

文章编号: 1002-0446(2004)04-0380-05

未知环境中移动机器人并发建图与定位(CML)的研究进展^{*}

王璐, 蔡自兴

(中南大学信息科学与工程学院智能系统与软件研究所, 湖南长沙 410083)

摘要: 综述了近年较流行的CML方法, 侧重比较各自估计与增量式建造地图的过程以及如何处理不确定信息、如何表示地图。还对CML问题的难点进行了分析, 并探讨了未来的研究趋势。

关键词: CML/SLAM; 方法; 难点; 趋势

中图分类号: TP24

文献标识码: A

Progress of CML for Mobile Robots in Unknown Environments

WANG Lu, CAI Zi-xing

(Institute of Intelligent System and Software, School of Information Science and Engineering, Central South University, Changsha 410083, China)

Abstract This paper sketches some popular methods of CML (Concurrent Mapping and Localization) in recent years, puts emphasis on comparing their processes of estimation and incremental mapping, and ways to deal with uncertain information and to represent maps. The difficult points of CML are analyzed, and the trends of research in the future are discussed.

Keywords: CML/SLAM; methods; difficulties; trends

1 引言(Introduction)

可靠定位是自主机器人实现安全导航的先决条件^[1]。在先验地图的指导下, 机器人可以不断校正自身位置, 实现精确定位。但在未知环境中, 机器人完全没有或只有很少、很不完整的环境知识, 机器人对环境的认识只能通过所携带的传感器, 如摄像头、激光雷达、声纳等, 获得相关信息, 经过处理抽取有效信息建造环境地图, 并据此进行定位。这种情况下, 建图与定位是一个“先有鸡还是先有蛋”问题: 为实现精确定位, 机器人需要利用位置相对确定的环境特征(地图)不断校正自身位置; 而为了确定环境特征的位置, 机器人需要了解自身所在的精确位置。

CML(Concurrent Mapping and Localization)/SLAM(Simultaneous Localization and Map Building)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。定位与增量式建图融为一体, 而不是独立的两个阶段。

CML方法在过去的十几年中逐渐成为机器人导航问题的研究热点, 吸引了大量的研究人员, 并取得了许多实用性的成果, 是否具备并发建图与定位的能力被许多人认为是机器人是否能够实现自主的关键的前提条件^[2]。

本文对近几年来流行的CML方法进行了总结、分类和比较, 指出一些急待解决的关键问题, 并通过考察已取得的成果指出未来的研究方向。

2 CML方法简介(Brief description of CML)

Smith R、Self M、Cheeseman P于1986年提出基于EKF(Extended Kalman Filter)的Stochastic Mapping方法^[3], 揭开了CML研究的序幕。在以后的十几年中, 研究范围不断扩大: 从有人工路标到完全自主、从户内到户外, 出现许多CML方法。由于自主机器人固有的特点(缺乏自身位置和环境的先验信息; 靠外部和内部传感器获得知识; 环境、传感器信息及机器人运动本身具有不确定性), 各种CML方法归纳起来都是一个“估计—校正”的过程, 必须解决下列问题:

^{*} 基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60234030)。

收稿日期: 2003-04-20

- 如何估计机器人及环境特征状态?
- 如何校正和更新地图?
- 地图如何表示?
- 不确定性如何处理?

以下对近几年流行的 CML 方法进行简要的总结和比较。

2.1 基于 EKF 的 CML/SLAM

EKF 适合解决非线性系统的估计问题。这种 CML 用平面坐标表示机器人和环境特征的位置, 将机器人运动与环境特征的关系描述为两个非线性模型: 机器人运动模型和观测模型。

$$X_k = f(X_{k-1}, U_k) + w_k \quad (1)$$

$$Z_k = h(X_k) + v_k \quad (2)$$

w_k 和 v_k 分别表示机器人运动不确定性和传感器观测不确定性, 并假设其为均值为 0 的正态白噪声。由于 Smith R 等认为不确定性是空间关系内在的固有性质, 因此环境地图不仅包括机器人和环境特征的坐标, 还包括一个描述机器人与环境特征之间关系以及上述两种不确定性的协方差阵。地图组成包括:

$$X = (X_R, X_{f1}, \dots, X_{fn})^T \quad (3)$$

$$C(X_k) = \begin{bmatrix} C_{RR} & C_{Rf} \\ C_{fR} & C_{ff} \end{bmatrix} \quad (4)$$

