

DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2012.10.028

基于区间分析无迹粒子滤波的移动机器人 SLAM 方法*

刘洞波^{1,2} 刘国荣^{1,2} 王迎旭¹ 肖鹏¹

(1. 湖南工程学院计算机与通信学院, 湘潭 411104; 2. 湖南大学电气与信息工程学院, 长沙 410082)

【摘要】 移动机器人同时定位与地图创建算法 SLAM 中,非线性系统线性化处理 and 雅可比矩阵计算导致运算量大、系统状态估计精度较低。为此提出了一种基于区间分析的无迹粒子滤波同时定位与地图创建的方法。利用基于区间分析的区间粒子滤波进行位姿估计,降低了定位需要的粒子数;并采用无迹卡尔曼滤波更新地图中的特征,提高了地图创建的精度。在同等粒子数的情况下,改进了 SLAM 的精度,减少了运算时间,实验结果验证了方法的有效性。

关键词: 移动机器人 同时定位与地图创建 粒子滤波器 区间分析 无迹卡尔曼滤波

中图分类号: TP24 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2012)10-0155-06

SLAM Method for Mobile Robot Based on Interval Analysis Unscented Particle Filter

Liu Dongbo^{1,2} Liu Guorong^{1,2} Wang Yingxu¹ Xiao Peng¹

(1. College of Computer and Communication, Hunan Institute of Engineering, Xiangtan 411104, China)

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

Abstract

In particle filter simultaneous localization and mapping method (SLAM) for mobile robots, linearization of nonlinear systems and derivation of the Jacobian matrices lead to large computing and system state estimation problem of low accuracy. To solve this problem, a SLAM method based on interval analysis and unscented particle filter was proposed. The number of particles was seriously reduced based on the interval analysis for pose estimation. The nature landmarks were updated through unscented Kalman filter to improve map estimation accuracy. This approach improved the state estimation accuracy and computational effort with a smaller number of particles than previous approaches. The results indicated that the proposed method was valid.

Key words Mobile robot, SLAM, Particle filter, Interval analysis, Unscented Kalman filter

引言

移动机器人的同时定位与地图创建(simultaneous localization and mapping, 简称 SLAM)^[1]是指机器人依靠自身传感器在未知环境中获得感知信息,递增地创建周围环境的地图,同时利用创建的地图实现自主定位。SLAM 是移动机器人实现真正全自主的核心问题。SLAM 方法中广泛

采用扩展的卡尔曼滤波(extended Kalman filtering, 简称 EKF)方法,其协方差矩阵维数与路标数呈指数关系,且路标观测数据存在关联问题,这限制了 SLAM 算法的应用。Murphy 等引入 RBPF 方法对 SLAM 进行解耦处理^[2],采用粒子描述机器人可能的状态和环境地图。Montemerlo 等在此基础上提出了 FastSLAM 1.0 和 FastSLAM 2.0 算法^[3],二者在路标估计中依然采用 EKF 方法,有效地解决了数据

收稿日期: 2011-11-24 修回日期: 2011-12-31

* 国家自然科学基金资助项目(51177040, 60970038)和湖南省自然科学基金重点资助项目(09JJ8006)

作者简介: 刘洞波,副教授,湖南大学博士生,主要从事机器人定位、导航和地图构建等研究, E-mail: ldbymh@163.com

关联问题,但是同样面临和粒子数呈正比的计算机量和存储量的问题。

本文在 FastSLAM 算法框架基础上,提出一种基于区间分析无迹粒子滤波同时定位与地图创建的方法(interval analysis unscented particle filter SLAM, 简称 IUPF-SLAM)。位姿估计采用区间分析数学工具和约束满意度方法^[4-5]处理区间数据,权重由有界测量误差模型^[6]定义。地图路标的更新采用比 EKF 更可靠的无迹卡尔曼滤波(unscented Kalman filter, 简称 UKF)^[4-7]实现。区间分析用于解决粒子滤波器需要大量粒子的问题,使得粒子朝移动机器人真实轨迹靠近,在同等精度要求下实现所需粒子数的最小化。无迹粒子滤波用于改进路标协方差矩阵预测和更新方法,减小线性化误差。

1 移动机器人 SLAM 问题描述

移动机器人 SLAM 问题是一个马尔可夫过程,定义 t 时刻移动机器人的位姿变量为 $s_t = (x_t, y_t, \theta_t)$, 0 至 t 时刻机器人状态序列为 $s_{0:t}$ 。 $t-1$ 时刻至 t 时刻控制输入量为 u_t , 0 至 t 时刻的运动控制信息为 $u_{0:t}$ 。 t 时刻传感器观测数据为 z_t , 从起始时刻到 t 时刻的所有观测信息为 $z_{1:t}$ 。 M 代表环境地图。SLAM 的概率描述形式可以表示为

$$p(s_{0:t}, M | z_{1:t}, u_{0:t}) \quad (1)$$

由于地图中路标和路标之间的相关性是由机器人的位姿不确定性引起的,如果机器人的位姿完全确定,那么各路标之间是不相关的,对式(1)进行 Rao-Blackwellised 分解,后验分布为

$$p(s_{0:t}, M | z_{1:t}, u_{0:t}) = p(s_{0:t} | z_{1:t}, u_{0:t}) p(M | z_{1:t}, u_{0:t}) \quad (2)$$

