

未知环境下移动机器人同步地图创建与定位研究进展

王耀南, 余洪山

(湖南大学 电气与信息工程学院, 湖南 长沙 410082)

摘要: 移动机器人同步地图创建与定位(SLAM)是移动机器人的核心研究课题. 本文对SLAM的最新研究进展和关键技术进行了综述; 并从地图创建模型、计算复杂度和算法鲁棒性等方面对现有方法进行了对比分析. 最后总结了SLAM研究存在的难题, 探讨了今后的发展方向.

关键词: 移动机器人地图创建; 移动机器人定位; 卡尔曼滤波器; EM算法; 粒子滤波器

中图分类号: TP242 **文献标识码:** A

A review of simultaneous localization and map building algorithms for mobile robots in unknown environment

WANG Yao-nan, YU Hong-shan

(College of Electrical and Information Engineering, Hunan University, Changsha Hunan 410082, China)

Abstract: Simultaneous localization and mapping (SLAM) algorithm for mobile robots is a key problem in the field of robotics. The latest progress of SLAM algorithms is surveyed, and the key techniques adopted. Various existing methods were analyzed and compared in details of map-building model, computation complexity, robustness and so on. Finally, the key problems and future research trend of SLAM approaches are presented.

Key words: mobile robot map-building; mobile robot localization; Kalman filter; EM algorithm; particle filters

1 引言(Introduction)

机器人根据在运动过程中获取的传感器数据, 利用相关地图模型和集成算法, 生成关于环境的地图表示^[1~9]. 机器人地图可以分为两大类: 几何地图和拓扑地图. 几何地图又可分为栅格地图和特征地图. 栅格地图将空间环境地图划分为若干规则方格, 每一个方格设定概率值表示该区域是否被障碍物占用. 特征地图由一系列包含位置信息的特征组成. 拓扑地图由环境中特征位置或区域组成的节点及其连接关系组成, 根据连接关系信息, 移动机器人可从一个节点区域运动到另一节点区域.

地图创建最简单的方法为增进式方案, 首先利用里程计数据估计机器人位置, 然后根据机器人获取的新信息建立局部地图并对全局地图更新. 在未知环境下的实时地图创建中, 机器人运动存在累积误差, 仅靠运动控制信息不能精确确定机器人位姿, 需根据地图信息进行校正定位; 而地图构建过程又依

赖于精确的位姿信息, 两过程相互依赖, 要求实现同步地图创建和定位(SLAM或CML)^[1~9].

近20多年来SLAM研究一直是移动机器人领域的研究热点, 主要可分为基于卡尔曼滤波器的跟踪方法; 基于EM算法的全局优化方法; 基于粒子滤波器的SLAM算法; 混合算法和基于计算智能方法的SLAM方案. 上述研究为SLAM问题奠定了基本理论框架和研究基础, 但仍存在很多难题. 本论文将对该领域的最新研究进展进行综述, 并进行对比分析, 指出其优缺点和可能研究方向.

2 基于EKF模型的SLAM算法(SLAM algorithms based on EKF model)

增进式地图创建方法主要问题是不支持记录地图中数据之间的相互关系. 例如, 两个路标的相对位置关系非常精确, 但在整个地图中各自的位置却是不精确的. 地图更新时基于这些依赖关系, 可用精确位置区域来提高不确定区域的精度与可靠性.

针对增进式方案的不足, Smith等首次提出基于扩展卡尔曼滤波器的随机地图(Stochastic map)方案^[10]. 方法用一包含机器人位姿向量和环境特征向量的高维向量表示空间环境. 机器人控制信号或里程计信息输入到系统状态方程, 完成对位姿和环境特征的预测, 环境特征则用于更新位姿和特征地图. 预测与更新之间, 要进行特征匹配或数据关联处理, 只有匹配的特征才用来更新位姿和特征地图.

上述成果奠定该类算法的理论研究框架, 但是算法实施中存在两大问题: 1) 计算量大. 方法需要计算系统协方差矩阵, 即维持机器人与特征标志之间以及各特征标志之间的相互关系; 2) 不确定性高. 由于机器人系统和传感器自身的局限性、外界环境的干扰造成机器人定位和特征识别的不确定性.

针对这些问题, 研究人员提出了多种改进方案以保证地图创建的精确度和可靠性, 并降低空间和计算复杂度. 目前, 基于扩展卡尔曼滤波的SLAM算法已成为该领域最广泛最重要的研究方向之一.

2.1 算法基本原理(The principle of algorithm)

基本算法主要包括4个方面^[10~12], 具体如下:

1) 系统模型. 如式(1)所示, 设置状态向量 $X(k)$ 表示 k 时刻机器人位姿 $X_{RR}(k)$ 和地图特征 $X_M(k)$:

$$X(k) = [X_{RR}(k) \quad X_M(k)]^T. \quad (1)$$

对于任意 k 时刻, 定义控制输入量 $u(k)$, 传感器观测值 $O(k)$, 其相应的协方差矩阵 $P(k|k)$ 定义为

$$P(k) = \begin{bmatrix} P_{RR}(k|k) & P_{RM}(k|k) \\ P_{RM}^T(k|k) & P_{MM}(k|k) \end{bmatrix}, \quad (2)$$

这里: $P_{RR}(k|k)$ 为机器人位姿误差协方差矩阵, $P_{MM}(k|k)$ 为地图特征误差协方差矩阵, $P_{RM}(k|k)$ 为位姿与地图特征的误差协方差矩阵.

获取系统状态变量后, 执行标准EKF迭代程序. 在更新过程, Moutarlier等提出重定位融合方法采用两个步骤分别更新机器人位姿和地图特征^[11].

2) 预测. 因假设为静态地图, 地图特征保持不变, 仅预测机器人位姿如下:

$$X_{RR}(k+1|k) = F(X_{RR}(k|k), u(k)). \quad (3)$$

机器人系统状态和协方差的预测如下:

$$X(k+1|k) = [X_{RR}(k+1|k) \quad X_M(k|k)]^T, \quad (4)$$

$$P(k+1|k) = \begin{bmatrix} P_{RR}(k+1|k) & P_{RM}(k+1|k) \\ P_{RM}^T(k+1|k) & P_{MM}(k|k) \end{bmatrix}. \quad (5)$$

3) 更新. 基于 $k+1$ 时刻观测值 O_{k+1} 和相关特征预测值 $h(X_{pi}, X_{RR}(k+1|k))$, 用EKF模型更新 $X_{RR}(k+1|k+1)$, $P_{RR}(k+1|k+1)$ 和 $P_{RM}(k+1|k+1)$, 从而估算 $X_{RM}(k+1|k+1)$ 和 $P_{MM}(k+1|k+1)$. 并同时更新机器人位姿和特征状态.

