

文章编号: 10020446(2004)02018205

移动机器人同时定位与地图创建研究进展^X

罗荣华, 洪炳

(哈尔滨工业大学计算机科学与技术学院, 黑龙江 哈尔滨 150001)

摘 要: 对移动机器人的同时定位与地图创建(Simultaneous Localization and Mapping) 的最新研究进行了综述. 指出 SLAM 面临的问题, 介绍了 SLAM 的基本实现方法. 通过对各种改进的 SLAM 实现方法的性能对比, 详尽地分析了如何降低 SLAM 的复杂度、提高 SLAM 的鲁棒性等关键技术问题, 同时对多机器人协作的 SLAM 也进行了论述. 探讨了 SLAM 的研究与发展方向.

关键词: 同时定位与地图创建; 移动机器人; 自主导航; 地图创建

中图分类号: TP24 **文献标识码:** B

The Progress of Simultaneous Localization and Mapping for Mobile Robot

LUO Ronghua, HONG Bingrong

(School of Computer Science and Technology, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China)

Abstract: This paper surveys the latest progress of simultaneous localization and mapping (SLAM). After pointing out the problems that are main stumbling blocks in the development of SLAM, the fundamental method for SLAM is introduced and the properties of the improved algorithms are compared, specially the key techniques to reduce computational burden and improve the robustness are discussed in detail. Multi-robot cooperative simultaneous localization and mapping is also introduced. And the further research and development directions are discussed.

Keywords: simultaneous localization and mapping; mobile robot; autonomous navigation; map building

1 引言(Introduction)

移动机器人的定位和地图创建是机器人领域的热点研究问题. 对于已知环境中的机器人自主定位和已知机器人位置的地图创建已经有了一些实用的解决方法. 然而在很多环境中机器人不能利用全局定位系统进行定位, 而且事先获取机器人工作环境的地图很困难, 甚至是不可能的. 这时机器人需要在自身位置不确定的条件下, 在完全未知环境中创建地图, 同时利用地图进行自主定位和导航. 这就是移动机器人的同时定位与地图创建(SLAM)问题. SLAM 也称为 CML(Concurrent Mapping and Localization), 最先是 Smith Self 和 Cheeseman 提出来的^[1]. 由于其重要的理论与应用价值, 被很多学者认为是实现真正全自主移动机器人的关键^[2,3].

在 SLAM 中, 机器人利用自身携带的传感器识别未知环境中的特征标志, 然后根据机器人与特征

标志之间的相对位置和里程计的读数估计机器人和特征标志的全局坐标. 这种在线的定位与地图创建需要保持机器人与特征标志之间的详细信息. 近几年来, SLAM 的研究取得了很大的进展, 并已应用于各种不同的环境, 如: 室内环境^[4]、水下^[5]、室外环境^[6].

2 SLAM 存在的问题 (Problems of SLAM)

2.1 超多维问题

SLAM 需要计算机器人的位姿 r 和环境中的特征标志 m^i ($i = 1, \dots, n$) 的位置, 在 2 维空间中机器人的位姿 $r = (x_r, y_r, H)^T$ 包括 3 个变量, 由机器人的平面坐标 (x_r, y_r) 和机器人的朝向 H 组成, 特征标记 i 的位置 $m^i = (x_m^i, y_m^i)^T$ 包括两个变量. 如果地图中有 n 个标志, 那么就有 $2n + 3$ 个变量, 每一个变量是状态估计中的一维, SLAM 的状态是一个 $2n + 3$ 维的矢

^X 基金项目: 国家 863 计划资助项目(2002AA735041).
收稿日期: 2003- 10- 28

量. 而对实际环境进行描述可能需要上千甚至上万个特征标志, 因此 SLAM 是一个超多维问题.

