

移动机器人的同步自定位与地图创建研究进展

陈卫东, 张 飞

(上海交通大学 自动化系, 上海 200030)

摘要: 自主移动机器人在未知环境下作业时, 首先要解决的基本问题就是其自身的定位问题, 而定位问题与环境地图的创建又是相辅相成的. 本文从相关理论和关键技术等方面, 系统地总结了同步自定位和地图创建的研究现状, 着重介绍了基于概率论的方法, 分析了目前存在的难题, 并指出了未来研究的发展方向.

关键词: 移动机器人; 定位; 地图创建; 未知环境; Kalman 滤波

中图分类号: TP242 **文献标识码:** A

Review on the achievements in simultaneous localization and map building for mobile robot

CHEN Wei-dong, ZHANG Fei

(Department of Automation, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200030, China)

Abstract: When autonomous mobile robots operate in an uncertain environment, one of the most fundamental tasks is to localize itself. The location is associated with map building. Based on related theories and technologies, this paper summarizes the achievements in simultaneous localization and mapping systematically, introduces probabilistic approach in detail, analyzes the current open issues and indicates the prospective research direction in the future development.

Key words: mobile robot; localization; map building; uncertain environment; Kalman filter

1 引言 (Introduction)

可靠的定位性能是自主移动系统的关键要素. 传统的导航方法是基于里程计估计的, 存在不可避免的定位误差. 自从移动机器人诞生以来, 对定位问题的研究就和地图创建问题密切相关, 已知环境地图的定位问题和已知定位的地图创建问题已经被广泛研究, 提出了多种有效的解决途径^[1,2]. 而当地图和机器人的位置都事先未知时, 问题就变得更加复杂, 出现了许多独有的新特征. 在这种情况下, 要求机器人在一个完全未知的环境中从一个未知的位置出发, 在递增地建立环境的导航地图同时, 利用已建立的地图来同步刷新自身的位置. 在上述问题中, 机器人位置和地图两者的估算是高度相关的, 任何一方都无法独立获取. 这样一种相辅相生、不断迭代的过程, 曾有人形象地比喻为“鸡和蛋”的问题. 被学术界简称为 SLAM 问题^[3], 即同步定位和地图创建 (simultaneous localization and map building) 问题, 随着移动机器人应用环境日趋复杂和非结构化, 其已成

为自主移动机器人面临的急需解决的重要基础性难题, 日益受到关注.

2 SLAM 的相关理论与关键技术 (Theories and technologies of SLAM)

该领域所涉及的关键性问题可以归结为:

- 地图的表示方式;
- 不确定性信息处理方法;
- 数据的关联;
- 自定位;
- 探索规划.

其中, 前 2 个属于工具选择上的问题, 而后 3 个则是 SLAM 问题所包含的研究内容. 虽然这里列出了 5 个问题, 但这些问题并不是孤立考虑的, 彼此间存在紧密的关联和渗透. 下面分别对上述问题根据国内外研究的现状加以阐述.

1) 地图的表示方式.

地图的表示方式大致可分为 3 类: 栅格表示、几何特征表示和拓扑图表示. 基于栅格的地图表示方

法^[1]即将整个环境分为若干相同大小的栅格,对于每个栅格指出其中是否存在障碍物.这种方法已经在许多机器人系统中得到应用^[4,5],是使用较为成功的一种方法.栅格地图的缺点是:当栅格数量增大时(在大规模环境或对环境划分比较详细时),对于地图的维护所占用的内存和 CPU 时间迅速增长,使计算机的实时处理变得很困难.基于几何特征的地图表示方法^[6,7]是指机器人收集对环境的感知信息,从中提取更为抽象的几何特征,例如线段或曲线,使用这些几何信息描述环境.这种表示方法更为紧凑,且便于位置估计和目标识别.几何特征的提取需要对感知信息作额外的处理,且需要一定数量的感知数据才能得到结果.拓扑图也是一种紧凑的地图表示方法^[4,8],特别在环境大而简单时.这种方法将环境表示为一张拓扑图(graph),图中的节点对应于环境中的一个特征状态、地点(由感知决定),如果节点间存在直接连接的路径则相当于图中连接节点的弧.这种表示方法可以实现快速的路径规划.由于拓扑图通常不需要机器人准确的位置信息,对于机器人的位置误差也就有了更好的鲁棒性.但当环境中存在两个很相似的地方时,拓扑图的方法将很难确定这是否为同一节点(特别是机器人从不同的路径到达这些节点时).