4) 更新地图表示. 提取一个新特征后, 基于线性高斯模型加入地图^[10], 然后基于此新地图特征 $X(k+1)$ 计算相应协方差矩阵 $P(k+1)$.

2.2 基于EKF模型的改进SLAM算法(Improved SLAM algorithms based on EKF model)

基于EKF模型的SLAM算法的问题在于协方差矩阵的计算和不确定性, 因此目前改进算法主要分为: 降低观测信息的不确定性、减少特征数目、提高数据关联、改进地图表示和更新算法等.

2.2.1 不确定性的处理(Uncertainty processing)

该部分研究主要集中在特征检测、特征参数的不确定表示、数据关联算法等3个方面^[1~3, 13].

1) 特征提取.

特征的选择非常广泛, 多面体、平面体、直线、角点、目标边缘等均可作为地图特征^[14, 15]. Borghi等^[16]根据声纳或激光传感器中提取的角点获得单特征位置的精确分布. Hebert等^[17]和Smith等^[10]等利用附加相关方向信息的点表示目标. Wijk等用三角融合测量方法TBF提取点目标^[18]. Choset等^[19]提出ATM模型对多次声纳扫描数据进行融合处理, 提高声纳传感器的角精度, 实现点特征的精确提取.

然而单个点特征对路标的唯一性识别和定义非常困难, 可记录目标表面分布的特征点集合组成空间结构用于目标定义. Ayache等^[20]采用三目立体摄像机获取环境中的直线段信息, 最终获取更高层的特征信息. Leonard等^[21]利用RCD模型从多次扫描的声纳数据序列中提取距离信息恒定的区域所对应的固定特征. Ip Y.Lip等^[22]采用EAFC算法从原始声纳测量数据中提取线段特征. Grossmann等^[23]、Tardos等^[24]用Hough变换和地图联接技术实现感知特征的提取, 以减少镜面反射引起的错误特征检测. Chong等^[25]将离散声纳测量数据不断累计合并至局部平面, 提取平面、角点和边缘等地图特征, 消除声纳镜面反射现象引起的虚假目标.

多传感器融合是提高特征检测能力的重要手段, Castellanos等^[26]对激光和摄像机数据在特征级进行融合, 利用冗余数据提高特征表示可靠性; 罗荣华^[27]等也提出基于信息融合的地图创建方案.

2) 数据关联.

上述研究可一定程度上提高特征选择的鲁棒性, 然而特征检测仍具有不确定性. Leonard等^[28]提出用概率方法表示; Castellanos等^[29]提出SPmap地图创建方案, 利用对称性理论表示给定特征的形状; Gasos等^[30]和Oriolo等^[31]采用模糊集方法.

数据关联是指不同时刻对环境的观测是否来源于同一特征. 对于EKF模型来说, 数据关联不准确将导致算法无法收敛. 在大多数模型中, 这种关联通常

体现在特征之间的相似度和它们之间的相对距离. 常见的数据关联多采用最邻近算法NN, 方法认为传感器观测值和特征之间的每个匹配均是独立的, 没有考虑相邻特征标志之间的相互关系, 而事实上测量预测误差是相关的. 当机器人误差增加或者陷入混乱状态时, 该方法将容易导致错误匹配.

Moutarlier等^[11]采用启发式方法从机器人估计位置出发搜寻机器人旋转和位移变化, 实现感知特征与已存储特征的最佳匹配. Neria等^[32]提出基于JCCB的约束搜索算法, 把环境中的相关特征联合形成有意义的环境标志, 如门、墙、角点等, 然后进行最佳关联处理, 成功剔除错误匹配信息. Bailey等^[33]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.

2.2.2 降低计算复杂度(Reduce computing complexity)

基于EKF的SLAM方案的计算复杂性, 主要源于地图更新过程中需计算机器人与环境特征对应的协方差矩阵. 因此降低计算复杂度的研究主要集中于减少次要特征、改进地图表示和更新等方面.

1) 减少特征数目.

Leonard等^[28]为每个特征赋予一个可信度, 如果特征从几个位置中一致可靠检测出, 则可信度增加, 否则下降. 通过多次累积和阈值化处理, 可将错误或低可信度的特征清除. Feder等^[15]采用延迟最近邻域法, 将未匹配的特征加入地图之前首先滤除不可靠的测量数据, 通过延迟插入处理, 检查相应特征是否被连续一致检测. Davison等^[34]利用主动感知方法减少特征数目. Dissanyake等^[35]通过选择高可靠性路标减少SLAM算法的计算量, 此外在机器人离开某一区域时从地图中删除部分环境特征, 再次限制地图尺寸的增长. Guivant等^[36]认为由于大部分特征均不是显著特征, 因此在一次观测中, 只需选择地图特征中一个子特征集合进行更新.

2) 相对地图表示.

Leonard等^[21]、Csorba^[37]等采用相对地图代替绝对地图表述环境特征的位置信息, 其中系统状态变量是两特征之间的相对位置. 相对地图解决了环境特征之间的相关问题, 同时将环境地图创建和机器人定位分解开来. Newman^[38]指出相对地图虽然计算效率高, 但是更新时不能保持相关状态估计的一致性. 为此, Newman提出了几何映射滤波器方法来保证相关状态估计的一致性.

3) 子地图分解.

降低协方差计算复杂度的另一方案是将大规模地图分解为多个子地图, 即解耦随机地图DSM模型^[17,39~41]. DSM模型中各子地图互相独立, 相互关

系由全局坐标确定. 机器人通过观测子地图区域内的环境特征进行定位和子地图创建, 在子地图内保持完整的相关信息. 运用不同子地图间的重定位和状态更新方法, 完成机器人状态信息在不同子地图之间的转换. DSM算法为时间恒定算法, 其占用存储空间与环境尺寸成线性关系. 然而DSM算法实现过程中需要解决^[42]: 1) 机器人如何从一个子地图中的位置转换到另外一个子地图中的位置; 2) 如何从子地图得到全局地图.

Feder和Leonard提出的DSM模型中, 子地图预先分配, 并分别对应唯一特定的机器人状态^[40,41]. 方法不记录不同子地图中的环境特征间的相关度, 而采用交叉地图、机器人重定位和近似更新技术在各子地图间转换时对协方差进行更新. 传递策略进一步分解为Single-pass DSM和Multi-pass DSM. 利用Single-pass DSM, 误差范围并不随时间改善, 在子地图区域内逐步变大. 与此对应, Multi-pass DSM方法可在所有子地图空间范围内获得收敛.

Castellanos等^[29]提出利用全局和局部参考帧用于SLAM实现, 根据路标帧在全局参考帧范围内估计特征集. 每个特定的机器人状态均对应于一个参考路标帧, 不同参考帧之间的约束用于生成一致性全局机器人状态估计.