$C(X_k)$ 的引入是 EKF 方法最大的特点, 对它的计算是 EKF 算法的核心。 $C(X_k)$ 随着估计校正的不断进行单调递减, 因而正常情况该算法必然收敛。此外, $C(X_k)$ 实际上包含两部分: 系统状态之间的协方差和观测噪声的协方差。若系统状态之间的协方差较大, 则表示系统偏差较大, 应使用观测值尽可能地校正; 若观测噪声的协方差较大, 则表示观测数据不可靠, 只使用观测值做轻微校正。

应用运动模型和观测模型, 基于 EKF 的建图与定位可以归纳为一个循环迭代的估计—校正过程: 首先通过模型(1)估计机器人的新位置, 并通过(2)估计可能观测的环境特征, 然后计算实际观测和估计观测间的误差, 综合系统协方差计算卡尔曼滤波参数 K , 并用 K 对前面估计的机器人位置进行校正, 最后将新观测的环境特征加入地图。机器人移动过程中循环不断地估计—校正, 尽量消除累积误差, 得到尽可能准确的定位信息, 保证导航的顺利完成。

EKF 算法在处理不确定信息方面有独到之处, 因此受到机器人导航领域的广泛欢迎。自诞生以来, 针对各种传感器的 EKF 研究层出不穷, EKF 成为事实上最流行的 CML 方法^[4], 并相继在室内、结构化道

路、水下、小范围室外等环境取得成功。

目前, EKF 算法的研究主要面向非结构化道路、大范围室外未知环境导航^[4~7]。但由于 EKF 在地图中包含了机器人和环境特征状态之间的协方差阵, 为消除累积误差, 每次估计和校正都要处理该矩阵, 计算复杂度达到 $O(n^3)$ (n 是环境特征的个数), 严重制约了该方法应用于大规模环境。近几年很多研究致力于缩减 EKF 的计算规模: 由于参与计算的雅可比矩阵中除描述机器人状态的 J_{11} 和环境特征自身的 1 矩阵 I_{11} 外, 其余部分都为 0, 因此, 仅计算与机器人状态有关的子阵, 可以将复杂度下降到 $O(n^2)$ 。然而, 随着环境特征的持续增加, 计算资源仍然将不可避免地被耗尽。为使算法能运行更持久, 可以在每个预测阶段只对局部区域计算, 并计算一个代价(cost), 继而当机器人从一个区域运动到另一个区域时利用此局部地图和代价去更新全局地图, 这种方法称为压缩的 EKF 算法(Compressed EKF)^[8]。该算法复杂度可下降到 $O(n_a^2)$, 其中 n_a 是子地图中环境特征的个数。

由于机器人观测到的环境特征是通过安装在机器人上的传感器获得的, 因此环境特征与机器人状态及已经存在的地图间具有高度相关性, 这也是必须计算协方差阵的原因。作为另外一种优秀的解决方案, 文献[7]用 RLR(相对环境特征表示)对机器人状态和环境特征作解相关性处理, 从而大大降低了计算和存储需求($O(n)$)。

此外, 传统的 EKF 大多是基于声纳传感器的, 而声纳由于传感数据中含有大量噪声, 一直让研究人员非常困扰。近年来, 随着很多机器人导航采用激光雷达、摄像头等传感器, 基于计算机视觉的 EKF 算法开始出现^[8,9]。

2.2 基于概率的 CML/SLAM

尽管不如 EKF 那样流行, 但由于用概率表达机器人定位问题的不确定性非常自然合理, 基于概率的 CML 也吸引了很多人的目光。同样是基于概率, 也有多种地图表示及建图方法, 以下简要介绍较流行的最大相似性(Maximum Likelihood Estimation, MLE)方法。