2) 不确定性信息处理方法.

作为 SLAM 的信息来源,机器人本体的动力学/运动学模型及其携带的各种传感器的准确性是决定地图精度的一个关键.实际上这些渠道获得的信息都带有不同程度的不确定性.感知信息的不确定必然导致地图和定位双方的不确定,而同样的,当依据地图和感知决策后续移动时也就带有不确定性,造成不确定性的逐步传递.因此必须解决以下问题:

- 在地图和位置的表示中,如何描述运动和感知信息的不确定性?
- 在迭代过程中,如何处理旧信息与新信息的关系,连续更新地图与位置?
- 如何依据不确定的信息进行决策?

对于上述问题,目前使用的主要是模糊逻辑^[5]和概率^[9]的方法,如 Bayes 估计, Kalman 滤波和 Markov 推理等^[10].以概率描述信息的不确定性其优点在于:适应不确定模型,对于性能差的传感器也能表示其感知信息,在实际应用中鲁棒性较好,在很多实现中得到了应用.缺点是计算量较大.模糊逻辑提供了一个处理不确定性(特别是声纳感知的不确定性)较为鲁棒且有效的工具,同时,在对多种不确定

性信息进行建模和融合时可以有更多的操作符供选择.

3) 数据关联.

为了获得全局的环境地图和实现定位,还需要将不同时间、不同地点的感知信息进行匹配和联合,存在局部数据之间的关联问题,也存在局部数据与全局数据的关联与匹配问题.在 SLAM 中使用的数据关联算法也多种多样,如近邻算法和联合相容性算法^[11].由于根据机器人的里程仪提供的位置信息一般存在累计误差,感知数据通常要融合其他外部传感器的数据,如声纳、激光测距仪或视觉传感器等等,这些传感器提供的丰富和多样的感知数据既为数据关联提供了资源,也对数据描述的一致性和数据关联算法的适用性提出了挑战.

4) 自定位.

在移动机器人的实际应用中,很多情况下机器人的位置信息是完成任务的前提.虽然现在已经有将 GPS 等装置应用于室外机器人定位的成功例子,但限于环境、任务的因素,当前的移动机器人大多考虑采用各种机载的传感器(如激光测距仪,声纳,视觉,码盘等)进行定位^[2,7,8].移动机器人的定位按照有无环境地图可以分为基于地图的定位和无地图的定位.

无地图的定位主要采用基于人工路标(Landmark)的方法^[2],其缺点在于需要人工干预,在现场设置路标,这些人为工作相当于对环境的再结构化.对于未知的作业环境,为了减少人工参与,提高机器人的自主性,要求机器人能够高度自主地实现创建地图和定位的全过程.

基于地图的定位技术近年来取得了较大进展^[1,2,5],提出了一些针对真实环境具有较高实时性和实用性的新方法,如 GVG,三角定位法以及 Markov 定位法.这些常规的基于地图的定位方法被广泛扩展到 SLAM 中^[12,13].其核心在于机器人获取的局部环境信息与已知地图中的环境信息的搜索和匹配.由于机器人感知能力有限,外界环境又存在大量扰动,另一方面在搜索匹配过程中精度要求的提高又伴随着计算量的指数递增,因此鲁棒而又高效的算法设计一直是定位研究的难题.

5) 探索规划.

研究探索规划的主要目的是提高地图创建的效率,使机器人在较短的时间内感知范围覆盖尽可能大的区域,在这方面的研究成果较少,一般遵循的策略是:让机器人总是沿着最短路径到最近的未探索

区域^[12].这种方法原理上效率较高,但考虑到信息的不确定性,精心设计的路径未必可行,而且复杂的算法也会影响计算的实时性.因此,需要设计更高效的控制策略,实现精确性和实时性的折衷,既能利用重复定位获取的关联数据来提高地图和定位精度,又能保证全局的收敛性和较高的探索效率.