2.2 数据关联

数据关联是对两个特征标志进行匹配, 确定它们是否对应环境中的同一物体. SLAM 中的数据关联主要需要完成三个任务: 新特征标志的检测、特征标志的匹配以及地图之间的匹配. 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 SLAM 的实时性要求. 实现 m 个标志与拥有 n 个标志的地图之间的数据关联的复杂度与 m 之间呈指数关系, 假设每个观测到的标志 i 有 n_i 个可能的匹配, 那么对于 m 个标志需要在指数空间 $F_i^m = \prod_{i=1}^m n_i$ 中搜索正确的匹配. 数据关联的搜索空间与环境的复杂程度以及机器人的定位误差有关, 环境的复杂程度的增加会使 m 增大, 而误差的增大会使 n_i 增大.

2.3 累积误差

SLAM 中的误差主要来自三个方面: 观测误差、里程计的误差和错误的数据关联带来的误差. 当机器人在已知地图的环境中进行定位时, 机器人可以通过观测位置已知的特征标志对里程计的误差进行补偿, 每一次观测使机器人的位置误差趋向于观测误差与特征标志的位置误差之和. 然而在 SLAM 中, 由于机器人的位置和环境中的特征标志的位置都是未知的, 观测信息不能有效纠正里程计的误差, 机器人的位置误差随着机器人的运动距离而增大. 而机器人的位置误差的增大将导致错误的数据关联, 从而增大特征标志的位置误差; 反过来, 特征标志的误差又将增大机器人的位置误差. 因此, 机器人的位置误差与特征标志的位置误差密切相关. 它们之间的相互影响使机器人和特征标志的位置估计产生累计误差, 难以保证地图的一致性.

3 SLAM 的实现方法 (Methods for implementation of SLAM)

3.1 基于卡尔曼滤波器的实现方法

从统计学的观点看, SLAM 是一个滤波问题, 也就是根据系统的初始状态和从 0 到 t 时刻的观测信息与控制信息(里程计的读数)估计系统的当前状态. 在 SLAM 中, 系统的状态 $x_t = [r_t \ m]^T$, 由机器人的位姿 r 和地图信息 m 组成(包含各特征标志的位置信息). 假设系统的运动模型和观测模型是带高斯噪声的线性模型, 系统的状态 x_t 服从高斯分布, 那么 SLAM 可以采用卡尔曼滤波器来实现. 基于卡尔

曼滤波器的 SLAM 包括系统状态预测和更新两步, 同时还需要进行地图信息的管理, 如: 新特征标志的加入与特征标志的删除等.

卡尔曼滤波器假设系统是线性系统, 但是实际中机器人的运动模型与观测模型是非线性的. 因此通常采用扩展卡尔曼滤波器(Extended Kalman Filter), 扩展卡尔曼滤波器通过一阶泰勒展开来近似表示非线性模型. 另一种适用于非线性模型的卡尔曼滤波器是 UKF(Unscented Kalman Filter), UKF 采用条件高斯分布来近似后验概率分布, 与 EKF 相比 UKF 的线性化精度更高, 而且不需要计算雅可比矩阵^[7].

卡尔曼滤波器已经成为实现 SLAM 的基本方法^[1~4]. 其协方差矩阵包含了机器人的位置和地图的不确定信息. 当机器人连续地观测环境中的特征标志时, 协方差矩阵的任何子矩阵的行列式呈单调递减. 从理论上讲, 当观测次数趋向于无穷时, 每个特征标志的协方差只与机器人起始位置的协方差有关^[3]. 卡尔曼滤波器的时间复杂度是 $O(n^3)$, 由于每一时刻机器人只能观测到少数的几个特征标志, 基于卡尔曼滤波器的 SLAM 的时间复杂度可以优化为 $O(n^2)$, n 表示地图中的特征标志数.

3.2 低复杂度的实现方法

基于卡尔曼滤波器的 SLAM 的计算量主要来源于系统协方差矩阵的更新, 即维持机器人与特征标志之间以及各特征标志之间的相关关系. 这些相关关系对于 SLAM 算法的收敛性十分重要. 研究表明, 忽略这些相关关系不能保证地图的一致性, 使创建的地图失去意义^[8]. 为了降低 SLAM 的时间复杂度, 需要在不影响地图一致性的条件下限制这些相关关系.

3.2.1 局部子地图法

局部子地图法从空间的角度将 SLAM 分解为一些较小的子问题. 子地图法中主要需要考虑以下几个问题: 如何划分子地图, 如何表示子地图间的相互关系, 如何将子地图的信息传递给全局地图以及能否保证全局地图的一致性.