Williams等^[43]基于CLSF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, 并按一定的时间间隔把局部子地图信息传送给全局地图. 但是算法没从理论上证明地图的一致性.

Tardos等^[24]将限定尺寸的局部地图序列连接获得全局地图, 实现多个独立随机地图的一致性.

Estrada等^[44]利用SQP方法实现非线性约束的最小方差优化, 对移动机器人相对位置进行最大相似度后验估计, 并以较小关联误差实现精确收敛.

2.2.3 改进地图更新(Improved map updating)

Davison等^[34]选择性地对状态和协方差进行实时或滞后滤波处理. 当机器人对同一个路标测量时, 先记录需滞后更新数据的信息, 在处理器空闲的时候再对全局地图进行更新. Knight等^[42]对上述思想进行了扩展, 在传感器观测同一组特征而不仅是在观测同一个特征时, 可以滞后地图的全更新过程. 子地图尺寸在机器人移动过程中可以扩大, 新环境特征可加入到子地图而不需对地图进行全面更新.

Guivant等^[36,45]首先在预测和更新步骤引入了系列优化处理和压缩滤波器, 当机器人离开局部区域时执行一次全SLAM更新. 算法计算复杂度恒定, 与全局地图的尺寸大小无关. 采用次优简化处理用于状态协方差矩阵的更新, 计算复杂度降低于 N ; 最后

算法利用相对地图表示,性能非常接近最优。

Uhlmann等^[46]用协方差相交CI技术作为估计器,与卡尔曼滤波不同,CI不需要状态之间的互相关性,只需保存状态协方差的对角元素。方法降低了计算复杂度,但丢失了大量保存在状态协方差矩阵中的信息,而这些是保证SLAM收敛性的关键。

Chong等^[25]在地图更新过程中,采用迭代式扩展卡尔曼滤波IEKF和JUDKF滤波器,一定程度上解决了特征与机器人位置之间的相关性。后者在非线形情况下可提高协方差传播的准确性,然而在Jacobian矩阵的提取上,JUDKF不如IEKF有效。

3 基于EM优化模型的SLAM算法(SLAM algorithms based on EM model)

基于卡尔曼模型的地图创建中,感知信息与存储信息之间的关系仅利用一次,无法根据未来的信息修正先前的数据关联和地图更新。针对上述问题,Thrun等^[47]提出基于EM算法^[48]的SLAM解决方案,将地图创建转化为基于机器人运动和感知模型的概率约束条件下的最大相似度估计问题。算法可方便实现对历史估计的离线更新,具有很好的地图创建和定位性能。在此基础上,研究人员不断对算法进行改进,成为目前常用的SLAM算法之一^[49~53]。

3.1 标准算法模型(The Standard algorithm)

基于该算法的地图创建包括以下研究内容^[47]。

1) 机器人运动模型。

令 ε 和 ε' 分别表示执行控制量 u 前后机器人的位姿, u 对 ε 的影响表示为 $P(\varepsilon'|u, \varepsilon)$ 。令 $P(\varepsilon)$ 表示执行 u 之前 ε 的概率分布,则执行 u 后有

$$P(\varepsilon') := \int P(\varepsilon'|u, \varepsilon)P(\varepsilon)d\varepsilon. \quad (6)$$

2) 机器人感知模型。

算法允许机器人对环境存在感知误差。 $P(o|\varepsilon, m)$ 表示在位置 ε 时获得观测值 o 的概率, m 代表环境地图。按照Bayes规则,当观测值为 o 时,机器人在位置 ε 的概率为

$$P(\varepsilon|o, m) = \frac{P(o|\varepsilon, m)P(\varepsilon|m)}{\int P(o|\varepsilon', m)P(\varepsilon'|m)d\varepsilon'} = \eta P(o|\varepsilon, m)P(\varepsilon|m). \quad (7)$$

3) 数据、地图相似度函数。

从统计角度讲,地图创建问题是在给定数据 d 下寻找最可能地图的过程,即:

$$m^* = \underset{m}{\operatorname{argmax}} P(m|d), \\ d = \{o^{(1)}, u^{(1)}, \dots, o^{(T-1)}, u^{(T-1)}, o^{(T)}\}. \quad (8)$$

由于只关注 $P(m|d)$ 的最大化,因此对式(8)迭代处理获得关于数据、感知模型和运动模型的函数,如

式(9)所示。最大化该函数即可实现最可能地图创建。

$$\underset{m}{\operatorname{argmax}} \int \dots \int \prod_{t=1}^T P(o^{(t)}|m, \varepsilon^{(t)}) \cdot \prod_{t=1}^{T-1} P(\varepsilon^{(t+1)}|u^{(t+1)}, \varepsilon^{(t)}) d\varepsilon^{(1)}, \dots, \varepsilon^{(T)}. \quad (9)$$

4) 最大相似度地图估计。

在E步骤,利用当前最优地图和数据计算不同时刻 $t = 1, \dots, T$ 对应机器人位置 $\varepsilon^{(t)}$ 的概率估计 $P(\varepsilon^{(t)}|d, m)$,表示为两个独立计算部分的乘积:

$$P(\varepsilon^{(t)}|d, m) = \eta_3 \underbrace{P(\varepsilon^{(t)}|o^{(1)}, \dots, o^{(t)}, m)}_{:=\alpha^{(t)}} \cdot \underbrace{P(\varepsilon^{(t)}|u^{(t)}, \dots, o^{(T)}, m)}_{:=\beta^{(t)}}. \quad (10)$$

假定E步骤 $\alpha^{(t)} \cdot \beta^{(t)}$ 准确反映时刻 t 机器人在位置 $\varepsilon^{(t)}$ 的概率, M 步骤完成最可能地图计算。即基于当前数据 d 的概率地图 $P(m_{xy} = l)$ 计算如下:

$$P(m_{xy} = l|d) = \frac{1}{T} \prod_{t=1}^T \int P(m_{xy} = l|o^t, \varepsilon^{(t)}) \alpha^{(t)} \beta^{(t)} d\varepsilon^{(t)}, \quad (11)$$

$$P(m_{xy} = l|o^t, \varepsilon^{(t)}) = \eta P(o^{(t)}|m_{xy} = l, \varepsilon^{(t)}), \quad (12)$$

其中: $L = l_1, \dots, l_n, l_*$ 表示环境中存在的 n 种不同类型的标集合, l_* 对应为“无路标”, m_{xy} 为对应于 $\langle x, y \rangle$ 位置处某一通用路标类型的随机变量。

基于EM模型的SLAM方法充分利用历史和新获取传感器信息修正历史估计,因而对观测值具有鲁棒性。与EKF相比避免了对观测值与地图中数据关联的准确性的依赖,提高了算法的收敛性。

但是该算法容易陷入局部最小化,需对初始数据进行仔细考虑;此外由于EM算法是全局优化算法,计算复杂度和空间复杂度随时间和空间大小的增加逐步增加,制约了其在大规模环境中的应用。

