

文章编号: 1001-0920(2006)08-0841-07

基于贝叶斯滤波理论的自主机器人自定位方法研究

方 正^{a,b}, 佟国峰^b, 徐心和^b

(东北大学 a 教育部暨辽宁省流程工业综合自动化重点实验室, b 人工智能与机器人研究所, 沈阳 110004)

摘 要: 针对自主机器人定位问题, 研究了基于贝叶斯滤波理论的自定位方法. 从概率表达的角度介绍了贝叶斯滤波方法各种不同的实现形式, 分析了各种不同定位方法的性能, 指出了它们的优缺点, 并对每种方法的改进方法进行了探讨和分析. 最后总结了定位方法的基本特点, 并对贝叶斯滤波理论在自主机器人领域中的应用前景进行了展望, 探讨了未来的发展方向.

关键词: 贝叶斯滤波理论; 自主机器人自定位; 卡尔曼滤波器; 马尔可夫定位; 粒子滤波

中图分类号: TP242.6 **文献标识码:** A

Study of Autonomous Robot Self-localization Methods Based on Bayesian Filter Theory

FANG Zheng^{a,b}, TONG Guo-feng^b, XU Xin-he^b

(a Key Laboratory of Process Industry Automation, Ministry of Education, b Institute of Artificial Intelligence and Robotics, Northeastern University, Shenyang 110004, China. Correspondent: FANG Zheng, Email: fangzheng81@163.com)

Abstract: To solve localization problems of autonomous robots, self-localization methods based on Bayesian filter theory are investigated. From the view of probability distribution functions, different implementations of Bayesian filters are introduced. Performances of each implementation are analyzed and the advantages and disadvantages are also pointed out. Finally, the basic characteristics of a good localization algorithm are summarized and potential applications of Bayesian filter technology in the field of autonomous robots are forecasted. The further research directions are also discussed.

Key words: Bayesian filter theory; Autonomous robot self-localization; Kalman filter; Markov localization; Particle filter

1 引 言

移动机器人定位问题就是通过传感器数据确定机器人的位姿, 包括位置和方向. 定位问题是机器人真正自主化和智能化研究中最为重要的一个基本问题^[1]. 定位问题可划分为 3 个子问题, 其中最为简单的是“位姿跟踪”(Position tracking)问题^[2]. 在“位姿跟踪”问题中, 机器人的初始位姿是已知的, 机器人只需通过传感器数据来补偿比较小的里程计误差即可. 较为复杂的是“全局定位”(Global localization)问题^[2], 此时机器人的初始位姿是未知

的, 机器人必须通过感知外界环境来确定自己的位姿. 移动机器人定位问题中最具挑战性的难题是“机器人绑架”(Kidnapped robot)问题^[2]. 在这种情况下, 机器人已经确定了自己的位姿, 却突然在没有被告知将其移动到了其他的位姿. 而使得定位问题变得更加复杂的一个重要原因是机器人在驱动和感知方面都存在着很大的不确定性^[3]. 解决移动机器人定位问题有很多不同的方法, 其中鲁棒性较高的定位方法大都基于贝叶斯滤波理论.

本文首先研究了基于贝叶斯滤波理论的基本方

收稿日期: 2005-05-18; 修回日期: 2005-12-07.

基金项目: 国家自然科学基金项目(60475036).

作者简介: 方正(1981—), 男, 安徽寿县人, 博士生, 从事自主机器人、机器视觉等研究; 徐心和(1940—), 男, 河北山海关人, 教授, 博士生导师, 从事机器人、智能控制、模式识别等研究.

法;然后比较了各种不同的实现形式,并指出了各种方法的优缺点;最后对各种定位方法进行了展望

2 基于贝叶斯滤波理论的定位

通常可以将机器人定位问题理解为贝叶斯预估问题(Bayesian filtering)^[4].机器人可以依据所有的可利用信息,以一定的信度(Belief)确信它在一个确定的位姿,所以定位问题就是在整个定位空间的概率分布估计问题.用Bel表示信度, $Bel(x_k) = P(x_k | d_{0..k})$,它表示给定直到k时刻的所有状态信息或观测数据 $d_{0..k}$,机器人在k时刻位于位姿 x_k 的概率

机器人的运动模型^[5,6]可用 $P(x_k | x_{k-1}, a_{k-1})$ 表示,它表示如果 $k-1$ 时刻位于位姿 x_{k-1} 的机器人执行了运动 a_{k-1} 时, k时刻机器人位于位姿 x_k 的概率.同样可用 $P(s_k | x_k)$ 表示k时刻机器人在位姿 x_k 观测到 s_k 的概率,称为感知或观测模型^[5,6].