最简单局部子地图方法是不考虑各子地图之间的相互关系, 将全局地图划分为包括固定特征标志数的独立子地图, 在各子地图中分别实现 SLAM, 这种方法的时间复杂度为 $O(1)$. 但是, 由于丢失了表示不同子地图之间相关关系的有用信息, 这种方法不能保证地图的全局一致性. 对此, Leonard 等人提出了 DSM(Decoupled Stochastic Mapping) 方法^[9], DSM 中各子地图分别保存自己的机器人位置估计, 当机

机器人从一个子地图 A 进入另一个子地图 B 时, 采用基于 EKF 的方法来将子地图 A 中的信息传送给子地图 B; B. Williams 等人提出了一种基于 CLSF (Constrained Local Submap Filter) 的 SLAM 方法^[10], CLSF 在地图中创建全局坐标已知的子地图, 机器人前进过程中只利用观测信息更新机器人和局部子地图中的特征标志的位置, 并且按一定的时间间隔把局部子地图信息传送给全局地图. 虽然实验表明这两种算法具有很好的性能, 但是没有从理论上证明它们能够保持地图的一致性. J. Guivant 等人提出了一种没有任何信息丢失的 SLAM 优化算法 CEKF (Compressed Extended Kalman Filter)^[11]. CEKF 将已经观测到的特征标志分为 A 与 B 两部分, A 表示与机器人当前位置相邻的区域, 被称为活动子地图. 当机器人在活动子地图 A 中运动时, 利用观测信息实时更新机器人的位置与子地图 A, 并采用递归的方法记录观测信息对子地图 B 的影响; 当机器人离开活动子地图 A 时, 将观测信息无损失地传送给子地图 B, 一次性地实现子地图 B 的更新, 同时创建新的活动子地图. 该方法的计算时间由两部分组成: 活动子地图中的 SLAM, 其时间复杂度为 $O(n_a^2)$, n_a 是活动子地图 A 中特征标志的数目; 子地图 B 的更新, 其时间复杂度为 $O(n_a @ n_b^2)$, n_b 是地图 B 中特征标志的数目. 当子地图合并的时间间隔较大时, CEKF 能有效减少 SLAM 的计算量.

3.2.2 去相关法

降低 SLAM 复杂度的另一种方法是将表示相关关系的协方差矩阵中一些取值较小的元素忽略掉, 使其变为一个稀疏矩阵^[12]. 然而这也会因信息的丢失而使地图失去一致性. 但是, 如果能改变协方差矩阵的表示方式, 使其中的很多的元素接近于零或等于零, 那么就可以将其安全地忽略了.

基于扩展信息滤波器 EIF (Extended Information Filter) 的 SLAM 就是出于这一思想. EIF 是 EKF 的基于信息的表达形式, 它们的区别在于表示信息的形式不一样. EIF 采用协方差矩阵的逆矩阵来表征 SLAM 中的不确定信息, 并称之为信息矩阵. 两个不相关的信息矩阵的融合可以简单地表示为两个矩阵相加. 信息矩阵中每个非对角线上的元素表示机器人与特征标志之间或特征标志与特征标志之间的一种约束关系, 这些约束关系可以通过系统状态的信息矩阵与新的观测信息矩阵的相加而进行更新. 由于观测信息只包括机器人与当前观测到的特征标志之间的约束关系, 因此两个信息矩阵相加只对约束

关系进行局部更新. 这种局部更新使得信息矩阵近似于稀疏矩阵, 对其进行稀疏化产生的误差很小. 根据这一点, S. Thrun 等人提出了一种基于稀疏信息滤波器 SEIF (Sparse Extended Information Filter) 的 SLAM 方法, 并证明利用稀疏的信息矩阵实现 SLAM 的时间复杂度是 $O(1)$ ^[13].

虽然 EIF 可以有效降低 SLAM 的时间复杂度, 但是在地图信息的表示和管理方面还存在一些问题. 首先, 在常数时间内只能近似算得系统状态的均值; 其次, 在基于 EIF 的 SLAM 方法中, 特征标志的增删不方便.