3.2 基于EM模型的改进SLAM算法(Improved SLAM algorithms based EM model)

针对EM模型的上述问题,研究人员提出了系列改进算法。Burgard等^[49]将全局地图分解为多个局部地图集合。首先,基于较短的传感器数据序列生成小规模局部栅格地图,取代文献[47]中的路标,克服对人工识别路标的依赖性;然后在E步骤中标示它们的位姿分布,保持每个局部地图不同栅格单元之间的相关性,从而允许使用传统几何Markov定位方法,保持较高的定位精度。

Thrun等^[50]利用Markov定位方法获取机器人的位置估计,避免了局部最小化问题。而地图创建算法是上述EM算法的一个弱化模型表示,因为其不能考

虑所有未来的信息用于定位。

EM算法在实际机器人系统中也取得了广泛应用。Thrun等^[51]介绍一个实际的博物馆导游机器人系统Minerva。Hahnel等^[52]也基于EM模型实现了在拥挤环境下移动机器人同步地图创建和定位。Thrun等^[53]将传统EM算法扩展至多表面模型,并在实时性方面作了改进,用于三维地图创建。

4 基于粒子滤波器的SLAM算法(SLAM algorithms based on particle filters)

粒子滤波器是一种基本统计工具,其基于采样集合可实现几乎任何概率分布。Montemerlo等^[54,55]首先提出了将粒子滤波器和扩展卡尔曼滤波器相集成的解决SLAM方案,引起了广泛关注,并迅速发展成为SLAM问题的典型解决方案。

4.1 FastSLAM算法(The FastSLAM algorithm)

Murphy^[56]发现,如果知道机器人的确切路径,则路标位置的确定可分解为 K 个独立估计问题,每一问题对应于一个路标。基于该结论,Montemerlo等^[54]提出了FastSLAM解决方案,具体算法如下。

4.1.1 FastSLAM算法原理(The principle of FastSLAM algorithm)

算法包括3个步骤^[54]: 1) 首先采集新的位姿,扩展对机器人路径的后验估计; 2) 更新观测路标估计; 3) 计算采样权值,进行重新采样处理。

FastSLAM算法同样采用概率方法表示位姿运动模型 $P(s_t|u_t, s_{t-1})$ 和观测模型 $P(z_t|s_t, \theta, n_t)$,其中 s_t 表示 t 时刻位姿, u_t 为控制量, z_t 为观测量, n_t 为观测到路标的索引号, θ 代表环境路标。则SLAM就是基于 $z^t = z_1, \dots, z_t$ 和 $u^t = u_1, \dots, u_t$ 确定 θ 和机器人路径 $s^t = s_1, \dots, s_t$ 的过程。如果已知 s^t 和相关性变量 n^t ,则所有路标的估计均是相对独立的。如果数据关联性已知,则FastSLAM可表示为

$$P(s^t, \theta | s^t, u^t, n^t) = P(s^t | z^t, u^t, n^t) \prod_k P(\theta_k | s^t, z^t, u^t, n^t). \quad (13)$$

FastSLAM利用Rao-Blackwellized粒子滤波器进行路径估计 $P(s^t | z^t, u^t, n^t)$ 。路标位姿估计 $P(\theta_k | s^t, z^t, u^t, n^t)$ 利用卡尔曼滤波器实现,每个不同路标采用独立的滤波器。由于粒子滤波器中的任一个粒子具有自己的局部路标估计,因此 M 个粒子集和 K 个路标将对应 KM 个卡尔曼滤波器。FastSLAM算法中 M 个粒子集的任一粒子的结构如下,即关于路径及其位置的完全后验估计:

$$s_t^{[m]} = \langle s_t^{[m]}, \mu_{1,t}^{[m]}, \Sigma_{1,t}^{[m]}, \dots, \mu_{n,t}^{[m]}, \Sigma_{n,t}^{[m]} \rangle. \quad (14)$$

这里 $\mu_k^{[m]}$ 和 $\Sigma_k^{[m]}$ 分别表示路标 θ_k 的均差和协方差。 $s_t^{[m]}$ 为 t 时刻第 m 个采样,根据 $P(s_t|u_t, s_{t-1}^{[m]})$ 进行增进式估计。新采样集合 s_t 的预测概率分布为 $P(s^t|z^{t-1}, u^t, n^{t-1})$ 。根据新观测信息,每个采样的权值的计算为

$$w_t^{[m]} = \eta P(z_t | s_t^{[m]}, z^{t-1}, n^t). \quad (15)$$

为提高算法处理效率, FastSLAM算法用树结构表示路标位置的不确定性,并在此基础上完成采样集合的更新处理,最终算法复杂度降低为 $O(M \log k)$,大大快于基于EKF的SLAM算法。

4.1.2 改进FastSLAM算法(Improved FastSLAM algorithms)

上述FastSLAM中,位姿 $s_t^{[m]}$ 根据机器人运动控制量对相应预测分布进行估计,而没有考虑 t 时刻获取的观测值 z_t ,算法通过重采样处理对新测量信息进行集成。而实际机器人系统运动误差相当高,有必要对上述算法进行改进,提高采样的效率。Montemerlo等^[55]提出了FastSLAM2.0算法,在运动量 u_t 和观测值 z_t 基础上进行位姿的采样处理,即

$$s^{[m]} \sim P(s_t | s^{t-1,[m]}, u^t, z^t, n^t), \quad (16)$$

对观测路标的估计处理与原算法相同。尽管算法在位姿采样中考虑了新观测信息,仍必须根据权值进行重新采样,因为采样集合不一定与期望值匹配,采样权值 $w_t^{[m]} \propto P(s_t | s^{t-1,[m]}, u^t, z^{t-1}, n^t)$ 。FastSLAM2.0算法相对于FastSLAM1.0具有更强的鲁棒性,并从理论上首次证明了算法的收敛性。

上述两种FastSLAM方法的前提在于,其假定特征间的数据关联是已知的,然而在实际环境中特征通常包含有很大的不确定性。Montemerlo提出基于最大相似度方法估计每个粒子的关联变量: $n_t^{[m]}$,从而不同的粒子将对应不同的 $n_t^{[m]}$ 值,并且可能对应不同的路标,从而有效解决了传统EKF方法对应的错误关联问题^[54,55,57]。Nieto等^[58]在此基础上,对FastSLAM的实时性数据关联进行了深入研究,并应用于多机器人同步地图创建与定位。

上述FastSLAM算法仅用于特征地图创建。Hahnel等^[59]直接用原始激光测距数据替代路标的地图表示,从而数据关联处理更为简单。Ranganathan等^[60]利用MCMC采样以扩展Bayesian概率模型用于拓扑空间的构建,一定程度上证实了粒子滤波器算法对各种地图表示的适应性。

4.2 混合粒子滤波器算法(SLAM algorithms based on hybrid particle filters)

除FastSLAM方法外,粒子滤波器算法与智能算法的混合算法研究也取得重要进展。Li等^[61]将粒子滤波器扩展为进化粒子滤波器CEPF,将粒子分为多

个种群分别表示机器人位姿或路标. 通过多个子类的进化处理, 从而可同时估计多个独立假设.