机器人在k时刻执行了动作 a_{k-1} 后而没有融合k时刻的观测信息时的信度为先验信度,即

$$Bel^-(x_k) = P(x_k | z_1, a_1, z_2, a_2, \dots, z_{k-1}, a_{k-1}).$$

一旦机器人在k时刻获得了一个观测值 z_k ,那么可利用这个观测值来更新信度,从而得到后验信度

$$Bel^+(x_k) = P(x_k | z_1, a_1, z_2, a_2, \dots, z_{k-1}, a_{k-1}, z_k).$$

利用全概率公式^[7],可将 $Bel^-(x_k)$ 写成

$$Bel^-(x_k) = \int_E P(x_k | x_{k-1}, z_1, a_1, \dots, z_{k-1}, a_{k-1}) \times P(x_{k-1} | z_1, a_1, \dots, z_{k-1}, a_{k-1}) dx_{k-1} \quad (1)$$

实际上,机器人在 $k-1$ 时刻的物理状态并不依赖于机器人在 $k-1$ 时刻所执行的动作.从而可利用此约束和后验信度将式(1)写成

$$Bel^-(x_k) = \int_E P(x_k | x_{k-1}, z_1, a_1, \dots, z_{k-1}, a_{k-1}) \times P(x_{k-1} | z_1, a_1, \dots, z_{k-1}, a_{k-1}) dx_{k-1} = \int_E P(x_k | x_{k-1}, z_1, a_1, \dots, z_{k-1}, a_{k-1}) \times Bel^+(x_{k-1}) dx_{k-1} \quad (2)$$

由Markov假设^[7]可知,当机器人已知当前状态信息时,其过去的状态是独立于未来的状态的,反之亦然.也就是说,如果已知 $k-1$ 时刻的位姿 x_{k-1} ,那么它在这个位姿如何结束动作或观测到了什么,对于机器人而言都不重要了.利用此约束可得到 $P(x_k | x_{k-1}, z_1, \dots, z_{k-1}, a_{k-1}) = P(x_k | x_{k-1}, a_{k-1})$.将此约束代入式(2),可得到将机器人运动融合到机器

人状态信度的方程

$$Bel^-(x_k) = \int_E P(x_k | x_{k-1}, a_{k-1}) Bel^+(x_{k-1}) dx_{k-1} \quad (3)$$

利用贝叶斯公式^[7],可将后验概率写成

$$Bel^+(x_k) = \frac{(P(z_k | x_k, z_1, a_1, \dots, z_{k-1}, a_{k-1})) P(x_k | z_1, a_1, \dots, z_{k-1}, a_{k-1})}{P(z_k | z_1, a_1, \dots, z_{k-1}, a_{k-1})} = \frac{P(z_k | x_k, z_1, a_1, \dots, z_{k-1}, a_{k-1}) Bel^-(x_k)}{P(z_k | z_1, a_1, \dots, z_{k-1}, a_{k-1})} \quad (4)$$

根据Markov假设^[7],传感器的感知信息只依赖于机器人的当前状态,而与机器人的先前位姿无关.利用此约束可以将式(4)中的第1项写成

$$P(z_k | x_k, z_1, a_1, \dots, z_{k-1}, a_{k-1}) = P(z_k | x_k).$$

从而式(4)变成

$$Bel^+(x_k) = \frac{P(z_k | x_k) Bel^-(x_k)}{P(z_k | z_1, a_1, \dots, z_{k-1}, a_{k-1})} \quad (5)$$

其分母是一个归一化常数,它确保概率的积分为1.式(5)为利用最新的观测值更新信度的公式.将式(3)代入(5),可得到后验概率的更新公式为

$$Bel^+(x_k) = \frac{P(z_k | x_k) Bel^-(x_k)}{P(z_k | z_1, \dots, a_{k-1})} = \frac{P(z_k | x_k) \int_E P(x_k | x_{k-1}, a_{k-1}) Bel^+(x_{k-1}) dx_{k-1}}{P(z_k | z_1, \dots, a_{k-1})} = \eta P(z_k | x_k) \int_E P(x_k | x_{k-1}, a_{k-1}) Bel^+(x_{k-1}) dx_{k-1} \quad (6)$$

其中 η 是一个归一化常数.由式(6)可知,计算后验概率分布需知道3个概率分布,即运动模型、观测模型以及机器人的初始信度.

3 基于贝叶斯滤波理论的定位方法介绍

贝叶斯滤波理论是一种抽象的概念,它只提供了一个利用概率方法递归进行状态预估的框架.为便于实际应用,可选择很多不同的实现方法.从概率的表示方式上,可将实现方法分成离散型和连续型,分类的结果如图1所示.这里所说的离散型和连续型是指概率的表达式,而不是时间意义上的连续.

3.1 卡尔曼滤波器

卡尔曼滤波器^[7]是应用最为广泛的贝叶斯滤波器.从本质上讲,卡尔曼滤波器是一种有噪声线性动态系统状态预估的递归算法,它是一个不断地预测与校正的过程.在机器人的定位问题中,要预估的状态是机器人的位姿,即机器人的 x 和 y 坐标,以及机器人的方向角 ϕ .当假设系统状态模型和观测模型都是线性模型,且符合高斯分布,同时假设噪声也是高斯分布时,线性卡尔曼滤波器是最优的滤波器.

