对 SLAM 算法的研究

焦晓宇 马小平 唐 羽 (中国矿业大学信息与电气工程学院 江苏 徐州 221008)

【摘 要】本文详细介绍了 SLAM 的几种主要算法,由于 SLAM 问题的解法使机器人实现了真正的自主导航,因此在过去十几年中逐渐成为移动机器人领域的研究热点。经过十多年的研究和发展已经产生了许多 SLAM 算法,典型的包括基于扩展卡尔曼滤 SLAM 算法、FAST SLAM 算法、基于蚁群搜索的 JML 算法等。

【关键词】SLAM 算法: 粒子滤波: 扩展卡尔曼: 蚁群算法

0 前言

SLAM 算法最早出现在 SmithSelf 和 Cheeseman 的论文中,他们运用扩展卡尔曼滤波对状态空间中的机器人位姿和特征(路标)位置进行同时估计。计算复杂度高一直是 SLAM 的难题之一^[1],在基于特征的 SLAM 算法中,标准 EKF SLAM 方法的计算复杂度与环境特征个数呈二次方关系,这使得它只能在一般不超过上百个特征的较小范围内应用。因此,研究一种计算量可随地图大小进行缩放的 SLAM 算法成为一个公共难题。

由于 SLAM 问题针对未知且不确定的环境,一般使用概率方法来描述该问题。SLAM 的常用概率解法有两类,EKF 算法和粒子滤波算法。对于非线性系统的 SLAM 问题 EKF 算法和快速 SLAM(FastSLAM)算法是比较典型的两种算法型。粒子滤波方法对模型进行直接近似,它不要求控制向量和观测值满足高斯分布假设将粒子滤波方法应用到高维 SLAM 问题,计算量非常大,FastSLAM 算法把联合 SLAM 状态分成运动部分和条件地图部分以缩小采样空间,机器人的位姿用不同权值的粒子表示,地图由独立的高斯分布解析表示,机器人位姿状态的递归估计采用粒子滤波方法,地图状态的递归估计采用 EKF 方法。

1 EKF的 SLAM 算法

传统的 SLAM 算法需要将不同时间、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,也存在局部数据和全局数据的关联与匹配问题^[3]

随着 SLAM 问题研究的深入,人们发现 EKF 方法的瓶颈在于其计算复杂性的。对于其最优滤波,无论对滤波方程如何整理和计算,其计算复杂度都至少与地图中特征个数的平方成正比,难以满足构建大规模地图和实时性的要求。对于大规模地图,EKF SLAM 算法难以避免出现不一致现象。一致性(consistency)是指算法能得到无偏估计且能正确地给出估计方差,近几年,国外许多学者在这方面已经进行了研究,分析了模型误差、线性化误差等因素对一致性的影响。这些研究表明,EKF 算法并不适合大规模的 SLAM。

基于扩展卡尔曼滤波的 SLAM 算法是一种经典方法,虽然该方法 计算复杂度高且无法处理"闭环"问题,但其收敛性是目前所有算法中 最好的,因此至今仍在陆地、水下及空中等场合得到广泛的应用。

2 压缩型扩展卡尔曼滤波(CEKF)的算法

为了提高 EKF-SLAM 算法的实时性,众多学者提出各种优化或保守的方法,中心思想是将 SLAM 问题重新形式化或者在估计效果与实时性之间进行折中。其中,Guivant 等研究了如何利用 SLAM 问题中矩阵的稀疏性、感知范围有限性等约束来降低计算复杂度,并提出一系列基于压缩型扩展卡尔曼滤波(CEKF)的算法。