Masson等^[62]利用CEKF解决常规条件下的SLAM问题; 当机器人位姿误差的累积增大, 采用粒子滤波器进行数据关联, 将机器人不确定问题转为定位问题. 当成功实现定位处理后, 重采用CEKF执行SLAM处理. 算法有效地集成了CEKF的计算优势和Monte Carlo的定位能力.

Thrun等^[63]将最大相似度地图创建算法和Monte Carlo定位技术相融合, 即对最大相似度算法进行扩展, 引入第2个估计器采用粒子滤波器进行机器人位姿(非地图)的完全后估计, 实现大规模环路环境下的高精度地图在线创建.

4.3 基于粒子滤波器的其他SLAM算法(Other SLAM algorithms based on particle filters)

Yuen等^[64]提出一种SMC-SLAM算法, 全部采用粒子滤波器实现SLAM处理. 其中一个粒子滤波器估计机器人位姿, L 个粒子滤波器估计环境特征. 算法根据权值因子的累积函数分布进行采样, 并且当有效粒子数目低于阈值时才执行重新采样处理. 但是地图创建的准确性还有待进一步提高.

Kantor等^[65]提出将Monte Carlo方法应用于基于主动路标的SLAM处理. 由于机器人与主动路标之间无需可视路径, 并且完全避免了数据关联问题, 因此通过Monte Carlo方法, 无需精确放置信号塔, 基于机器人系统的里程计信息和路标距离信息, 即可高效实现移动机器人同步定位和地图创建.

多机器人系统协作是当前SLAM的重要研究方向之一, Rekleitis等^[66]引入第2台机器人作为辅助从而减少探索过程中位姿的不确定性, 采用粒子滤波器进行建模和减少里程计累计误差, 实现精确大规模地图创建. Thrun等^[63]将增进式地图创建和MCL的融合算法扩展至多个机器人平台, 通过协作处理成功生成关于环境的单一地图.

5 其他SLAM算法(Other SLAM algorithms)

5.1 扩展信息滤波器(Extended information filter)

如将协方差矩阵中接近于零或等于零的元素忽略, 使其变为稀疏矩阵, 则可降低SLAM复杂度并保持地图一致性. Juiler等^[67]提出的扩展信息滤波器EIF就是出于这一思想. 与EKF不同, EIF采用协方差矩阵的逆矩阵来表征SLAM中的不确定信息—信息矩阵. 信息矩阵与协方差矩阵等价, 但只有小部分元素值较大, 而这些元素体现了相邻特征的相关性, 而且距离越近值越大, 其它元素的值接近零. Sebastian等人^[68]研究了机器人位姿、环境特征之间的相关性, 将信息矩阵中数值较小的元素删除, 并补偿丢失信息, 使信息矩阵进一步稀疏化, 构成稀疏扩展信

息滤波器SEIF. 使用SEIF可使更新时间为常数, 不随地图增大及特征增加而变化.

5.2 松弛算法(Relaxation algorithm)

松弛算法将地图看作是由发条连接的自由节点集合, 其中每个发条连接两相邻的位置节点. 当节点相对位置与机器人测量值相同时, 对应发条的能量达到最小. 如果所有发条的能量达到最小, 则整个地图达到平衡. 因此通过最小化能量函数, 即可维持全局地图的一致性. 相对于EM算法容易造成局部最优, 松弛算法可实现全局收敛^[69,70,72].

Lu等^[69]重点考虑几何地图的几何特征连续性问题, 采用松弛算法对节点相对位置与数据帧间的Mahalanobis距离进行优化处理, 保持对已遍历区域的当前最佳估计. Golfarelli等^[70]提出了相似的方法, 但是需要计算一个大的逆矩阵. Gutmann等^[71]考虑到文献[69]对初始位置估计要求较高, 提出了局部校准和全局关联两个方案LRGC. 当环境中没有闭环路径时, 采用文献[69]算法, 但只对历史扫描数据进行处理; 通过对历史扫描数据的局部地图与全局地图中机器人估计位置的相应区域进行匹配处理, 实现对闭环的检测, 进行全局校正处理.

Duckett等^[72]在此基础上, 采用松弛迭代算法解决地图一致性问题, 并依赖罗盘信息保证对位姿的可靠性校正. Frese等^[73]提出多层松弛算法, 在多精度层次对地图进行优化. 算法的更新时间与环境特征数据成比例, 有效地提高了松弛算法性能.

5.3 基于遗传算法的SLAM(SLAM based on genetic algorithms)

Duckett等^[74]将SLAM问题定义为全局最优化问题, 利用启发式规则获取遗传算法中的适应度值, 用于测量可能地图的连续性和紧凑性. 算法可获取高精度地图, 但计算复杂, 难以实时应用. Kim等^[75]将遗传算法用于多机器人地图创建, 每个机器人利用行为“Patrol”和“Explore”生成地图的初始估计. 然后利用多机器人通讯行为“Exchange”和“Share”创建大规模精确地图. 该方法对环境的适应性强, 容易扩展至大规模环境下的地图创建.

5.4 基于集元估计的SLAM算法(SLAM based on set membership algorithms)

Di Marco等^[76]提出基于集元估计的SLAM方案. 方法定义两个集合: 可行状态集合表示机器人和环境特征的状态估计; 观测集合表示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).

5.5 基于树结构的SLAM地图创建(SLAM based on tree structure)

Paskin等^[77]提出了一种基于瘦节点滤波器TJTF的地图创建算法。算法利用节点树表示空间环境的表示, 树的每个边对应于一个分割线, 用直接或间接节点的依赖性来表达相关性, 通过分析该图的变化过程, 发现并剔除一些较弱的冗余依赖性以简化推理过程, 最终利用Bayesian近似推理方法实现SLAM, 其计算复杂度为 $O(K^3n)$ 。与此相类似, Frese等^[73]也提出一种树地图算法, 用二值树表示层次式环境结构, 当集成新的测量值时, 从相应的叶节点到根节点之间的相关点进行全面更新。相对于TJTF算法, 该方法的计算复杂度仅为 $O(K^3 \log n)$, 但是算法在解决线性化问题上有待于进一步研究。

6 结论与展望(Conclusions and prospects)