一种非常有效的最大相似性估计算法称为 Baum-Welch(或 α - β)算法^[10], 基于这种方法的机器人建图与定位问题可看作是机器人位置与环境特征位置的最大相似性估计问题。该算法包括两步: E-Step(expectation)和 M-Step(maximization)。

建图的两个基本概率模型是: 机器人运动模型

和机器人感知环境模型.

$$P(\xi') = \int P(\xi' | u, \xi) P(\xi) d\xi \quad (5)$$

$$P(o | \xi', m) \quad (6)$$

机器人运动的不确定性通过条件概率 $P(\xi' | u, \xi)$ 表示, 其中 u 表示控制命令 (与 EKF 相同), ξ 表示机器人当前状态. 观测的不确定性通过条件概率 $P(o | \xi, m)$ 表示, 其中 m 表示地图. $P(o | \xi', m)$ 决定了机器人在 ξ' 状态下所观测到的环境特征与地图的相似度.

地图表示采用概率格的方法^[11], 即将固定范围的观测区域划分为蜂窝状的格子, 每个格子的概率形式的值表示环境特征的占据情况, 例如: 0 表示无环境特征, 0.5 表示无观测值, 1 表示有环境特征.

定位过程首先利用运动模型估计在假定当前地图确定情况下, 给定控制 u 作用下机器人可能移动的新位置 ξ' (E-Step); 然后计算机器人在此位置形成的环境地图中每个环境特征同以往地图相比出现的频率 (作为最大相似性估计器). 经过计算, 较准确存在的环境特征在地图中的概率值增加了, 而较准确不存在的环境特征在地图中的概率值降低了 (M-Step).

基于概率方法的 CML 由于采用 0~1 的概率值表示环境特征出现的频率, 并充分利用过去若干时间步的数据, 因而对观测值具有鲁棒性: 观测的环境特征不必非常清晰, 甚至可以是错误的. 与 EKF 相比, 绕过了对观测值与地图中元素数据关联的准确性的依赖, 提高了算法的收敛性. 但该方法处理的数据量过大, 对运算速度和存储需求都非常高, 制约了其应用于大规模环境.

近几年, 基于概率的 CML 研究着力于改善算法的实现方法, 降低时间和空间复杂度, 使之可应用于实际环境中. 文献[12]应用 MLE 解决机器人团队中的定位问题, 尽管文中表明定位精度不高, 但没有深入分析是由于算法原因还是选择机器人 (动态) 本身作为路标或其它原因引起的. 文献[13]介绍一个实际的博物馆导游机器人系统 Minerva. 作者详细介绍系统结构以及所面对的问题, 并再次强调定位是机器人生存的基本要求. 系统采用 MLE 进行同时定位与建立地图 (SIAM), 在博物馆真实环境中运行 14 天, 总计移动超过 44 公里. 与此类似, 文献[14]研究了在人类环境中应用概率技术进行机器人建图与定位的方法.

2.3 基于粒子滤波器 (particle filter) 的 CML

粒子滤波器定位也称为 Monte Carlo 定位^[15], 基本思想是用一组滤波器来估计机器人的可能位置 (处于该位置的概率), 每个滤波器对应一个位置, 利用观测对每个滤波器进行加权传播, 从而使最有可能的位置的概率越来越高. 它很容易实现, 而且不象 EKF 那样受限于噪声高斯分布, 在很多定位问题中, 如位置跟踪、全局定位甚至绑架 (kidnap problem)^[11] 问题, 都取得较好的应用.

基于粒子滤波器的 CML 有一个重要的前提, 即环境特征的观测只与机器人当前位置有关. 在此前提下, 可以将 CML 问题分解成两个相对独立的问题: 机器人定位问题和基于机器人估计位置的环境特征估计问题^[2].