针对大规模环境,为了提高作业速度,多机器人的SLAM问题的研究也得到关注^[14,15].但总的来讲,现有的研究还是对单机器人方法的一种简单扩展.在多机器人的探索策略方面存在两种思路:一种是完全分布式的,机器人之间共享信息,但独立作出探索决策;另一种策略是分散探索,集中决策和创建地图.

3 基于概率论的SLAM算法(SLAM algorithms based on probabilistic methodology)

由于SLAM问题涉及未知且不确定的环境描述和传感器噪声,一般使用概率方法来描述该问题^[9,12,14].扩展Kalman滤波方法^[16,17]是多种SLAM算法的基础^[18],用于同步创建地图和估计机器人的位置.但是其计算量大和对数据关联问题处理困难的缺点也十分明显,随后提出的稀疏扩展信息滤波算法^[19]和FastSLAM算法^[20,21]在这两方面有所改进.

3.1 SLAM问题的概率描述(Probabilistic description of SLAM problem)

首先介绍一下相关的符号表示^[22]:离散时间 $k = 1, 2, \dots$; x_k 是机器人在 k 时刻的实际位姿(位姿包括机器人位置和朝向); u_k 表示控制变量,它使得机器人位姿从 x_{k-1} 改变到 x_k ; m_i 表示第 i 个路标的实际位置; z_{ki} 表示 k 时刻在位姿 x_k 处对第 i 个路标的测量值; z_k 表示 k 时刻得到的总测量值.另外,我们用大写字母来表示以上变量的集合:状态集合 $X^k = \{x_0, x_1, \dots, x_k\} = \{X^{k-1}, x_k\}$;控制输入集合 $U^k = \{u_1, u_2, \dots, u_k\} = \{U^{k-1}, u_k\}$;所有路标集合(即地图) $M = \{m_1, m_2, \dots, m_l\}$,其中 l 是整个地图上路标的个数;观测集合 $Z^k = \{z_1, z_2, \dots, z_k\} = \{Z^{k-1}, z_k\}$.

基于上面的符号表示,我们可用概率表示SLAM中两个重要模型:运动模型和测量模型.

运动模型: $p(x_k | u_k, x_{k-1})$ 是在已知 k 时刻机器人控制输入 u_k 和 $k-1$ 时刻位姿 x_{k-1} 的条件下求取 k 时刻位姿 x_k 的条件概率.运动模型可由机器人的运动学和动力学特性求得.

测量模型: $p(z_k | x_k, M)$ 是在已知 k 时刻机器人位姿 x_k 和路标位置集合 M 的条件下求取 k 时刻测

量值 z_k 的条件概率.测量模型在使用栅格地图的情况下可通过反复测量传感器数据而求得.

整个SLAM问题可以用概率 $p(x_k, M | U^k, Z^k)$ 来表示,其含义是在已知所有控制输入 U^k 和观测值 Z^k 的条件下求取机器人位姿 x_k 和地图 M 的联合条件概率.基于机器人运动是Markov过程和周围环境是静态的这两个假设,应用Bayes公式,得到下式(具体推理过程参考文献[23]):

$$p(x_k, M | U^k, Z^k) = \alpha \cdot p(z_k | x_k, M) \int p(x_k | x_{k-1}, u_k) p(x_{k-1}, M | U^{k-1}, Z^{k-1}) dx_{k-1}. \quad (1)$$

这是一个回归算式,其中 $p(x_{k-1}, M | U^{k-1}, Z^{k-1})$ 是 $k-1$ 时刻的条件概率, $p(x_k, M | U^k, Z^k)$ 是 k 时刻的条件概率, α 是归一化常数.若运动模型和测量模型已知,就可以通过式(1)迭代求解SLAM问题,其中最基本的方法就是下面介绍的扩展Kalman滤波.

3.2 扩展Kalman滤波(Extended Kalman filter)

扩展Kalman滤波(EKF)是非线性系统的线性估计,广泛应用于定位、创建地图和导航等算法上,同时它也是多种SLAM算法的基础^[10,12,24-28].