针对SLAM问题存在的难点, 近20年来人们先后提出了多种解决方案, 使该领域从基础研究逐步走向应用, 使得机器人逐步向未知非结构化大规模环境下的智能自主机器人方向延伸, 但仍有大量的问题亟待解决。通过对近年来的相关文献的研究和分析, 本文认为以下领域的研究有待加强:

1) EKF模型在已知初始条件下具有高效的跟踪性、EM模型具有抗干扰性和优化性、粒子滤波器能有效解决非高斯、非线性系统的状态近似问题, 但每种算法又有其不足。因此根据机器人系统和环境特性, 将粒子滤波器、EKF、EM算法等进行有机结合, 是SLAM问题的重要研究方向之一。

2) 计算智能方法如进化模型、神经网络模型、集元理论等在优化、分类和可靠性方面具有其独特优势, 因此将智能方法引入地图创建与定位领域研究, 具有良好的研究前景。

3) 高效地图表示方案。高质量的地图模型要求能紧凑、准确动态反映环境信息、与机器人具有良好的交互性。而常见的栅格地图、特征地图、拓扑地图均不能同时满足上述要求。近年来对混合地图表示、多分辨率、分层地图表示受到很大关注; 3D地图相对于普通2D地图的优越特性, 也将成为重要的研究方向; 此外, 室外自然非结构环境下的高效地图表示也是研究的难点。

4) 多机器人协作地图创建。在未知大规模环境探测和地图创建中, 多机器人在执行效率、对环境建模的准确性和鲁棒性等方面比单机器人具有优势。而多机器人协作地图创建除需解决单机器人地图创建的所有问题外, 还要解决控制结构、协作、信息共享和地图融合等问题。

5) 鲁棒数据提取和关联问题。机器人包含多种类型的传感器, 采用多传感器信息融合技术有助于减少理解误差, 提高特征检测的鲁棒性。环境的动态性也是影响地图创建的重要因素, 目前研究主要集中于静态环境, 而在实际环境中很难满足要求。虽然已有动态环境下的SLAM问题的研究报道出现, 但仍是刚刚起步, 有待于更深入的研究和探索。

参考文献(References):

- [1] 迟建男, 徐心和. 移动机器人即时定位与地图创建问题研究[J]. 机器人, 2004, 26(1): 92 – 96.
(CHI Jiannan, XU Xinhe. Research on simultaneous localization and mapping of mobile robot[J]. *Robot*, 2004, 26(1): 92 – 96.)
- [2] 罗荣华, 洪炳镨. 移动机器人同时定位与地图创建研究进展[J]. 机器人, 2004, 26(2): 182 – 186.
(LUO Ronghua, HONG Bingrong. The progress of simultaneous localization and mapping for mobile robots[J]. *Robot*, 2004, 26(2): 182 – 186.)
- [3] 张恒, 樊晓平, 刘艳丽. 移动机器人同步定位与地图构建研究进展[J]. 数据采集与处理, 2005, 20(4): 458 – 465.
(ZHANG Heng, FAN Xiaoping, LIU Yanli. Simultaneous localization and mapping for mobile robots[J]. *Journal of Data Acquisition & Processing*, 2005, 20(4): 458 – 465.)
- [4] 王璐, 蔡自兴. 未知环境下移动机器人并发建图与定位(CML)的研究进展[J]. 机器人, 2004, 26(4): 380 – 384.
(WANG Lu, CAI Zixing. Progress of CML for mobile robots in unknown environments[J]. *Robot*, 2004, 26(4): 380 – 384.)
- [5] 谭民, 王硕, 曹志强. 多机器人系统[M]. 北京: 清华大学出版社, 2005.
(TAN Min, WANG Shuo, CAO Zhiqiang. *Multi-Robot Systems*[M]. Beijing: Qinghua University Press, 2005.)
- [6] 陈卫东, 张飞. 移动机器人的同步自定位与地图创建研究进展[J]. 控制理论与应用, 2005, 22(3): 455 – 460.
(CHEN Weidong, ZHANG Fei. Review on the achievements in simultaneous localization and map building for mobile robot[J]. *Control Theory & Applications*, 2005, 22(3): 455 – 460.)
- [7] FILLIAT D, MEYER J A. Map-based navigation in mobile robots: I. A review of localization strategies[J]. *Cognitive systems Research*, 2003, 4(4): 243 – 282.
- [8] MEYER J A, FILLIAT D. Map-based navigation in mobile robots: II. A review of map-learning and path-planning strategies[J]. *Cognitive systems Research*, 2003, 4(4): 283 – 317.
- [9] THRUN S. Robotic mapping: a survey[M]// *Exploring Artificial Intelligence in the New Millenium*. San Francisco: Morgan Kaufmann, 2002: 1 – 35.
- [10] SMITH R, SELFM, CHEEAEMAN P. Estimating uncertain spatial relationships in robotics[M]// *Autonomous Robot Vehicles*. London: Springer Verlag, 1990: 167 – 193.
- [11] MOUTARLIER P, CHATILA R. Stochastic multisensory data fusion for mobile robot location and environment modeling[C] // *Proc of IEEE Fifth Int Symposium on Robotics Research*. Tokyo: IEEE Press, 1989: 85 – 94.
- [12] IP Y L, RAD A B. Incorporation of feature tracking into simultaneous localization and map building via sonar data[J]. *J of Int and Robotic systems*, 2004, 39(2): 149 – 172.
- [13] 王卫华, 陈卫东, 席裕庚. 移动机器人地图创建中的不确定传感信息处理[J]. 自动化学报, 2003, 29(2): 267 – 274.
(WANG Weihua, CHEN Weidong, XI Yugeng. Uncertainty sensor information processing in map building of mobile robot[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2003, 29(2): 267 – 274.)