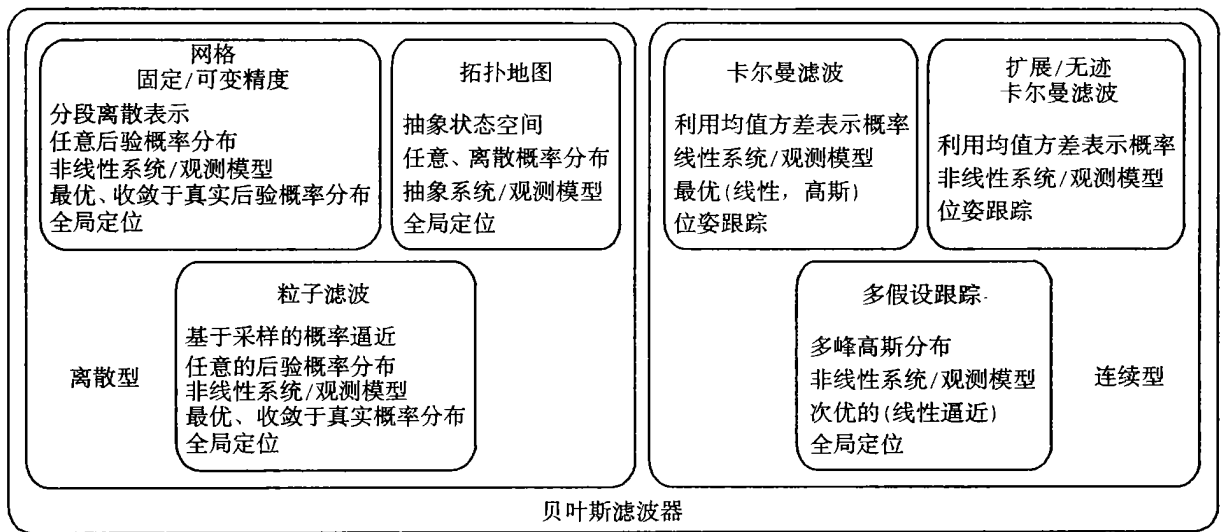


图 1 贝叶斯滤波器的不同实现方式

卡尔曼滤波器利用均值和方差表示概率分布, 即

$$Bel(x_t) = N(x_t; u_t, \Sigma_t) = \frac{1}{(2\pi)^{d/2} |\Sigma_t|^{1/2}} \exp\left[-\frac{1}{2}(x_t - u_t)^T \Sigma_t^{-1} (x_t - u_t)\right] \quad (7)$$

这里: u_t 为概率分布的均值, Σ_t 为一个 $d \times d$ 的协方差矩阵, d 为状态变量的维数; $N(x_t; u_t, \Sigma_t)$ 表示 x_t 符合均值为 u_t , 协方差为 Σ_t 时的概率分布. 协方差矩阵 Σ_t 表示了状态预估的不确定性, 协方差越大, 不确定性越高, 概率分布越宽.

虽然卡尔曼滤波器的约束条件很多, 但实践证明, 在机器人定位系统中卡尔曼滤波器是一种高效、高精度的定位方法. 卡尔曼滤波器的最大优点是它的高计算效率, 而这种高计算效率是以卡尔曼滤波器只能表示单峰的概率分布为代价的. 因此, 当系统的状态误差不是很大时, 卡尔曼滤波器是最好的预估器. 这就使得卡尔曼滤波器非常适合于位姿跟踪系统, 它要求观测值比较精确或更新速率比较高. 然而, 一般情况下卡尔曼滤波器却无法实现全局定位, 其主要原因在于出现一定信度的错误观测数据时, 卡尔曼滤波器无法正常工作. 而在全局定位的初始阶段, 机器人存在很多不同的可能位姿, 因而卡尔曼滤波器将无法收敛到真实位姿.

3.2 扩展卡尔曼滤波器与无迹卡尔曼滤波器

在实际机器人自定位系统中, 系统模型基本上都是非线性的, 这时要利用卡尔曼滤波理论就必须将非线性系统进行线性化. 因此, 在机器人的自定位系统中大都采用扩展卡尔曼滤波器(EKF)^[18]. 其中心思想如下: 在参考点利用泰勒展开式对非线性系统进行线性化; 然后利用 Kalman 滤波理论实现系

统的预估和校正. 这便使得 EKF 能够适用于非线性系统的位姿跟踪问题. 然而, 扩展卡尔曼滤波器仍然无法解决全局定位问题.

因为扩展卡尔曼滤波器只采用了非线性系统函数的一阶泰勒展开式, 因此该方法通常会产生较大的后验概率预估误差, 尤其当系统的非线性程度比较高, 而且无法满足局部线性假设时, 误差更大. 这时, 泰勒展开式的高阶项就显得尤为重要. 为此, 人们提出了无迹卡尔曼滤波器(UKF)^[19]. 与 EKF 不同的是, UKF 没有直接逼近非线性系统的状态过程以及观测模型, 而是利用了真实的非线性模型. UKF 方法采用了无迹变换(Unscented Transformation), 其实现原理如下: 在原先状态分布中按某一规则取一些点, 使这些点的均值和方差等于原状态分布的均值和方差; 然后将这些点代入非线性函数中, 得到相应函数值点集, 并通过这些点集求取变换后的均值和方差. UKF 方法在精度以及鲁棒性方面都好于 EKF, 同时其计算量增加不大. 很多文章都报道了 UKF 方法相比于 EKF 方法的优越性^[10].

基于 Kalman 滤波器的机器人定位方法^[11]已经在实际中得到了广泛应用. 文献[12]利用卡尔曼滤波器, 采用激光传感器探测路标, 可以很好地实现机器人在工厂环境中的自定位与导航. 扩展卡尔曼滤波器不仅在机器人自定位方面得到了成功的应用, 在机器人的同时定位和地图生成问题(Simultaneous localization and mapping)^[13]中也得到了成功的应用.