CEKF-SLAM 算法面临的问题发生在机器人观察到一个新路标时,不可避免地需要将新路标加入到系统状态中,即进行状态增广。通常状态增广通过首先进行一次全局更新,然后进行增广实现,随着地图中路标数目的增加,状态增广将逐渐成为 CEKF-SLAM 实时性的瓶颈。为降低状态增广的计算复杂度,在 CEKF-SLAM 中采用一种新的状态增广的方法,通过对局部状态向量进行增广并增广一个辅助系数矩阵即可无损估计最优性地完成状态增广,其计算复杂度仅与局部地图中的路标数目呈线性关系。

3 FAST SLAM

与基于 Kalman 滤波的 SLAM 不同,RBPF SLAM 采用粒子来表示机器人的位姿,而环境特征的估计依然利用 EKF 解析计算。这种将状态分解为采样部分和解析部分的粒子滤波方法一般称为 RBPF。由于这种分解,RBPF SLAM 的计算复杂度为 O(NM),其中 N,M 分别为所用粒子的数目及特征个数,如给定粒子数 N,RBPF SLAM 的计算复杂度与特征个数 M 成线性关系,而传统 EKF SLAM 的复杂度为 O(M),因此 RBPF SLAM 也被称为 FAST SLAM,这种算法降低了计算复杂度,是 SLAM 的一种常用算法 $^{[4]}$ 。

FAST SLAM 算法是同时定位与地图创建领域的一类重要方法, UPF-IEKF FastSLAM 2.0 算法采用 UPF 估计机器人的路径, 地图估计则采用 IEKF 算法 UPF 算法使粒子向后验概率高的区域运动, 提高了估计精度同时降低计算复杂度; IEKF 算法通过迭代观测更新过程来提高估计精度。地图估计和路径估计是相互关联的, 路径和地图估计的精度主要取决于路径估计的方法, 采用 UKF 估计地图时, 虽然估计精度有所提高, 计算量却高于 EKF 算法。综合考虑估计精度和计算复杂度, 认为 "UPF-IEKF" 是一种更合理的 FastSLAM 算法滤波架构, UPF-IEKF FastSLAM 2.0 系列算法中最理想的算法。

4 基于蚁群搜索的 JML 算法

基于蚁群搜索的 JML 算法 (Ant Colony Joint Maximum Likelihood, ACJML) 首先将 SLAM 的数据关联的数学模型演化为组合优化模型,再利用蚁群算法解决组合优化问题的优势,将其应用于量测特征和地图特征的关联 $^{[0]}$ 。

蚁群算法是利用一组人工蚂蚁的协作来寻找好的解,人工蚂蚁实际上代表的是一个随机构建过程,在构建过程中通过不断向部分解添加符合定义的解成分从而构建出一个完整的解。它可以应用到任何能够定义构建性启发式的组合优化问题中。基于蚁群算法的JML数据关联算法,能够有效弥补JML算法正确关联率低且容易发散的缺陷,在不同的仿真条件下具有较强的鲁棒性。

【参考文献】

- [1]安婷婷,肖南峰.粒子滤波 SLAM 算法研究[J].计算机仿真,2010,27(8):73-77. [2]周武,赵春霞,张浩峰.一种基于 AMPF 和 FastSLAM 的复合 SAM 算法[J].模式识别与人工智能,2009,22(5):718-725.
- [3] 曹梦龙,崔平远,自主机器人 SLAM 改进算法[J]. 青岛科技大学学报:自然科学版.2008,29(4):362-365.
- [4] 郭剑辉, 赵春霞. 一种新的粒子滤波 SLAM 算法 [J]. 计算机研究与发展, 2008.45(5):853-860.
- [5]郭利进,王化祥,孟庆浩,等.一种改进的粒子滤波 SLAM 算法[J].计算机应用研究,2008,25(6):1698-1700.
- [6]曾文静,张铁栋,徐玉如,等.一种基于蚁群算法的 SLAM 数据关联方法[J].计算机应用,2009,29(1):136-148.

作者简介:焦晓宇(1985—),河南平顶山人,女,中国矿业大学信电学院 2009 级控制理论与控制工程专业硕士研究生。

[责任编辑:汤静]