波的蒙特卡洛定位算法. 计算机应用, 2016, 36(8): 2352–2356. [doi: [10.11772/j.issn.1001-9081.2016.08.2352](https://doi.org/10.11772/j.issn.1001-9081.2016.08.2352)]
- 56 Pei FJ, Li HY, Cheng YH. An improved FastSLAM system based on distributed structure for autonomous robot navigation. Journal of Sensors, 2014, 2014: 456289.
- 57 Havangi R, Taghirad HD, Nekoui MA, *et al.* A square root unscented FastSLAM with improved proposal distribution and resampling. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2014, 61(5): 2334–2345. [doi: [10.1109/TIE.2013.2270211](https://doi.org/10.1109/TIE.2013.2270211)]
- 58 李天成, 范红旗, 孙树栋. 粒子滤波理论、方法及其在多目标跟踪中的应用. 自动化学报, 2015, 41(12): 1981–2002.
- 59 王耀南, 余洪山. 未知环境下移动机器人同步地图创建与定位研究进展. 控制理论与应用, 2008, 25(1): 57–65.
- 60 Huang AS, Bachrach A, Henry P, *et al.* Visual odometry and mapping for autonomous flight using an RGB-D camera. In: Christensen HI, Khatib O, eds. Robotics Research. Cham: Springer, 2017. 235–252.
- 61 Weikersdorfer D, Hoffmann R, Conrath J. Simultaneous localization and mapping for event-based vision systems. In: Chen M, Leibe B, Neumann B, eds. International Conference on Computer Vision Systems. Berlin Heidelberg: Springer, 2013. 133–142.
- 62 Weikersdorfer D, Adrian DB, Cremers D, *et al.* Event-based 3D SLAM with a depth-augmented dynamic vision sensor. Proceedings of the 2014 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). Hong Kong, China. 2014. 359–364.
- 63 Fraundorfer F, Scaramuzza D. Visual odometry: Part II: Matching, robustness, optimization, and applications. IEEE Robotics & Automation Magazine, 2012, 19(2): 78–90.
- 64 Leonard JJ, Durrant-Whyte HF. Mobile robot localization by tracking geometric beacons. IEEE Transactions Robotics and Automation, 1991, 7(3): 376–382. [doi: [10.1109/70.88147](https://doi.org/10.1109/70.88147)]

- 65 Triebel RA, Burgard W. Improving simultaneous mapping and localization in 3D using global constraints. Proceedings of the 20th National Conference on Artificial Intelligence. Pittsburgh, PA, USA. 2005, 3. 1330–1335.
- 66 Essmaeel K, Gallo L, Damiani E, *et al.* Temporal denoising of kinect depth data. Proceedings of the 8th International Conference on Signal Image Technology and Internet Based Systems (SITIS). Naples, Italy. 2012. 47–52.
- 67 Khoshelham K, Elberink SO. Accuracy and resolution of Kinect depth data for indoor mapping applications. Sensors, 2012, 12(2): 1437–1454. [doi: [10.3390/s120201437](https://doi.org/10.3390/s120201437)]
- 68 Endres F, Hess J, Sturm J, *et al.* 3-D mapping with an RGB-D camera. IEEE Transactions on Robotics, 2014, 30(1): 177–187. [doi: [10.1109/TRO.2013.2279412](https://doi.org/10.1109/TRO.2013.2279412)]
- 69 辛菁, 苟蛟龙, 马晓敏, 等. 基于 Kinect 的移动机器人 大视角 3 维 V-SLAM. 机器人, 2014, 36(5): 560–568.
- 70 Dryanovski I, Valenti RG, Xiao JZ. Fast visual odometry and mapping from RGB-D data. Proceedings of the 2013 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Karlsruhe, Germany. 2013. 2305–2310.
- 71 Henry P, Krainin M, Herbst E, *et al.* RGB-D mapping: Using depth cameras for dense 3D modeling of indoor environments. In: Khatib O, Kumar V, Sukhatme G, eds. Experimental Robotics. Berlin Heidelberg: Springer, 2014. 477–491.
- 72 Davison AJ, Reid ID, Molton ND, *et al.* MonoSLAM: Real-time single camera SLAM. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2007, 29(6): 1052–1067. [doi: [10.1109/TPAMI.2007.1049](https://doi.org/10.1109/TPAMI.2007.1049)]
- 73 Klein G, Murray D. Parallel tracking and mapping for small AR workspaces. Proceedings of the 6th IEEE and ACM International Symposium on Mixed and Augmented Reality. Nara, Japan. 2007. 225–234.
- 74 Mur-Artal R, Montiel JMM, Tardos JD. ORB-SLAM: A versatile and accurate monocular SLAM system. IEEE Transactions on Robotics, 2015, 31(5): 1147–1163. [doi: [10.1109/TRO.2015.2463671](https://doi.org/10.1109/TRO.2015.2463671)]
- 75 Engel J, Sturm J, Cremers D. Semi-dense visual odometry for a monocular camera. Proceedings of the 2013 IEEE International Conference on Computer Vision. Sydney, NSW, Australia. 2013. 1449–1456.
- 76 Labbé M, Michaud F. Online global loop closure detection for large-scale multi-session graph-based SLAM. Proceedings of the 2014 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS 2014). Chicago, IL, USA. 2014. 2661–2666.
- 77 Krizhevsky A, Sutskever I, Hinton GE. ImageNet classification with deep convolutional neural networks. Proceedings of the 25th International Conference on Neural Information Processing Systems. Lake Tahoe, NV, USA. 2012. 1097–1105.
- 78 He KM, Zhang XY, Ren SQ, *et al.* Deep residual learning for image recognition. Proceedings of the 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Las Vegas, NV, USA. 2016. 770–778.