3.2.3 分解法

M. Montemerlo 等人提出了一种基于粒子滤波器 (Particle Filter) 的 FastSLAM 方法^[14,15]. FastSLAM 将 SLAM 分解为机器人定位和特征标志的位置估计两个过程. 粒子滤波器中的每个粒子代表机器人的一条可能运动路径, 利用观测信息计算每个粒子的权重, 以评价每条路径的好坏. 对于每个粒子来说, 机器人的运动路径是确定的, 因此特征标志之间相互独立, 特征标志的观测信息只与机器人的位姿有关, 每个粒子可以采用 n 个卡尔曼滤波器分别估计地图中 n 个特征的位置. 假设需要 k 个粒子实现 SLAM, FastSLAM 总共有 kn 个卡尔曼滤波器. FastSLAM 的时间复杂度为 $O(kn)$, 通过利用树型的数据结构进行优化, 其时间复杂度可以达到 $O(k \log n)$. FastSLAM 方法的另一个主要优点是通过采用粒子滤波器估计机器人的位姿, 可以很好地表示机器人的非线性、非高斯运动模型.

3.3 鲁棒的实现方法

如何提高 SLAM 方法的适应能力, 使其适用于现实中的复杂环境是 SLAM 需要考虑的另一个重要问题. 提高 SLAM 的鲁棒性主要从以下几个方面进行.

3.3.1 降低观测信息的不确定性

目前, 大多数研究者都采用声纳和激光雷达等距离传感器来实现 SLAM. 但是距离传感器获取的信息量少, 分辨率也相对较低; 在复杂的环境中, 由于传感器的观测数据的高度不确定性, SLAM 的准确性和可靠性显著降低. 为了解决这一问题可以采用分辨率高的视觉传感器^[16] 或者多传感器信息融合^[17]. 利用视觉信息进行 SLAM 还需要解决很多相关的技术问题, 最主要的是信息的处理量和计算时间问题. 多传感器信息融合是提高 SLAM 可靠性的有效方法, 通过将视觉与距离传感器结合, 可以对图像信息

与距离信息进行综合处理, 从而充分利用它们之间的冗余和互余信息。

3.3.2 改进地图表示方法

机器人领域的地图表示方法主要有: 栅格表示法、特征表示法和拓扑图表示法。基于栅格的地图表示方法将地图划分成一些大小相等的栅格, 便于表示环境中的障碍物, 有益于机器人的自主导航, 但是随着栅格的增多需要大量的存储空间和计算时间。基于特征的表示方法利用稀疏的几何特征来描述环境, 表示更为紧凑。拓扑图法采用一些关键的节点以及它们之间的相互关系来描述环境, 不需要维持地图的全局一致性, 但是当环境中的特征很相似时, 拓扑图表示法不能将它们区分开, 而且定位精度较低。在 SLAM 中为了减少计算量与存储空间, 一般采用基于特征的表示方法和基于拓扑图的表示法。但是在复杂大环境中单纯采用特征表示法, 难以保证地图的全局一致性, 而单纯采用拓扑图表示法又难以实现精确定位。近来, 采用特征表示与拓扑图表示相结合的方法取得了较好的效果。这种方法集成了两种表示法的优点, 只需要保证局部地图的一致性, 可以降低系统的累积误差^[18, 19]。

3.3.3 鲁棒的数据关联

如第 2 节所述, 数据关联是 SLAM 中的一个难题。SLAM 中通常采用最邻近法(NN)进行数据关联, 这种方法的突出特点是其时间复杂度为 $O(mn)$ (m 是要进行匹配的特征标志的数目, n 是地图中的特征标志的数目), 但是最邻近法没有考虑相邻特征标志之间的相关关系, 只适用于比较简单的环境。对此, 文献[20]中提出了一种联合数据关联法, 他们把环境中的一些相关的特征联合在一起形成有意义的环境标志, 如门、墙角等, 然后再进行数据关联。文献[21]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。