卡尔曼滤波是一种典型的基于概率的预估方法, 在目标跟踪方面, 卡尔曼滤波器以其快速、精确

等特点而得到了广泛的应用。然而,卡尔曼滤波器也有很多不足之处,在实际应用中采用卡尔曼预估的定位方法有时会失败。卡尔曼预估方法主要存在以下几点不足:

1) 机器人的运动学和动力学方程都是非线性的,这时需用到EKF,而EKF的收敛性还没有得到证明,同时也不一定是最优的预估器;

2) 虽然UKF方法提高了EKF的性能,但UKF仍存在很多约束;

3) 起始位姿要求已知是高斯分布的;

4) 非高斯分布的运动和观测模型会产生问题,因为此时的噪声已不是高斯分布的了;

5) 不能从跟踪失败中恢复过来,比如无法解决机器人的“绑架”问题等;

6) 不能处理多峰分布问题(Multimodal distributions),尤其是在全局定位时。

3.3 多假设跟踪

多假设跟踪方法可以克服卡尔曼滤波器只能表征单峰概率分布(Unimodal distribution)的缺点。Sorenson等证明了高斯分布的和可以有效地近似表示任意的概率分布^[14]。MHT(Multihypothesis tracking)方法就是利用混和高斯表示概率分布的,即

$$\text{Bel}(x_t) = \sum_i w_i^{(i)} N(x_t; u_t^{(i)}, \Sigma_t^{(i)}) \quad (8)$$

MHT方法中的每个高斯假设都是一个独立的子信度(Sub-belief),它利用卡尔曼滤波器(EKF或UKF)进行跟踪。这种方法根据每个假设预测观测值的准确度来决定每个假设的权重值 $w_i^{(i)}$ 。因为多假设跟踪方法可以表示多峰的概率分布,因此该方法比卡尔曼滤波器的应用范围更广。MHT方法可应用于全局定位,然而相比于卡尔曼滤波方法,该方法要求比较成熟的经验来处理数据关联问题(例如哪个传感器数据对应于哪个假设)以及何时增加或减少假设的问题。因为每个假设都利用卡尔曼滤波器进行跟踪,因而该方法仍然依赖于卡尔曼滤波器的线性假设。

3.4 马尔可夫定位

基于马尔可夫的定位方法^[15]的实现形式可分为两类,一类是基于网格(Grid based)^[16]的,另一类是基于拓扑地图(Topological graph)^[18]的。基于网格的定位方法,首先将定位空间分割成规则的网格,并对于每个网格赋予一个概率信度值;然后利用离散分段的值表示任意的概率信度。该方法的定位步骤与Kalman滤波定位的步骤基本一样,马尔可夫定位的不同之处在于它不要求系统模型以及观测模

型等符合高斯分布,因为该方法可以表示任意的概率分布。马尔可夫定位方法还可以处理多峰概率分布问题。本质上讲,卡尔曼滤波器是马尔可夫的一种特例(单峰密度分布,只有均值和方差需要迭代)。

Fox等^[16,17]利用基于网格的方法成功地实现了马尔可夫定位算法,使得机器人可以在动态环境中可靠地进行自定位以及避障等。这种方法首先将环境空间划分为一个网格图;然后建立传感器的概率感知模型;再利用马尔可夫定位算法进行迭代运算,从而实现机器人的自定位。由算法可知,如果将位置空间划分为很小的网格,则可以提高定位的精度,然而所付出的代价却是昂贵的计算时间。Fox等^[16]采用两个优化算法来提高系统的计算效率,使得基于网格的马尔可夫定位能成功地应用到实际系统中。但在实际应用中,由于系统的定位精度以及定位效率取决于网格的大小,使得此方法的应用受到一定的限制。

利用基于拓扑地图的方法^[18,19]可以克服基于网格的定位方法需要大量计算资源的缺点。比如在室内环境中,机器人可能位于某个房间或走廊等,因此可用拓扑地图表示世界环境。图的每个节点代表一个具体的位置,而边则表示了路径。拓扑地图方法的最大优点是提高了计算效率,而缺点是表征的粗糙性,使得定位精度不高,预估的结果只是给出了一个粗略的信息。该方法通常只适合于传感器只能提供非常不精确的定位信息的定位系统中,如基于路标的定位等。

Gutmann等^[20]综合考虑了卡尔曼滤波器和马尔可夫定位方法,将两者的优点集成起来,以弥补各自的不足,介绍了一种Markov-Kalman定位方法,并成功地应用于移动机器人定位系统。这种方法集成了Kalman滤波器定位精度较高和Markov定位鲁棒性高以及重定位能力强的优点。吴庆祥等^[21]在研究中发现Markov定位算法还存在一些问题,如概率减小到零以后便无法恢复。对于只有距离传感器的机器人,在对称环境中仅采用该算法则无法准确定位。为了解决这些问题,文中给出了修正算法,并建议在机器人上安装方向仪,然后利用定义一个角度高斯分布函数来构造新的机器人感知模型,从而很好地实现机器人在对称环境中的自定位。

3.5 粒子滤波定位

近年发展起来的基于粒子滤波的定位方法^[22]是一种全新的定位方法。该方法用粒子集描述概率分布,而不用概率分布函数本身表示。为了随时间更新密度分布,一个著名的方法,即蒙特卡罗(Monte Carlo)方法^[22,24~27]得到了广泛的应用。粒子滤波定

位方法相比于以往的定位方法有独特的优点, 主要表现在以下几方面: 相比于基于卡尔曼滤波器的定位方法, 该方法可以处理多峰分布问题, 可以很好地解决全局定位问题; 相比于基于网格的马可夫定位方法, 该方法极大地降低了内存的耗费, 可以以很高的频率将最新的观测值融合到状态估计中; 相比于固定网格大小的马可夫定位方法, 该方法可以得到更高的定位精度. 该方法非常容易应用于现实实验中.