在SLAM问题中,整个状态矢量 $x(k)$ 包含机器人位姿 $x_v(k)$ 和地图 M : $x(k) = [x_v(k), M]^T$.

移动机器人的工作环境可看成一个平面,机器人位姿 $x_v(k)$ 包括3个变量:直角坐标 S_x 和 S_y ,姿态朝向 S_θ ,即 $x_v(k) = [S_x(k), S_y(k), S_\theta(k)]^T$.每个路标可以由其直角坐标来表示: $m_i = [x_i, y_i]^T$, $i = 1, 2, \dots, l$.路标可以是周围环境的人工路标或其他物体.假设在一张地图中有 l 个路标,相应的状态矢量可以表示成下列 $2l+3$ 维矢量:

$$x(k) = [S_x(k) \quad S_y(k) \quad S_\theta(k) \quad m_{1,x} \quad m_{1,y} \quad m_{2,x} \quad m_{2,y} \quad \dots \quad m_{l,x} \quad m_{l,y}]^T. \quad (2)$$

在扩展Kalman滤波算法中,位姿和地图的联合估计 $p(x_k, M | U^k, Z^k)$ 可由其均值 $x(k)$ 和协方差矩阵 $P(k|k)$ 来确定.其中,均值矢量是 $2l+3$ 维的,协方差矩阵是 $(2l+3)^2$ 维的.

假设环境是静态的,则地图分量 M 满足线性要求.但是机器人位姿 $x_v(k)$ 通常是前一时刻 $x_v(k-1)$ 和控制输入 $u(k)$ 的非线性函数.这在计算上增加了难度,而扩展Kalman滤波将非线性函数使用泰勒级数展开作线性化近似.对于大多数移动机器人来说,这种线性化处理不会引起较大的偏差.线性化的结果就是状态方程可以由一个线性函数再加上高斯

噪声来表示:

$$x(k) = \begin{bmatrix} x_v(k) \\ m_1 \\ m_2 \\ \vdots \\ m_l \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f(x_v(k), u(k)) \\ m_1 \\ m_2 \\ \vdots \\ m_l \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} q_v(k) \\ 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix}. \quad (3)$$

这里,模型中的噪声用 $q_v(k)$ 来表示,并假设它服从均值为零,协方差矩阵是 $Q(k)$ 的正态分布.

移动机器人观测模型通常也是非线性的,并且具有非高斯噪声,同样可以用泰勒级数展开来近似描述,即

$$z_i(k) = g_i(x(k)) + r_i(k), i = 1, 2, \dots, l. \quad (4)$$

这里,模型中的噪声用 $r_i(k)$ 来表示,并假设它服从均值为零,协方差矩阵是 $R_i(k)$ 的正态分布.

然后,就可以应用标准 Kalman 滤波方法来计算 $p(x_k, M | U^k, Z^k)$.

$$P(k | k - 1) = \nabla f_s(k) P(k - 1 | k - 1) \nabla^T f_x(k) + Q(k), \quad (5)$$

$$P(k | k) = P(k | k - 1) + W_i(k) S_i(k) W_i^T(k), \quad (6)$$

$$S_i(k) = \nabla g_i(k) P(k | k - 1) \nabla^T g_i(k) + R_i(k), \quad (7)$$

$$W_i(k) = P(k | k - 1) \nabla^T g_i(k) S_i^{-1}(k). \quad (8)$$

在过去的 10 年中,扩展 Kalman 滤波是解决 SLAM 问题中使用的最多的方法.但是它有两个明显的缺陷^[20].

1) 计算量大. Kalman 滤波的协方差矩阵包含 l^2 个元素,复杂度为 $O(l^2)$,也就是说,即使只观测到一个路标,整个协方差矩阵都要被更新.如果面对包含数百万个特征的复杂自然环境,其平方复杂性将拖累其实际应用.

2) EKF 算法是基于已知观测值和路标之间对应关系这个假设的.这样,一小部分观测值与路标之间的错误关联将导致 EKF 算法发散.这个观测值与路标之间的关联问题就是所谓的数据关联问题.