3.3.4 主动 SLAM

在一些没有明显特征或者特征的可分辨性很低的环境中, 即使是人进行自我定位, 创建地图也很困难。这时, 人通常采用主动的方法, 如做标记、主动地探索有用的特征。近几年来, 提高机器人的主动性在机器人领域受到了广泛的关注, 并在很多方面做到了很好的应用, 如主动视觉、主动定位等。有关主动同时定位与地图创建的研究还不多, 文献[16]对基于主动视觉的 SLAM 进行了研究, 文献[22]利用信息论的方法控制机器人的运动以获得更有用的信息。

3.4 基于多机器人协作的 SLAM

一些研究者对基于多机器人协作的同时定位与地图创建 CSLAM(Cooperative Simultaneous Localization and Mapping)进行了探讨和研究^[23~25]。与单机器人相比, 通过机器人之间的相互协调与合作以及信息共享, CSLAM 可以提高地图创建的效率和提高定位与地图的精度。

CSLAM 按照地图的存储与处理方式的不同可以分为两大类型: 集中式 CSLAM 和分布式 CSLAM。在集中式 CSLAM 中, 存在一个中央处理模块, 每个机器人分别在自己所在的局部地图中进行定位与地图创建, 然后利用无线通信装置将在局部地图中获得的信息传送给中央模块^[24]。这种方法通过子地图的匹配, 可以充分利用子地图间的冗余信息提高定位与地图创建的精度。但是, 当机器人数量增加时中央模块的计算量会显著增大, 而且集中式的信息传递需要很大的带宽; 系统的可靠性也比较低, 一旦中央模块出现故障, 整个系统都会陷入瘫痪状态。在分布式 CSLAM 中, 不存在中央模块, 每个机器人都拥有自己的全局地图, 在每一时刻机器人把来自其他相邻机器人的信息和自己的观测信息融合到自己的全局地图中, 然后以点对点的方式将新的信息传送给其他机器人。每个机器人只能获得与其相邻的机器人的位置信息, 不知道整个系统的拓扑结构。这种方法与分布式的信息融合十分相似, 可以利用信息滤波器来实现^[25]。由于两个不相关信息矩阵的信息融合可以通过两个矩阵的相加而实现, 所以利用信息滤波器实现分布式 CSLAM 可以避免复杂的计算。

4 结论(Conclusion)

综上所述, 近几年来机器人领域的研究者对 SLAM 进行了大量的研究, 特别是在降低计算复杂度、提高鲁棒性等方面取得了很大的进展。但是在以下几个方面还需要更进一步研究。

扩展 SLAM 的应用环境: 目前, SLAM 还局限于 2 维静态环境中的研究与应用, 而现实中的环境通常是动态的 3 维环境。将 SLAM 的研究与应用扩展到 2 维动态环境以及 3 维动态环境具有重要的意义。

更有效的 SLAM 实现方法: SLAM 的各种实现方法都不是很完善, 基于多机器人协作的 SLAM 的研究还刚刚起步, 可以将人工智能、智能控制等领域的方法引入到 SLAM 中, 开发更有效的 SLAM 算法。

更好的地图表达方式: 开发其他更好的地图表示方式, 特别是复杂地形中的地图表达方式是 SLAM

中值得研究的问题.

参考文献 (References)