基于采样理论, 可以用 $p(x_k | z^k)$ 的一个随机采样集 $S_k = \{s_k^i; i = 1, \dots, N\}$ 近似表示 $p(x_k | z^k)$ 的概率分布. 基于粒子滤波的定位方法与前面介绍的定位方法类似, 它也主要分两个阶段:

1) 预测阶段 从粒子集 S_{k-1} 开始, 通过对分布函数 $p(x_k | s_{k-1}^i, u_{k-1})$ 的采样, 将系统的运动模型运用到每一个粒子 s_{k-1}^i 上. 也就是对于每个粒子 s_{k-1}^i 从 $p(x_k | s_{k-1}^i, u_{k-1})$ 采样得到 s_k^i . 通过这样的处理, 可以得到一个新的粒子集 S_k . 在这个粒子集中还没有融合最新时刻 k 的观测信息.

2) 更新阶段 在更新阶段, 考虑到系统的最新观测信息 z_k , 对粒子集 S_k 中的每一个采样值通过计算 $m_k^i = p(z_k | s_k^i)$ 得到加权系数; 然后通过对这个加权集进行重采样得到 S_k . 它可以近似表示 $p(x_k | z^k)$ 的概率分布.

在初始时刻 ($k = 0$), 首先对初始先验概率分布 $p(x_0)$ 进行随机采样, 得到 $S_0 = \{x_0^i\}$; 然后执行上述两个阶段, 并不断重复, 这就是粒子滤波的基本思想. 对于粒子滤波方法, 粒子贫乏是其主要缺陷之一. 粒子贫乏是指随着系统的不断迭代, 粒子逐渐收敛于少数状态, 使得粒子缺少多样性. Doucet 等^[28] 从理论上证明了粒子滤波方法出现粒子贫乏的必然性, 而降低该现象影响最有效的方法是合理选择重要性函数^[29, 30] 和采用重采样^[32] 方法. 选取重要性函数 (Proposal distribution) 的准则是使重要性权重的方差最小. Liu 等^[29] 给出了最优的重要性函数. 然而, 在实际应用中, 多数重要性采样函数都采用容易实现的次优算法^[30, 31]. Liu 等^[33] 给出了有效采样数目的公式, 当粒子集的有效粒子数目小于某一给定阈值时, 粒子集进行重采样 (Resampling). 重采样的方法很多, 其思想是去除权重值比较小的粒子, 同时增加权重值较大的粒子数目. 最常用的重采样方法有随机采样法^[32] 和线性时间重采样法^[34] 等. 实践表明, 重采样的不同方法对于粒子滤波器性能的影响并不大. 在实际应用中还发现, 当传感器的感知非常准确时, 常规的粒子滤波器性能非常差, 在无噪声的极端情况下, 常规的粒子滤波方法将会失败. 另

外, 常规的粒子滤波定位方法无法解决“机器人绑架”问题. 针对上述问题, 很多研究者对常规的粒子滤波方法提出了改进方法, 比如在重采样阶段引入随机均匀分布的采样^[35] 等. 虽然这些方法在一定程度上提高了粒子滤波定位的性能, 但在数学意义上它们都存在一些问题. 之后, Thrun 等^[36] 总结了前人的方法, 并进行了推广, 提出了混合 MCL 方法 (Mixture MCL). 该方法通过将常规的 MCL 和其对称组合, 在实际应用中可以很好地解决常规 MCL 方法所遇到的问题, 并在数学上有很好的解释.

在粒子滤波器的实际应用中, 另外一个重要问题是计算效率. 与计算效率直接有关的是粒子集数目, 当粒子集的数目很大时, 粒子滤波器的定位精度高, 但计算效率很差. Fox^[37] 提出了自适应采样数目的蒙特卡罗定位方法, 可以根据采样分布的不确定性调整采样数目. 该方法采用两个概率分布之间的 Kullback-Leiber^[38] 距离来衡量真实概率分布 (True distribution) 与逼近概率分布 (Approximation distribution) 之间的误差. 当分布的不确定性很高时, 即粒子集逼近概率分布与真实概率分布误差较大时, 增加采样数目, 这样可以保证系统的鲁棒性; 而当分布的不确定性很低时, 即真实概率分布与粒子集逼近概率分布的误差很小时, 用少量的粒子就可以实现定位. 该方法在实际应用中可以大大提高系统的计算效率, 并保证系统的定位精度.

基于粒子滤波的定位方法在实际中得到了广泛的应用, 该方法适于许多不同的传感器. Rofer 等^[39] 利用蒙特卡罗定位方法, 采用视觉传感器, 可以很好地实现移动机器人的自定位. 实验表明, 这种方法的实时性以及鲁棒性都很好. Bogdan^[40] 利用激光传感器以及直方图匹配, 采用粒子滤波的方法也能很好地实现机器人在办公室环境中的定位. Andrew 等^[41] 利用了无线网络传感器, 并采用粒子滤波方法成功地实现了机器人在大楼中的定位. Menegatti 等^[42] 采用全景视觉, 并将激光测距的思想引入到视觉处理中, 采用粒子滤波方法成功地实现了自主机器人在 RoboCup 环境中的自定位, 其鲁棒性、精度以及实时性都可以满足比赛的要求.