对前一个问题使用 MCL (Monte Carlo Localization), t 时刻机器人位置的估计可以表示为如下 Bayesian 概率模型:

$$p(x_t | z_t, u_{t-1}, z_{t-1}, \dots, u_0, z_0) = \eta p(z_t | x_t) \int p(x_t | x_{t-1}, u_{t-1}) \cdot p(x_{t-1} | z_{t-1}, u_{t-2}, z_{t-2}, \dots, u_0, z_0) dx_{t-1} \quad (7)$$

使用 m 个 Bayesian 滤波器表示 0~ $t-1$ 的 m 个时间步上机器人的位置估计, 递归计算每个滤波器的位置估计. 然后根据观测计算粒子的权 $w_t^{[m]}$, 选择权值高的粒子根据 (7) 式更新机器人位置估计.

对环境特征的估计, 在每个位置使用 k 个 EKF 估计与该位置相关的 k 个环境特征. 这样系统中包含 mk 个 EKF. 但由于各粒子滤波器是独立的, 每个 EKF 只对单个环境特征处理, 而不象 EKF 那样需要对所有机器人和环境特征状态进行计算, 大大降低了计算复杂度, 经过优化可以达到 $O(m \log k)$.

地图的表示采用与 EKF 类似的平面坐标, 但仅包括环境特征. 机器人运动的不确定性用概率表示, 观测的不确定性则体现在 EKF 算法的协方差阵中. 可以说, 该方法融合了 EKF 和概率方法的优点, 既降低了计算的复杂度, 又具有较好的鲁棒性, 在已知数据关联和未知数据关联情况下都可以取得较好的定位.

文献[16]使用类似标准 MCL 的算法, 但处理环境特征时采用了不同的方法. 每个粒子滤波器不管是否真正存在 k 个特征, 都产生 k 个粒子滤波器表示环境特征. 这些粒子滤波器的状态在一定时间步保留, 当机器人经过若干步的估计更新获得了一个理想的环境特征位置估计后可以将相关粒子抛弃.

文献[17]使用 Rao-Blackwellised 滤波器作为粒子滤波器, 估计机器人的移动路径. 由于 Rao-Black-

wellised 滤波器计算简便, 因此减少了算法的计算负担, 并取得了较好的效果。

2.4 基于其它方法的 CML/SLAM

2.4.1 基于空间扩展信息滤波器的 SLAM^[18]

该方法由 Sebastian Thrun 等人 2002 年在 WAFR 上提出, 是对 EKF 算法的改进。针对 EKF 运算量巨大, 不适合大范围空间的缺陷, 稀疏空间扩展信息滤波器(Sparse Extended Information Filters)方法摒弃了 EKF 用协方差阵表示空间信息相关性的方法, 取而代之用空间信息矩阵来表示空间信息间的内在固有的关系, 并且使用网状数据结构仅维护邻近的环境特征(地图)。该方法最大的优点是更新阶段的运算与环境特征的数量无关, 保持固定的时间开销。这是目前几乎所有算法都达不到的。但这种方法的理论和实践还处于初始阶段, 仍然存在许多问题。

2.4.2 基于集合理论估计的 SLAM^[19]

EKF 算法中有一个重要的假设, 即假设噪声服从均值为 0 的正态分布, 这在很多应用中并不完全符合实际情况。基于集合理论的方法不假设噪声服从某种分布, 而只假设噪声未知但有界。具体方法是定义一个可行状态集合(feasible state set)和一个观测集合(measurement set), 前者表示机器人和环境特征的状态估计, 后者表示符合条件(观测误差小于边界)的状态集合。算法首先根据机器人本身的状态方程计算可行状态集合, 然后根据观测值计算观测集合, 最后取两个集合的交集作为某时刻的经估计校正后的机器人与环境特征的状态集合(地图)。

3 CML/SLAM 研究的难点问题(Difficulties of research on CML/SLAM)

3.1 不确定性的处理

事实上, CML 的困难就在于系统中无处不在的不确定性。机器人本身机械性能或未知外力(绑架)造成的不确定性将导致运动估计出现误差, 观测的不确定性(包括传感器的不确定性和数据关联的不确定性)将导致校正失效, 更不必说动态环境中的环境的不确定性。如何处理不确定性, 尽量减少各种客观存在的不确定性引起的误差是 CML 的关键, 也是各种算法的精髓。