3.3 稀疏扩展信息滤波 (Sparse extended information filter)

稀疏扩展信息滤波 (SEIF) 算法基于 Kalman 滤波的信息形式,即扩展信息滤波 (extended information filter)^[19]. EIF 在数学表示形式上与 EKF 一致,但在地图表示上采用路标之间的两两约束.实际应用时,这些约束通常表示为稀疏矩阵形式. SEIF 更新时间是固定的,这明显快于复杂度为 $O(l^2)$ 的

EKF 算法.另外, SEIF 利用最大似然法解决数据关联问题.但是, SEIF 算法的精确性较 EKF 方法差.

3.4 FastSLAM 算法 (FastSLAM Algorithm)

FastSLAM 算法假设已知机器人的确切路径,则确定路标位置问题可分解成 l 个独立估计问题,每个对应一个路标.整个 SLAM 问题可分解成下式^[20]:

$$p(x_k, M | U^k, Z^k) = p(x_k | U^k, Z^k) \prod_{i=1}^l p(m_i | x_k, U^k, Z^k). \quad (9)$$

FastSLAM 算法使用粒子滤波 (Particle filter)^[27] 估计机器人路径,类似于 Monte Carlo 定位算法.从运动模型中采样多条路径,每条路径就是一个粒子.数据关联问题对于每个粒子都是单独考虑的,关联问题的影响降低了. FastSLAM 的时间复杂度为 $O(N \lg l)$,其中 N 表示粒子数.可见其计算复杂度较 EKF 大为降低,但是由于每个粒子都要考虑一次数据关联问题,相关计算又变得复杂了.

4 目前存在的问题与解决途径 (Open issues and approaches)

虽然各国学者在自定位和地图创建理论和技术上进行了诸多探索,但多集中在对已知地图或已知位置的前提下的现有方法的扩展和改进,对 SLAM 的系统性研究才刚刚起步,仍然面临众多难题.

1) 适用环境.

目前的概率和模糊方法是基于先验模型的,大多数研究都是假设机器人所在的环境是一个静态环境,当环境发生变化或存在动态障碍物(例如走动的人)时,会造成系统误差增大甚至失效.

对于大型环境,现有 SLAM 算法的时、空需求矛盾更加突出,不确定性的连续传递所造成的系统误差更严重,需要寻找更有效的估计算法和探索规划方法.

对于室外或复杂环境,由于感知的不确定性更为严重,需要更为准确、鲁棒的环境特征提取和建模方法,以及更有效的数据关联技术.

2) 迭代与收敛性.

SLAM 中的地图创建和自定位过程是相互迭代,连续进行的.对该过程的收敛性以及收敛速度缺乏严格的理论分析.

3) 计算效率.

3 种主要地图表示(栅格、几何特征和拓扑地图)在定位精度和计算复杂度上存在矛盾.目前广泛

采用的栅格地图,虽然便于递增计算,但计算复杂度高.因此有机地综合其它地图表示方式,将是提高计算效率的有效途径^[29].

基于 Kalman 滤波和 Markov 推理(包括它的扩展 Monte Carlo 方法)的各种定位方法可以用于多种场合,同时获得很高的定位精度,并且在噪声环境下可以保持令人满意的鲁棒性,但是由于都是基于大量统计数据概率模型,其计算复杂度为 $O(K^2 \sim K^3)$ ^[13],计算效率低,实时性差,限制了在大型和室外复杂环境中的应用.

4) 基于视觉的 SLAM.

SLAM 中使用的外传感器主要是声纳和激光雷达^[2,6,9],随着机器视觉的发展,应该更好地利用视觉传感器所提供的丰富环境信息,但必须解决视觉应用的环境适应性、鲁棒性和计算效率问题.

5) 3 维空间.

目前的应用环境、地图表示和定位算法主要是在 2 维空间^[12],向 3 维空间的拓展既是应用的需要也是克服目前 2 维 SLAM 问题的一种有效途径^[30].

对于以上问题,一方面需要提高机器人个体的感知能力,另一方面也需要在现有的机器人感知能力限制下,设计更好的 SLAM 结构和算法,以提高系统的实用性.