4 分析与展望

为了提高机器人的定位精度以及鲁棒性, 本文研究了基于贝叶斯理论的定位方法. 卡尔曼滤波器可以很好地解决线性系统的预估问题, 然而它要求系统模型以及噪声模型都必须是高斯模型. 同时, 虽然扩展卡尔曼滤波器可以解决非线性系统预估问题, 但有时精度和收敛性都不是很好. 马尔可夫定位方法可以解决卡尔曼滤波器无法解决的全局定位以

表1 基于贝叶斯滤波理论的各种定位方法的性能比较

| | KF | EKF(UKF) | MHT | Grid | Topology | Particle |
|-------|------|----------|-------|-------|----------|----------|
| 概率分布 | 单峰 | 单峰 | 多峰 | 多峰 | 多峰 | 多峰 |
| 系统模型 | 线性系统 | 非线性系统 | 非线性系统 | 非线性系统 | 非线性系统 | 非线性系统 |
| 定位精度 | 高 | 高 | 高 | 一般 | 差 | 高 |
| 使用范围 | 位姿跟踪 | 位姿跟踪 | 全局定位 | 全局定位 | 全局定位 | 全局定位 |
| 鲁棒性 | 一般 | 高 | 高 | 高 | 高 | 高 |
| 计算效率 | 高 | 高 | 一般 | 差 | 一般 | 一般 |
| 使用方便性 | 一般 | 一般 | 差 | 一般 | 一般 | 高 |

及非高斯模型等问题,但基于网格的马尔可夫定位算法的计算效率以及精度都很差。基于多假设跟踪的方法可以很好地解决目标跟踪以及机器人位姿跟踪等问题,然而该方法仍存在高斯模型的约束。基于粒子滤波的定位方法采用粒子集表示任意的概率分布,该方法可以很好地解决机器人的全局定位问题以及机器人绑架问题。该方法的计算效率相比于Markov方法提高了大概10倍的速度,同时定位精度也较高。因此,该方法在国内外得到了广泛的研究和应用,相信这种定位方法将使得自主机器人得到更高的计算效率以及定位精度,同时定位系统的鲁棒性也将得到很大的提高。各种方法的性能比较如表1所示。

纵观各种不同的移动机器人定位系统,一个好的移动机器人定位方法具有以下特点:

- 1) 可以解决局部位姿跟踪问题,同时也可以处理全局定位问题以及位姿丢失问题;
- 2) 可以处理移动机器人系统中传感器的各种不确定信息,比如编码盘不准确,传感器噪声,地图不精确以及动态环境系统等;
- 3) 可以在非特定环境中进行定位,比如自然的办公室环境等;
- 4) 可以得到尽可能高的定位精度以及定位效率;
- 5) 可以利用多种传感器而非特定的传感器,并进行多传感器数据融合。

基于贝叶斯滤波理论的定位方法恰恰可以满足上述要求,尤其是粒子滤波定位方法的出现,进一步推动了贝叶斯滤波理论在移动机器人定位系统中的应用。可以相信,基于贝叶斯滤波理论的方法在机器人领域将有更大的应用前景。

贝叶斯滤波理论在移动机器人定位中得到了广泛的应用,但仍有很多需要不断改进的地方。综合最近的一些相关文献,可从以下几方面进行研究:

- 1) 进一步提高贝叶斯滤波定位方法的定位效率、鲁棒性等,并不断扩展到不同的定位环境中;
- 2) 对于粒子滤波方法,可以研究更好的重要性

函数选择,以提高系统的性能;

3) 将多种非线性滤波器相结合,虽然目前已提出了一些结合算法,但仍有很大的研究空间;

4) 研究将新的理论应用到多机器人协调定位以及SLAM问题中。

参考文献(References)

- [1] Cox J. J. Blanche-an Experiment in Guidance and Navigation of an Autonomous Robot Vehicle[J]. *IEEE Trans on Robotics and Automation*, 1991, 7(2): 193-204
- [2] Fox D, Burgard W, Thrun S. Markov Localization for Mobile Robot in Dynamic Environments[J]. *J of Artificial Intelligence Research*, 1999, 11(1): 391-727.
- [3] Thrun S, Fox D, Burgard W. Probabilistic Algorithms and the Interactive Museum Tour-guide Robot Minerva[J]. *The Int J of Robotics Research*, 2000, 19(11): 972-999
- [4] Thrun S. Probabilistic Algorithms in Robotics[J]. *AI Magazine*, 2000, 21(4): 93-109
- [5] Thrun S. Bayesian Landmark Learning for Mobile Robot Localization[J]. *Machine Learning*, 1998, 33(1): 41-76
- [6] Negenborn R. *Robot Localization and Kalman Filters* [D]. Utrecht: Institute of Information and Computing, Utrecht University, 2003
- [7] Kalman R. A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems[J]. *Trans of the ASME-Journal of Basic Engineering*, 1960, 82(1): 35-45
- [8] Jazwinski A. *Stochastic Process and Filtering Theory* [M]. New York: Academic Press, 1970
- [9] Julier S, Uhlmann J. K. A New Approach for Filtering Nonlinear Systems[A]. *Proc of the American Control Conf [C]*. Washington: IEEE Press, 1995: 1628-1632
- [10] Wan E A, Vander M R. The Unscented Kalman Filter for Nonlinear Estimation[J]. *Proc of Signal Processing*, 2000, 3(1): 153-158
- [11] Roumeliotis S, Bekey G. Bayesian Estimation and Kalman Filtering: A Unified Framework for Mobile Robot Localization[A]. *Proc 2000 IEEE Int Conf on Robotics and Automation [C]*. San Francisco, 2000:

- 2985-2992
- [12] HuoSheng Hu. Landmark-based Navigation of Autonomous Robots in Industry [J]. *Int J of Industrial Robot*, 2000, 27(6): 458-467.
- [13] Montemerlo M, Thrun S. FastSLAM: A Factored Solution to the Simultaneous Localization and Mapping Problem [A]. *Proc of the Eighteenth National Conf on Artificial Intelligence* [C]. Edmonton: AAAI Press, 2002: 593-598
- [14] Sorenson A, Aispach D. Recursive Estimation Using Gaussian Sums [J]. *Automatica*, 1971, 7(2): 465-479
- [15] Fox D. *Markov Localization: A Probabilistic Framework for Mobile Robot Localization and Navigation* [D]. Bonn: Institute of Computer Science, University of Bonn, 1998
- [16] Fox D, Burgard W. Active Markov Localization for Mobile Robots [J]. *Robotics and Autonomous Systems*, 1998, 25(1): 195-207.
- [17] Fox D, Burgard W, Thrun S. Markov Localization for Mobile Robot in Dynamic Environments [J]. *J of Artificial Intelligence Research*, 1999, 11(1): 391-727.
- [18] Kosecka J, Li F. Vision Based Topological Markov Localization [A]. *Proc of Int Conf on Robotics and Automation (ICRA '04)* [C]. New Orleans: IEEE Press, 2004, 2: 1481-1486
- [19] Castelnovi M, Sgorbissa A, Zaccaria R. Markov-localization Through Color Features Comparison [A]. *Proc of Int Symposium on Intelligent Control* [C]. Taipei: IEEE Press, 2004: 437-442
- [20] Gutmann J. Markov-Kalman Localization for Mobile Robots [A]. *Proc of Int Conf on Pattern Recognition (ICPR '02)* [C]. Quebec: IEEE CS-Press, 2002: 601-604
- [21] 吴庆祥, David B. 可移动机器人的马可夫自定位算法研究 [J]. *自动化学报*, 2003, 29(1): 154-160
(Wu Q X, David B. A Study on Markov Localization for Mobile Robots [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2003, 29(1): 154-160)
- [22] Thrun S, Fox D, Burgard W, et al. Robust Monte Carlo Localization for Mobile Robots [J]. *Artificial Intelligence*, 2001, 121(1): 99-141.
- [23] Banniss R. *A Particle Filter Tutorial for Mobile Robot Localization* [R]. Montreal: Centre for Intelligent Machines, McGill University, 2004
- [24] Dellaert F, Burgard W, Fox D. Using the Condensation Algorithm for Robust Vision-based Mobile Robot Localization [A]. *IEEE Computer Society Conf on Computer Vision and Pattern Recognition* [C]. Columbia: IEEE CS-Press, 1999: 588-594
- [25] Dellaert F, Fox D, Burgard W, et al. Monte Carlo Localization for Mobile Robots [A]. *IEEE Int Conf on Robotics and Automation (ICRA 99)* [C]. Detroit: IEEE Press, 1999: 1322-1328
- [26] Fox D, Burgard W, Dellaert F. Monte Carlo Localization: Efficient Position Estimation for Mobile Robots [A]. *Proc of the 16th National Conf on Artificial Intelligence* [C]. Orlando: The MIT Press, 1999: 343-349.
- [27] Gordon N, Salmond D. Novel Approach to Non-linear and Non-Gaussian Bayesian State Estimation [J]. *Proceedings of Institute Electric Engineering*, 1993, 140(2): 107-113
- [28] Doucet A, Godsill S. *On Sequential Monte Carlo Sampling Methods for Bayesian Filtering* [R]. Cambridge: University of Cambridge, 1998: 1-36
- [29] Liu J S, Chen R. Sequential Monte Carlo methods for dynamical systems [J]. *J of the American Statistical Association*, 1998, 93(5): 1032-1044
- [30] Liu J S, Chen R. Blind Deconvolution Via Sequential Imputation [J]. *J of the American Statistical Association*, 1995, 90(2): 567-576
- [31] Rudolph M, Doucet A. *The Unscented Particle Filter* [R]. Cambridge: Engineering Department, Cambridge University, 2000
- [32] Kitagawa G. Monte Carlo Filter and Smoother for Non-linear Gaussian Nonlinear State Space Models [J]. *J of Computational and Graphical Statistics*, 1996, 5(1): 1-25
- [33] Liu J S, Chen R, Tanya L. *A Theoretical Framework for Sequential Importance Sampling and Resampling* [M]. Doucet: Springer-Verlag, 2001.
- [34] Carpenter J, Clifford P. *An Improved Particle Filter for Non-linear Problems* [R]. Oxford: University of Oxford, 1997.
- [35] Scott L, Manuela V. Sensor Resetting Localization for Poorly Modelled Mobile Robots [A]. *Proc of Int Conf on Robotics and Automation* [C]. San Francisco: IEEE Press, 2000: 1225-1232
- [36] Thrun S, Fox D, Burgard W. Robust Monte Carlo Localization for Mobile Robots [J]. *Artificial Intelligence*, 2001, 128(1): 99-141.
- [37] Fox D. Adapting the Sample Size in Particle Filters through KLD-Sampling [J]. *The Int J of Robotics Research*, 2003, 22(12): 985-1003
- [38] Fox D. KLD-sampling: Adaptive Particle Filters [A]. *Advances in Neural Information Processing Systems* [C]. Vancouver: MIT Press, 2001: 713-720

(下转第 862 页)

表4所示:

从表4可见,通过调节 λ 的值,由 λ -约简可以得到一族平滑过渡的知识约简,并且其中包括了实例决策表的DR,MDR,AR以及PR.