- [14] PRESCOTT T J. Spatial representation for navigation in animats[J]. *Adaptive Behavior*, 1995, 4(2): 85 – 123.
- [15] FEDER H, LEONARD J, SMITH C. Adaptive mobile robot navigation and mapping[J]. *Int J of Robotics Research*, 1999, 18(7): 650 – 668.
- [16] BORGHI G, BRUGALI D. Autonomous map-learning for a multi-sensor mobile robot using diikometric representation and negotiation mechanism[C] // *Proc of the Int Conf on Advanced Robotics*. Sant Feliu de Guixols, Spain: IEEE Press, 1995: 521 – 528.
- [17] HWBERT P, BETGE-BREZETZ S, CHATILA R. Decoupling odometry and exteroceptive perception in building a global world map of a mobile robot: The use of local maps[C] // *Proc of the IEEE Int Conf on Robotics and Automation*. Minneapolis, USA: IEEE Press, 1996, 1: 757 – 764.
- [18] WIJK O, CHRISTENSEN H I. Localization and navigation of a mobile robot using natural point landmarks extracted from sonar data[J]. *Robotics and Autonomous Systems*, 2000, 31(1/2): 31 – 42.
- [19] CHOSET H, NAGATANI K, LAZAR N A. The arc-transversal median algorithm a geometric approach to increasing ultrasonic sensor azimuth accuracy[J]. *IEEE Trans on Robotics and Automation*, 2003, 19(3): 513 – 521.
- [20] AYACHE N, FAUGERAS O D. Maintaining representations of the environment of a mobile robot[J]. *IEEE Trans on Robotics and Automation*, 1989, 5(6): 804 – 819.
- [21] LEONARD J J, DURRANT-WHYTE H F. *Directed Sonar Sensing for Mobile Robot Navigation*[M]. Boston: Kluwer Academic, 1992.
- [22] IP Y L, RAD A B, CHOW K M, et al. Segment-based map building using enhanced adaptive fuzzy clustering algorithm for mobile robot applications[J]. *J of Intelligent and Robotic Systems*, 2002, 35(3): 221 – 245.
- [23] GROSSMANN A, POLI R. Robust mobile robot localisation from sparse and noisy proximity readings using Hough transform and probability grids[J]. *Robotics and Autonomous Systems*, 2001, 37(1): 1 – 18.
- [24] TARDOS J D, NEIRA J, NEWMAN P M, et al. Robust mapping and localization in indoor environments using sonar data[J]. *Int J of Robotics Research*, 2002, 21(4): 311 – 330.
- [25] CHONG K S, KLEEMAN L. Mobile robot map building from an advanced sonar array and accurate odometry[J]. *Int J of Robotics Research*, 1999, 18(1): 20 – 36.
- [26] CASTELLANOS J A, NEIRA J, TARDOS J D. Multisensor fusion for simultaneous localization and map building[J]. *IEEE Trans on Robotics and Automation*, 2001, 17(6): 908 – 914.
- [27] 罗荣华, 洪炳镭. 基于信息融合的同时定位与地图创建研究[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2004, 36(5): 566 – 569.
(LUO Ronghua, HONG Bingrong. Simultaneous localization and mapping based on multisensor fusion[J]. *J of Harbin Institute of Technology*, 2004, 36(5): 566 – 569.)
- [28] LEONARD J J, DURRANT-WHYTE H F, COX I J. Dynamic map building for an autonomous mobile robot[J]. *Int J of Robotics Research*, 1992, 11(4): 89 – 96.
- [29] CASTELLANOS J A, MONTIEL J M, NEIRA J, et al. The SPmap: A probabilistic framework for simultaneous localization and map building[J]. *IEEE Trans on Robotics and Automation*, 1999, 15(5): 948 – 953.
- [30] GASOS J, MARTIN A. Mobile robot localization using fuzzy maps[J]. *Lecture Notes in Computer Science*, 1995, 1188: 207 – 224.
- [31] ORIOLO G, ULIVI G, VENDITTELLI M. Real-time map building and navigation for autonomous robots in unknown environments[J]. *IEEE Trans on Systems, Man, and cCybernetics*, 1998, 28(3): 316 – 333.
- [32] NERIA J, TARDOS J D. Data association in stochastic mapping using the joint compatibility test[J]. *IEEE Trans on Robotics and Automation*, 2001, 17(6): 890 – 896.
- [33] BAILEY T, NEBOT E M, ROSENBLATT J K, et al. Data association for mobile robot navigation: A graph theoretic approach[C] // *Proc of the IEEE Int Conf on Robotics and Automation*. San Francisco: IEEE Press, 2000, 3: 2512 – 2517.
- [34] DAVISON A J. *Mobile robot navigation using active vision*[D]. England: Department of Engineering Science University of Oxford, 1998.
- [35] DISSANAYAKE G, WILLIAMS S B, DURRANT-WHYTE H, et al. Map management for efficient simultaneous localization and mapping (SLAM)[J]. *Autonomous Robots*, 2002, 12(3): 267 – 286.
- [36] GUVANT J E, NEBOT E M. Optimization of the simultaneous localization and map building algorithm for real time implementation[J]. *IEEE Trans on Robotics and Automation*, 2001, 17(3): 242 – 257.
- [37] CSORBA M. *Simultaneous localization and map building*[D]. England: University of Oxford, 1997.
- [38] NEWMAN P M. *On the structure and solution of the simultaneous localization and map building problem*[D]. Australian: University of Sydney, 1999.
- [39] CHONG K S, KLEEMAN L. Feature-based mapping in real large-scale environments using an ultrasonic array[J]. *Int J Robotics Research*, 1999, 18(1): 3 – 19.
- [40] LEONARD J J, FEDER H J S. Decoupled stochastic mapping[J]. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 2001, 26(4): 561 – 571.
- [41] FEDER H J S. *Simultaneous stochastic mapping and localization*[D]. USA: MIT, 2001.
- [42] KNIGHT J, DAVISON A, REID I. Towards constant time SLAM using postponement[C] // *Proc of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*. Maui, Hawaii: IEEE Press, 2001, 1: 405 – 413.
- [43] WILLIAMS S B. *Efficient Solutions to Autonomous Mapping and Navigation Problem*[D]. England: Department of Mechanical and Mechatronic Engineering, University of Sydney, 2001.
- [44] ESTRADA C, NEIRA J, TARDOS J D. Hierarchical SLAM: Real-Time Accurate Mapping of Large Environments[J]. *IEEE Trans on Robotics*, 2005, 21(4): 588 – 596.
- [45] GUVANT J E, NEBOT E M. Simultaneous localization and map building using natural features and absolute information[J]. *Robotics and Autonomous Systems*, 2002, 17(3): 79 – 90.
- [46] UHLMANN J K, JULIER S J, CSORBA M. Nondivergent simultaneous mapbuilding and localization using covariance intersection[C] // *SPIE Proceedings: Navigation and Control Technologies for Unmanned Systems II*. Orlando, USA: The International Society for Optical Engineering, 1997, 3087: 2 – 11.
- [47] 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.
- [48] DEMPSTER A, LAIRD A, RUBIN D. Maximum likelihood from incomplete data via the EM algorithm[J]. *J of the Royal Statistical Society, Series B*, 1977, 39(1): 1 – 38.
- [49] BURGARD W, FOX D, JANS H, et al. Sonar-based mapping of large-scale mobile robot environments using EM[C] // *In Proc of the 16th Int Conf on Machine Learning*. Bled, Slovenia: Morgan Kaufmann, 1999, 67 – 76.
- [50] THRUN S, BURGARD W, FOX D. A real-time algorithm for mobile robot mapping with applications to multi-robot and 3D mapping[C] // *Proc of IEEE Int Conf on Robotics and Automation*. San Francisco, USA: IEEE Press, 2000, 1: 321 – 328.
- [51] THRUN S, BEETZ M, BURGARD W, et al. Probabilistic algorithms and the interactive museum tour-guided robot Minerva[J]. *Int J of Robotics Research*, 2000, 19(11): 972 – 1000.