3.2 数据关联

数据关联指利用当前传感器探测到的 m 个观测值对地图中已经存在的 n 个特征进行更新时, 必须明确指出某个观测值对应于哪个特征, 或是一个新特征或是一个噪声数据。尤其对于 EKF 来说, 数据关

联不准确将导致算法发散。传统的数据关联方法采用 NN(nearest neighbor), 该方法简单, 但对距离很近的两个特征, 算法很容易失效。近年关于数据关联的研究逐渐增加, 相继提出了基于联合兼容性测试的数据关联方法^[20]、基于几何关系的数据关联方法^[21]。而基于概率的方法巧妙地绕过数据关联问题, 但非常高昂的计算代价不利于大规模环境的应用。

3.3 算法复杂度

真正完全自主的机器人要求建图与定位必须能够在线计算, 因对计算复杂度的要求是非常苛刻的。现在的算法最多能够运行几天或几个星期, 可存储和计算的环境特征达到 104 级, 但仍然与真实世界有很大差距。单从运算速度角度, 现有计算机与人相比虽然有差距, 但这种差距呈日渐减小趋势。但进行定位判断等处理时, 计算机却远远不能与人相比。原因之一就是人脑的并行计算及分布式存储。将神经网络技术或其它并行算法应用于 CML, 极有可能较大幅度提高 CML 算法在真实环境部署的可能性。

3.4 地图的表示

地图表示要求尽量容易理解和计算, 容易加入新的信息更新地图^[22]。EKF 算法采用平面坐标表示地图, 基于 MLE 的概率算法局部使用概率格计算, 但全局仍然采用几何坐标的平面地图。然而用平面坐标不能充分表示现实环境的特征, 尤其应用视觉传感器获得的环境有可能采用更复杂、更贴近现实、更容易理解和计算的地图表示。此外, 人的头脑中大多数时候并没有完全精确的坐标形式的地图, 但人仍可以完成判断方向、定位等工作。将人工智能的知识表示理论应用于机器人的地图表示, 有可能产生全新的方法并取得重大突破。

4 CML/SLAM 的研究趋势(Trends of research on CML/SLAM)

准确定位同时建造环境地图的能力是自主移动机器人的重要特征之一。为使自主型移动机器人在真实环境部署和生存, 真正实现完全自主, CML/SLAM 的研究还需要在下面几个方面取得突破:

(1)实时性: 人类处理地图信息和理解环境可以在非常短暂的时间完成, 而现在计算机定位和建造地图的方法无论基于 EKF、基于概率还是其它方法都远远做不到实时处理。实时性要求两方面的工作: 一方面开发专用的建图芯片或板卡, 通过与主 CPU 并行工作提高处理速度; 另一方面需要改进现有算法的效率或研究新的更好的 CML 方法, 降低算法的

时间和空间需求,提高运算速度。

(2)鲁棒性: CML/SLAM 处理的主要对象就是系统中存在的各种不确定性。不确定性的存在也使 CML 算法很难保证稳定性。如 EKF 算法非常依赖数据关联的准确性,如果关联不准确,很容易使算法发散。基于粒子滤波器的 CML 算法很大地改进了算法的稳定性,但解相关性的处理使它很难作为一种通用的解决方案。

(3)准确性: 建立于各种不确定性上的准确定位确实是个很难的问题。为此,需要尽量减少系统中的不确定因素。传感器方面,由于声纳的噪声数据很难处理,近年很多研究倾向于激光雷达和视觉传感器。未来建立在激光雷达和视觉上的 CML 研究将越来越深入和完善。此外, CML 算法,包括地图表示的方法等,也必须改进以减小位置误差。

参考文献 (References)