7 结 论

在实际应用中,由于数据获取或数据处理方面的原因,决策表往往是不一致的.为了从中得到简洁的不确定性命题规则,必须对其进行知识约简.本文从以下两个方面对这个问题进行了探讨.

首先,对不一致决策表的DR,MDR和AR,目前的约简方法是通过构造可辨识属性矩阵和相应的辨识公式求解约简.这样的方法在决策表很大或对计算时间有严格要求的场合并不适用.为此,本文提出了针对这3种约简的转化算法,将计算原不一致决策表的这3种约简转化为计算3种一致决策表的PR,进而通过应用针对PR的高效启发式算法,可以有效地减少计算时间的消耗.

其次,DR对信息系统区分能力的要求比较苛刻,针对实际应用而言,这种约简不仅缺乏灵活性,而且易受到噪音数据的影响.针对这些缺点,本文提出了一种新的不一致决策表知识约简的概念,即 λ -约简.通过调节参数 λ 的值,对原决策表引入可调节的额外不一致,从而可以得到一族平滑过渡的知识约简,其中的每个约简反映决策矢量间不同水平的相似程度.相对于上述3种约简, λ -约简有更好的灵活性,因此能更好地满足实际应用的需要.

参考文献(References)

- [1] Pawlak Z, Grzymala-Busse J, Slowinski R, et al. Rough Sets[J]. *Communication of the ACM*, 1995, 38(11): 89-95.
- [2] Pawlak Z. Some Issues on Rough Sets[J]. *Transactions on Rough Sets I, LNCS 3100*, 2004: 1-58.
- [3] 刘少辉,盛秋骥,吴斌,等. Rough集高效算法研究[J].

计算机学报, 2003, 26(5): 524-529.

(Liu S H, Sheng Q J, Wu B, et al. Research on Efficient Algorithms for Rough Set Methods [J]. *Chinese J of Computer*, 2003, 26(5): 524-529.)

- [4] Han J C, Hu X H, Lin T Y. A New Computation Model for Rough Set Theory Based on Database Systems[A]. *DAWAK 2003, LNCS 2737* [C]. Berlin: Springer-Verlag Heidelberg, 2003: 381-390.
- [5] Kryszkiewicz M. Comparative Study of Alternative Types of Knowledge Reduction in Inconsistent Systems [J]. *Int J of Intelligent Systems*, 2001, 16(1): 105-120.
- [6] Zhang W X, Mi J S, Wu W Z. Approaches to Knowledge Reductions in Inconsistent Information Systems[J]. *Int J of Intelligent Systems*, 2003, 18(9): 989-1000.
- [7] 张文修,米据生,吴伟志.不协调目标信息系统的知识约简[J]. *计算机学报*, 2003, 26(1): 12-18.
(Zhang W X, Mi J S, Wu W Z. Knowledge Reductions in Inconsistent Information Systems [J]. *Chinese J of Computer*, 2003, 26(1): 12-18.)
- [8] Ziarko W. Variable Precision Rough Set Model[J]. *J of Computer Systems and Science*, 1993, 46(1): 39-59.
- [9] Nguyen H S, Slezak D. Approximation Reducts and Association Rules Correspondence and Complexity Results[A]. *Proc of RSFDGrC'99, LNAI 1711* [C]. Berlin: Springer-Verlag Heidelberg, 1999: 137-145.
- [10] Li F, Liu Q H, Yang G W. A Heuristic Algorithm for Attribute Reduction in Incomplete Information Systems[A]. *Proc of ISICA 2005* [C]. Wuhan: China University of Geosciences of Press, 2005: 574-580.
- [11] 杨纶标,高英仪. *模糊数学原理及应用*[M]. 广州:华南理工大学出版社, 2000: 112-125.
(Yang L B, Gao Y Y. *Fuzzy Math Theory and Applications* [M]. Guangzhou: South China University of Technology of Press, 2000: 112-125.)

(上接第847页)

- [39] Rofer T, Jügel M. Vision-based Fast and Reactive Monte-carlo Localization [A]. *Proc of the IEEE Int Conf on Robotics and Automation (ICRA-2003)* [C]. Taipei, 2003: 856-861.
- [40] Bogdan K. Finding Location Using a Particle Filter and Histogram Matching [A]. *Proc of Artificial Intelligence and Soft Computing* [C]. Poland: Springer, 2004: 786-791.
- [41] Andrew H, Sajid S. An Experimental Study of Localization Using Wireless Ethernet [A]. *Proc of the Int Conf on Field and Service Robotics* [C]. Lake Yamanaka, 2003: 201-206.
- [42] Menegatti E, Pretto A, Pagello E. A New Omnidirectional Vision Sensor for Monte-carlo Localization [A]. *Proc of the 8th RoboCup Int Symposium* [C]. Berlin: Springer, 2005: 97-109.