式中 $p(s_{0:t} | z_{1:t}, u_{0:t})$ ——位姿估计后验概率分布

$p(M | z_{1:t}, u_{0:t})$ ——地图估计后验概率分布

本文引入区间分析算法进行位姿估计,引入无迹卡尔曼滤波替代 EKF 进行地图更新。

2 区间分析无迹粒子滤波 SLAM 方法

区间分析能很好地处理高斯非白噪声和测量误差,本文提出区间分析的机器人粒子滤波定位方法,使用区间数据更具效率,比一般的粒子滤波算法粒子集更小,因此减少了计算量。多个粒子连续分布于整个区间内,区间内粒子不是传统意义上的一一对应各自粒子的权重,而是对应区间权重。区间粒子滤波器,主要涉及区间运算和约束满意度处理等。

2.1 区间分析基本原理

对于给定的实数 $\underline{x}, \bar{x} \in \mathbf{R}$, 若满足 $\underline{x} \leq \bar{x}$, 则闭合有界数集 X 称为有界闭区间,即

$$X = [\underline{x}, \bar{x}] = \{x \in \mathbf{R} | \underline{x} \leq x \leq \bar{x}\} \quad (3)$$

所有实区间的集合记作 \mathbf{IR} 。区间 X 的中点、宽度和绝对值分别定义为

$$\text{mid}X = (\underline{x} + \bar{x})/2$$

$$w(X) = \bar{x} - \underline{x}$$

$$|X| = \max(|\underline{x}|, |\bar{x}|)$$

任意给定 $X = [\underline{x}, \bar{x}], Y = [\underline{y}, \bar{y}] \in \mathbf{IR}$, 则区间代数运算为

$$X \text{ op } Y = \{x \text{ op } y | x \in X, y \in Y\}$$

$$(\text{op} \in \{+, -, \times, /\}) \quad (4)$$

分量为区间的向量称为区间向量,所有 n 维实区间向量的集合记作 \mathbf{IR}^n , 在 \mathbf{IR}^n 内,定义 n 个闭区间的笛卡尔乘积为区间向量,记为

$$\mathbf{x} = \mathbf{x}_1 \mathbf{x}_2 \cdots \mathbf{x}_n \quad (5)$$

其中 $\mathbf{x}_i = [\underline{x}_i, \bar{x}_i]$ ($i = 1, 2, \dots, n$)

区间元素 \mathbf{x}_i 是 \mathbf{x} 对第 i 轴的投影。

区间分析中几乎所有区间算法都基于区间扩展函数的包含特性。设 f 是从 \mathbf{R}^n 到 \mathbf{R}^m 的映射,如果从 \mathbf{IR}^n 到 \mathbf{IR}^m 的映射 $[f]$ 满足 $\forall \mathbf{x} \in \mathbf{IR}^n, f(\mathbf{x}) \subset [f](\mathbf{x})$, 则 $[f]$ 是映射 f 的包含函数。

区间分析的目的之一就是为大部分的映射 f 提供一个能够快速得到的且不过大的包含方程 $[f](\mathbf{x})$ 。

2.2 约束满足问题

为了提高效率,在区间分析运算过程中使用约束,删除变量中的一些不参与求解的值。变量论域是变量的所有可能取值的集合,若 X 是变量,则用 D_X 来表示变量 X 的论域。约束满足问题通常用一个三元组 (V, D, C) 表示,其中: V 是变量的有限集合 $\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$, D 是将每个变量映射到一个有限的论域上的函数。用 D_{x_i} 表示变量 x_i 在函数 D 上的映射,即变量 x_i 的论域; C 为约束的有限集合,而且在约束中出现的变量只能是 V 中的变量。若 $c \in C$, 则约束 c 表示其中出现的所有变量对应论域笛卡尔乘积的一个子集。约束满足问题(constraint satisfaction problem, 简称 CSP)的解是为每个变量赋一个其论域上的值,使之满足所有的约束。

2.3 区间分析位姿估计

粒子滤波定位的理论基础是贝叶斯滤波,其核心思想是以一组加权采样表示位姿的空间分布,每个采样由机器人位姿和权值组成,权值表明机器人真实位姿的概率^[8-11]。对粒子滤波定位算法进行基于区间分析运算的扩展^[4-6],具体由 3 个递归步骤组成。

2.3.1 状态预测

传统的粒子滤波在状态空间随机生成 N 大小的粒子集 $\{s^i\}_{i=1}^N$, 每个粒子赋予均匀权值。将该初

始化过程扩展到区间粒子滤波,状态空间区域分割成没有交集的 N 个区间 $\{[s^i]\}_{i=1}^N$,每个区间权值相等。

假如在 t 时刻粒子状态为 $\{s^i\}_{i=1}^N$,控制输入量为 u_t, v_t^i 为粒子噪声, $t+1$ 时刻使用迭代公式进行运动预测为

$$s_{t+1}^i = p(s_{t+1}^i | s_t^i, u_t, v_t^i) = f(s_t^i, u_t, v_t^i) \quad (6)$$