我国学者在自定位^[31]和地图创建^[32]两个分支领域已取得了初步成果,但对 SLAM 问题还缺乏系统化的研究.

5 结论与展望(Conclusions and future work)

概括来讲,自主移动机器人的 SLAM 研究的主要发展趋势可以归纳为以下几点:

1) 机器人作业环境由已知的结构化环境向未知的非结构环境拓展;

2) 环境感知方面采用能提供更大信息量的多传感器系统(如激光雷达和视觉系统等)和多机器人系统(也称为分布式可移动感知系统);

3) 更加注重概率、模糊数学等不确定性处理工具在地图描述和数据关联算法中的应用;

4) 在实验研究中强调实机途径,开发在真实环境下具有高鲁棒性和高适应能力的实用技术;

5) 特种应用和服务业的需求日益迫切.

可以预见,面对真实世界的非结构化和动态特点,为了提高移动机器人的自主能力,高适应性、高鲁棒性、高效率的 SLAM 理论、方法与技术将是今后的研究热点.

参考文献(References):

- [1] ELFES A, MORAVEC H. High resolution maps from wide angle sonar [C]// *Proc of the IEEE Int Conf on Robotics and Automation*. St. Louis MO: IEEE Press, 1985: 116 - 121.
- [2] BORENSTEIN J, EVERETT H R, FENG L, et al. Mobile robot positioning: sensors and techniques [J]. *J of Robotic Systems, Special Issue on Mobile Robots*, 1997, 14(4): 231 - 249.
- [3] SMITH R, SELF M, CHEESEMAN P. A stochastic map for uncertain spatial relationships [C]// *Proc of the 4th Int Symposium on Robotic Research*. Cambridge MA: MIT Press, 1987: 467 - 474.
- [4] THRUN S, BUCKEN A. Integrating grid-based and topological maps for mobile robot navigation [C]// *Proc of the 13th National Conf on Artificial Intelligence*. Portland Oregon: AAAI Press, 1996: 944 - 950.
- [5] ORIOLO G, ULIVI G, VENDITTELLI M. Fuzzy maps: A new tool for mobile robot perception and planning [J]. *J of Robotic System*, 1997, 14(3): 179 - 197.
- [6] OHYA A, NAGASHIMA Y, YUTA S. Explore unknown environment and map construction using ultrasonic sensing of normal direction of walls [C]// *Proc of the IEEE Int Conf on Robotics and Automation*. San Diego CA: IEEE Press, 1994: 485 - 492.
- [7] 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.
- [8] KORTENKAMP D, WEYNOUTH T. Topological mapping for mobile robots using a combination of sonar and vision sensing [C]// *Proc of the 12th National Conf on Artificial Intelligence*. Menlo Park: AAAI Press, 1994: 979 - 984.
- [9] THRUN S, FOX D, BURGARD W. A probabilistic approach to concurrent mapping and localization for mobile robots [J]. *Machine Learning*, 1998, 31(1-3): 29 - 53.
- [10] CASTELLANOS J A, NEIRA J, TARDÓS J D. Multisensor fusion for simultaneous localization and map building [J]. *IEEE Trans on Robotics and Automation*, 2001, 17(6): 908 - 914.
- [11] NEIRA J, TARDÓS J D. Data association in stochastic mapping using the joint compatibility test [J]. *IEEE Trans on Robotics and Automation*, 2001, 17(6): 890 - 897.
- [12] DISSANAYAKE G, NEWMAN P, CLARK S, et al. A solution to the simultaneous localisation and map building (SLAM) problem [J]. *IEEE Trans on Robotics and Automation*, 2001, 17(3): 229 - 241.
- [13] GUIVANT J, NEBOT E. Optimization of simultaneous localization and map building algorithm for real time implementation [J]. *IEEE Trans on Robotic and Automation*, 2001, 17(3): 242 - 257.
- [14] FOX D, BURGARD W, KRUPPA H, et al. A probabilistic approach to collaborative multi-robot localization [J]. *Autonomous Robots*, 2000, 8(3): 325 - 344.
- [15] SIMMONS R, APFELBAUM D, BURGARD W, et al. Coordination for multi-robot exploration and mapping [C]// *Proc of the National Conf on Artificial Intelligence*. Austin TX: AAAI Press, 2000: 852 -