- [1] Smith R, Self M, Chesseman P. Estimating uncertain spatial relations in robotics[A]. Proceedings of Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence[C]. Amsterdam: North-Holland, 1988. 435- 461.
- [2] Csorba M. Simultaneous Localization and Map Building[D]. Oxford: University of Oxford, 1997.
- [3] Disanayake G, Newman P M, et al. A solution to the simultaneous localization and map building (SLAM) problem[J]. IEEE Transactions on Robotics and Automation, 2001, 17(3): 229- 241.
- [4] Leonard J J, Durran2Whyte F. Simultaneous map building and localization for an autonomous mobile robot[A]. Proceedings of the IEEE International workshop on Intelligent Robots and Systems[C]. Osaka, Japan: 1991. 1442- 1447.
- [5] Leonard J J, Feder H J S. A computationally efficient method for large-scale concurrent mapping and localization[A]. Proceedings of the Ninth International Symposium on Robotics Research[C]. London: Springer-Verlag, 1999. 316- 321.
- [6] Guivant J, Nebot E, Baiker S. Autonomous navigation and map building using laser range sensors in outdoor applications[J]. Journal of Robotic Systems, 2000, 17(10): 565- 583.
- [7] Wan E, Merwe R. The unscented Kalman filter for nonlinear estimation [A]. Proceedings of the IEEE Symposium on Adaptive Systems for Signal Processing[C]. Alberta, Canada: 2000. 153- 158.
- [8] Castellanos J A, Tardos J D, Schmidt G. Building a global map of the environment of a robot: the importance of correlations[A]. Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation[C]. 1997. 1053- 1059.
- [9] Leonard J, Feder H J S. Decoupled stochastic mapping[J]. IEEE Journal of Oceanic Engineer, 2001, 26(4): 561- 571.
- [10] Williams S B. Efficient Solutions to Autonomous Mapping and Navigation Problems[D]. Sydney: University of Sydney, 2001.
- [11] Guivant J E, Nebot E M. Optimization of the simultaneous localization and map building algorithm for real-time implementation [J]. IEEE Transactions on Robotics and Automation, 2001, 17(3): 242- 257.
- [12] Julier S J. A sparse weight Kalman filter approach to simultaneous localization and map building [A]. Proceedings of the IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems[C]. 2001. 1251- 1256.
- [13] Thrun S, Koller D, Ghahramani Z, et al. Simultaneous localization and mapping with sparse extended information filters [EB/OL]. Computer Science Technical Report, Carnegie Mellon University, 2002. http://www.cs.cmu.edu/thrun/papers/thrun_tif02.pdf.
- [14] Montemerlo M, Thrun S, Koller D. FastSLAM: A factored solution to the simultaneous localization and mapping problem[A]. Proceedings of the Eighteenth National Conference on Artificial Intelligence[C]. Edmonton, Canada: AAAI Press, 2002. 593- 598.
- [15] Montemerlo M, Thrun S. Simultaneous localization and mapping with unknown data association using FastSLAM[A]. Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation[C]. 2003. 1985 - 1991.
- [16] Dasvison A J, Murray D W. Simultaneous localization and map building using active vision[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(7): 865- 880.
- [17] Castellanos J A, Neira J, Tardos J D. Multisensor fusion for simultaneous localization and mapping[J]. IEEE Transactions on Robotics and Automation, 2001, 17(6): 908- 914.
- [18] Tomatis N, Nourbakhsh I, Siegwart R. Hybrid simultaneous localization and map building closing the loop with multi-hypotheses tracking[A]. Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation[C]. 2000. 2749- 2754.
- [19] Tomatis N, Nourbakhsh I, Siegwart R. Hybrid simultaneous localization and map building: a natural integration of topological and metric[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2003, 44(1): 3- 14.
- [20] 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.
- [21] Bailey T, Nebot E M, Rosenblatt J K. Data association for mobile robot navigation: a graph theoretic approach[A]. Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation[C]. 2000. 2512- 2517.
- [22] Feder H, Leonard J, Smith C. Adaptive mobile robot navigation and mapping[J]. The International Journal of Robotics Research, 1999, 18(7): 650- 668.
- [23] Frenwick J W, Newman P M, Leonard J J. Cooperative concurrent mapping and localization[A]. Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation[C]. 2002. 1810- 1817.
- [24] Williams S B, Disanayake G, Durran2Whyte F. Towards multi-vehicle simultaneous localization and mapping[A]. Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation[C]. 2002. 2743- 2748.
- [25] Nettleton E, Gibbens P, Durran2Whyte H. Closed form solutions to the multiple platform simultaneous localisation and map building (SLAM) problem[A]. Proceedings of International Symposium on Sensor Fusion: Architectures, Algorithms and Applications[C]. Orlando, USA: SPIE Press, 2000. 428- 437.

作者简介:

- 罗荣华 (1975), 男, 博士生. 研究领域: 机器人自主导航, 机器人视觉, 多传感器信息融合.
- 洪炳 (1932), 男, 教授, 博士生导师. 研究领域: 空间机器人, 虚拟现实, 足球机器人.