- [52] HAHNEL D, SCHULZ D, BURGARD W. Map building with mobile robots in populated environments[J]. *Advanced Robotics*, 2003, 17(7): 579 – 598.
- [53] THRUN S, MARTIN C, LIU Y F, et al. A Real-time expectation-maximization algorithm for acquiring multiplanar maps of indoor environments with mobile robots[J]. *IEEE Trans on Robotics and Automation*, 2004, 20(3): 433 – 442.
- [54] MONTEMERLO M, THRUN S, KOLLER D, et al. FastSLAM: A factored solution to the simultaneous localization and mapping problem[C] // *Proc of the AAAI National Conf on Artificial Intelligence*. Edmonton, Canada: AAAI Press, 2002, 593 – 598.
- [55] MONTEMERLO M, THRUN S, KOLLER D, et al. FastSLAM 2.0: An improved particle filtering algorithm for simultaneous localization and mapping that provably converges[C] // *Proc of the Int Joint Conf on Artificial Intelligence*. Acapulco Mexico: AAAI Press, 2003, 1151 – 1156.
- [56] MURPHY K P. Bayesian map learning in dynamic environments[C] // *Proc of Advances in Neural Information Processing System*. Denver, USA: MIT Press, 2000, 12: 1015 – 1021.
- [57] THRUN S, MONTEMERLO M, KOLLER D, et al. FastSLAM: an efficient solution to the simultaneous localization and mapping problem with unknown data association [J]. *J of Machine Learning Research*, 2004, 4(3): 380 – 407.
- [58] NIETO J, GUIVANT J, NEBOT E, et al. Real time data association for FastSLAM[C] // *Proc of the IEEE Int Conf on Robotics and Automation*. Taipei: IEEE Press, 2003, 1: 412 – 418.
- [59] HAHNEL D, FOX D, BURGARD W, et al. A highly efficient FastSLAM algorithm for generating cyclic maps of large-scale environments from raw laser range measurements[C] // *Proc of the Conf on Int Robots and Systems*. Las Vegas, USA: IEEE Press, 2003, 206 – 211.
- [60] RANGANATHAN A, MENEGATTI E, DELLAERT F. Bayesian inference in the space of topological maps[J]. *IEEE Trans on robotics*, 2006, 22(1): 92 – 107.
- [61] LI M H, HONG B R, LUO R H. Coevolution particle filter for mobile robot simultaneous localization and mapping[C] // *Proc of IEEE Int Conf on Natural Language Proc and Knowledge Engineering*. Wuhan, China: IEEE Press, 2005: 808 – 813.
- [62] MASSON F, GUIVANT J, NEBOT E. Hybrid architecture for simultaneous localization and map building in large outdoor areas[C] // *Proc of the Int Conf on Int Robots and Systems*. Switzerland: IEEE Press, 2002, 1: 570 – 575.
- [63] THRUN S. A probabilistic online mapping algorithm for teams of mobile robots[J]. *Int J of Robotics Research*, 2001, 20(5): 335 – 363.
- [64] YUEN D C K, MACDONALD B A. An evaluation of the sequential monte carlo technique for simultaneous localization and map-building[C] // *Proc of the IEEE Int Conf on Robotics and Automation*. Taipei: IEEE Press, 2003, 2: 1564 – 1569.
- [65] KANTOR G, SINGH S. Preliminary results in range-only localization and mapping[C] // *Proc of the IEEE Int Conf on Robotics and Automation*. Washington, DC: IEEE Press, 2002, 2: 1818 – 1823.
- [66] REKLEITIS I, DUDEKL G, MILIOS E. Probabilistic cooperative localization and mapping in practice[C] // *Proc of the Int Conf on Robotics and Automation*. Taipei: IEEE Press, 2003, 2: 1907 – 1912.
- [67] JULIER S J. A sparse weight kalman-filter approach to simultaneous localization and map building[C] // *Proc of the IEEE Int Conf on Intelligent Robots and Systems*. Mani, USA: IEEE Press, 2001, 3: 1251 – 1256.
- [68] THRUN S, LIU Y, KOLLER D, et al. Simultaneous localization and mapping with sparse extended information filters[J]. *Int J of Robotics Research*, 2004, 23(8): 690 – 717.
- [69] LU F, MILIOS E. Globally consistent range scan alignment for environment mapping[J]. *Autonomous Robots*, 1997, 4(4): 333 – 349.
- [70] GOLFARELLI M, MAIO D, RIZZI S. Elastic correction of dead-reckoning errors in map building[C] // *Proc of the IEEE/RSJ Int Conf on Intelligent Robots and Systems*. Victoria, Canada: IEEE Press, 1998, 2: 905 – 911.
- [71] GUTMANN J S, KONOLIGE K. Incremental mapping of large cyclic environments[C] // *Proc of the IEEE Int Symposium on Computational Intelligence in Robotics and Automation*. Monterey, USA: IEEE Press, 1999: 318 – 325.
- [72] DUCKETT T, MARSLAND S, SHAPIRO J. Fast, on-line learning of globally consistent maps[J]. *Autonomous Robots*, 2002, 12(3): 287 – 300.
- [73] FRESE U. *An $O(\log n)$ algorithm for simultaneous localization and mapping of mobile robots in indoor environments*[D]. Germany: University of Erlangen Nürnberg, 2004.
- [74] DUCKETT T. A genetic algorithm for simultaneous localization and mapping[C] // *Proc of IEEE Int Conf on Robotics and Automation*. Taipei: IEEE Press, 2003, 1: 434 – 439.
- [75] KIM Y J, KIM J H. Online map building evolutionary algorithm for multi-agent mobile robots with odometric uncertainty[C] // *Proc of the 2000 Congress on Evolutionary Computation*. San Diego, USA: IEEE Press, 2000, 1: 133 – 138.
- [76] DI M, GARULLI A, GIANNITRAPANI A, et al. Simultaneous localization and map building for a team of cooperating robots: a set membership approach[J]. *IEEE Trans on Robotics and Automation*, 2003, 19(2): 238 – 249.
- [77] PASKIN M A. Thin junction tree filters for simultaneous localization and mapping[C] // *Proc of the 18th Int Joint Conf on Artificial Intelligence*. San Francisco, USA: Morgan Kaufmann, 2003: 1157 – 1164.

作者简介:

王耀南 (1957—), 男, 湖南大学电气与信息工程学院院长、教授, 博士生导师, 目前研究方向为智能机器人、智能信息处理和智能控制, E-mail: yaonan@hnu.cn;

余洪山 (1980—), 男, 博士, 湖南大学电气与信息工程学院教师, 目前研究方向为智能机器人系统、机器视觉, E-mail: yuhongshancn@hotmail.com.