- [1] 蔡自兴, 贺汉根, 陈虹. 未知环境中移动机器人导航控制研究的若干问题[J]. 控制与决策, 2002, 17(4): 385—390.
- [2] Montemerlo M, Thrun S. FastSLAM: a factored solution to the simultaneous localization and mapping problem[A]. Proceedings of the Eighteenth National Conference on Artificial Intelligence[C]. Edmonton: AAAI Press, 2002: 593—598.
- [3] Cox I, Wilfong G. Autonomous Robot Vehicle[M]. London: Springer-Verlag, 1990. 167—193.
- [4] 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]. Taipei: 2003. 1985—1991.
- [5] Guivant J, Nebot E, Durrant-Whyte H. Simultaneous localization and map building using natural features in outdoor environments[A]. 6th International Conference on Intelligent Autonomous Systems[C]. Italy: 2000. 581—588.
- [6] Guivant J, Nebot E. Optimization of simultaneous localization and map building algorithm for real time implementation[J]. IEEE Transactions on Robotics and Automation, 2001, 17(3): 242—257.
- [7] Guivant J, Nebot E. Improved computational and memory requirements of simultaneous localization and map building algorithms[A]. Proceedings of the 2002 IEEE International Conference on Robotics & Automation[C]. Washington, DC: 2002. 2731—2736.
- [8] Davison 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.
- [9] Davison A, Nobuyuki K. 3d simultaneous localisation and map building using active vision for a robot moving on undulating terrain[A]. Proceedings of the 2001 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition[C]. Hawaii: 2001. 384—391.
- [10] Thrun S, Burgard W, Fox D. A probabilistic approach to concurrent mapping and localization for mobile robots[J]. Machine Learning, 1998, 31(1—3): 29—53.
- [11] Thrun S, Fox D, Burgard W. Probabilistic mapping of an environment by a mobile robot[A]. Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation[C]. Leuven: 1998. 1546—1551.
- [12] Howard A, Mataric M J, Sukhatme G S. Localization for Mobile Robot Teams: a Maximum Likelihood Approach[R]. USA: University of Southern California, 2001.
- [13] Thrun S, Beetz M, Burgard W, et al. Probabilistic algorithms and the interactive museum tour-guided robot Minerva[J]. International Journal of Robotics Research, 2000, 19(11): 972—1000.
- [14] Hahnel D, Schulz D, Burgard W. Map building with mobile robots in populated environments[J]. Advanced Robotics, 2003, 17(7): 579—598.
- [15] Dellaert F, Fox D, Burgard W, et al. Monte Carlo localization for mobile robots[A]. Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation[C]. Detroit: 1999. 1322—1328.
- [16] Yuen D, MacDonald B A. A comparison between extended Kalman filtering and sequential Monte Carlo techniques for simultaneous localisation and map-building[A]. Proceedings of Australian Conference on Robotics and Automation[C]. Auckland: 2002. 335—340.
- [17] Willdor R, Werzel L. Giving a Compass to a Robot—Probabilistic Techniques for Simultaneous Localisation and Map Building (SLAM) in Mobile Robotics[R]. Berkeley: University of California, 2002.
- [18] Thrun S, Koller D, et al. Simultaneous Mapping and Localization With Sparse Extended Information Filters: Theory and Initial Results[R]. USA: Carnegie Mellon University, 2002.
- [19] Di Marco M, Garulli S, Lacroix S, et al. A set theoretic approach to the simultaneous localization and map building problem[A]. Proceedings of the 39th IEEE Conference on Decision and Control[C]. Sidney: 2000. 833—838.
- [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, et al. Data association for mobile robot navigation: A graph theoretic approach[A]. Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation[C]. San Francisco: 2000. 2512—2517.
- [22] 王卫华, 陈卫华, 席裕庚. 基于不确定信息的移动机器人地图创建研究进展[J]. 机器人, 2001, 23(6): 563—568.

作者简介:

王 璐 (1972-), 男, 博士生. 研究领域: 人工智能, 移动机器人导航, 计算机视觉等.

蔡自兴 (1938-), 男, 博士生导师, 纽约科学院院士. 研究领域: 人工智能, 机器人学, 智能控制等.