- 858.
- [16] KALMAN R E. A new approach to linear filtering and prediction problems [J]. *Trans of the ASME, J of Basic Engineering*, 1960, 82 (Ser. D): 35 – 45.
- [17] MAYBECK P. *Stochastic Models, Estimation, and Control* [M]. New York: Academic Press, 1979.
- [18] SMITH R, SELF M, CHEESEMAN P. *Estimating Uncertain Spatial Relationships in Robotics* [M]. Autonomous Robot Vehicles. Springer-Verlag, 1990: 167 – 193.
- [19] LIU Y, THRUN S. Results for outdoor-SLAM using sparse extended information filters [C]// *Proc of the IEEE Int Conf on Robotics & Automation*. Taipei: IEEE Press, 2003: 1227 – 1233.
- [20] MONTEMERLO M, THRUN S. Simultaneous localization and mapping with unknown data association using FastSLAM [C]// *Proc of the IEEE Int Conf on Robotics & Automation*. Taipei: IEEE Press, 2003: 1985 – 1991.
- [21] 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.
- [22] WANG C, THORPE C, THRUN S. Online simultaneous localization and mapping with detection and tracking of moving objects: theory and results from a ground vehicle in crowded urban areas [C]// *Proc of the IEEE Int Conf on Robotics & Automation*, Taipei: IEEE Press, 2003: 842 – 849.
- [23] THRUN S, FOX D, BURGARD W. Monte Carlo localization with mixture proposal distribution [C]// *Proc of the 7th National Conf on Artificial Intelligence*. Austin, TX: AAAI Press, 2000: 859 – 865.
- [24] DURRANT-WHYTE H, MAJUMDER S, THRUN S, et al. A Bayesian algorithm for simultaneous localization and map building [C]// *Proc of the 10th Int Symposium of Robotics Research*. Lorne, Australia: Springer-Verlag, 2001: 49 – 66.
- [25] LEONARD J J, FEDER H J S. A computationally efficient method for large-scale concurrent mapping and localization [C]// *Proc of the 9th Int Symposium on Robotics Research*. London: Springer-Verlag, 1999: 169 – 176.
- [26] NEWMAN P. *On the structure and solution of the simultaneous localisation and map building problem* [D]. University of Sydney, Sydney, Australia: Australian Centre for Field Robotics, 2000.
- [27] DOUCET A, FREITAS N, MURPHY K, et al. Rao-Blackwellised particle filtering for dynamic Bayesian networks [C]// *Proc of the 16th Conf on Uncertainty in Artificial Intelligence*. San Francisco: Morgan Kaufmann, 2000: 176 – 183.
- [28] LU F, MILIOS E. Globally consistent range scan alignment for environment mapping [J]. *Autonomous Robots*, 1997, 4(4): 333 – 349.
- [29] KOUZOUBOV K, AUSTIN D. Hybrid topological/metric approach to SLAM [C]// *Proc of the IEEE Int Conf on Robotics and Automation*, New Orleans, LA: IEEE Press, 2004: 872 – 877.
- [30] GARCIA M A, SOLANAS A. 3D simultaneous localization and modeling from stereo vision [C]// *Proc of the IEEE Int Conf on Robotics and Automation*. New Orleans, LA: IEEE Press, 2004: 847 – 853.
- [31] 吴庆祥, BELL D. 可移动机器人的马尔可夫自定位算法研究 [J]. *自动化学报*, 2003, 29(1): 154 – 160.
(WU Qingxiang, BELL D. A Study on Markov localization for mobile robots [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2003, 29(1): 154 – 160.)
- [32] 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.)

作者简介:

陈卫东 (1968—), 男, 副教授, 博士, 研究领域主要包括移动机器人、多智能体系统, E-mail: wdchen@sjtu.edu.cn;

张 飞 (1980—), 男, 博士研究生, 主要研究方向为机器人定位、多机器人协调, E-mail: feizhang@sjtu.edu.cn.