将运动状态预测扩展到区间粒子预测运算,已知 t 时刻区间粒子集 $\{[s_t^i]\}_{i=1}^N$,控制输入量为 $\{[u_t]\}$, $t+1$ 时刻基于区间分析运算的运动预测为

$$[s_{t+1}^i] = p([s_{t+1}^i] | [s_t^i], [u_t]) = [f]([s_t^i], [u_t]) \quad (7)$$

区间粒子滤波通过有界误差方法代替噪声处理,有别于传统的粒子滤波。

2.3.2 感知更新

根据感知数据调整粒子权值和缩小区间。粒子滤波中实时数据和预测值之间的近似程度决定是否更新粒子。假设预测值 $s_{t+1}^i = f(s_t^i)$,实时测量值为 Z^{t+1} ,则粒子的更新依据为 $r_{t+1}^i = |Z_{t+1}^i - s_{t+1}^i|$ 。而区间分析粒子滤波中,用两个区间的交集进行评估。对所有的区间粒子求得

$$[s_{t+1}^i] = [f]([s_t^i]) \quad (i = 1, 2, \dots, N) \quad (8)$$

更新根据预测区间和实时区间测量交集大小进行,即

$$[r_{t+1}^i] = [s_{t+1}^i] \cap [Z_{t+1}^i] \quad (9)$$

根据观测模型粒子的后验概率为

$$p(Z_{t+1} | s_{t+1}^i) = p(|Z_{t+1}^i - s_{t+1}^i|) = p(r_{t+1}^i) \quad (10)$$

迭代过程中,区间粒子的宽度包含了由系统误差或者输入误差引起的定位误差,考虑到区间粒子约束,区间收缩算法将消除区间粒子非一致性部分,每一个区间赋予新的宽度。根据有界误差方法,类似于利用感知测量进行协方差矩阵更新的卡尔曼滤波的更新步骤,预测区间测量和实时区间测量交集 $[r_{t+1}^i]$ 为空,则区间粒子保持不变,而预测测量和实时测量交集 $[r_{t+1}^i]$ 不为空,则区间粒子更新为新的区间粒子。构建区间似然模型

$$A^i = \prod_1^p A^i(j) \quad (11)$$

其中 $A^i(j) = |r_{t+1}^i(j)| / |s_{t+1}^i(j)|$

式中 p ——感知测量的维数

$|s_{t+1}^i(j)|$ ——区间 $[s_{t+1}^i(j)]$ 的宽度

2.3.3 位姿估计

先进行权值更新,在粒子滤波中对每个粒子的权值进行更新

$$w_{t+1}^i = p(Z_{t+1} | s_{t+1}^i) w_t^i = p(r_{t+1}^i) w_t^i \quad (12)$$

同样的方式,区间粒子的权值可以通过之前权

值乘以每个区间的似然

$$w_{t+1}^i = \left(\prod_1^p A^i(j) \right) w_t^i \quad (13)$$

然后进行权值归一化处理

$$w_{t+1}^i = w_{t+1}^i / \sum_{j=1}^N w_{t+1}^j \quad (14)$$

利用区间粒子进行位姿估计

$$s_t = \sum_{i=1}^N c_i w_t^i \quad (15)$$

c_i 是第 i 个区间粒子的中心。至此,将标准粒子滤波位姿估计扩展到了基于区间运算的区间粒子位姿估计,经过迭代之后,权值高的粒子更有可能保留,权值低的面临淘汰。重采样可以采用 N 阶独立同分布变量方法。如果区间被采样 n 次,可利用有界误差方法细分成 n 个不同的子区间代替该区间,参见文献[5]。

2.4 UKF 地图更新

一般文献中主要是采用 UKF 进行 SLAM 中位姿估计,地图更新路标估计仍然沿用 EKF 算法。但是 EKF 进行地图更新需要推导雅可比矩阵,对非线性的模型进行线性化,计算量很大,线性化只精确到泰勒级数的一阶,造成信息数据丢失。UKF 只使用少数 Sigma 点的样本,进行非线性模型后,所得均值和方差能够精确到非线性项泰勒展开式的二阶项,非线性滤波精度更高。因此本文在位姿估计采用区间粒子滤波方法的基础上,采用基于 UKF 的路标估计算法来取代标准 FastSLAM 算法中的基于 EKF 的路标估计。每一个粒子对应一个地图,如果地图中包含 n 个特征,对于已观测到的特征,需要对其进行估计更新。地图估计可分解为 n 个特征估计问题。

利用前一时刻估计得到的路标特征的均值和方差来选取一些 Sigma 点,假设 t 时刻第 i 个地图中的第 j 个路标特征估计的均值和方差为 $\left\{ \mu_{t,j}^i, \sum_{t,j}^i \right\}$ 。假设 t 时刻状态 χ_t 的维数为 L ,均值为 $\hat{\chi}_t$,方差为 p_{x_t} ,构建 $2L+1$ 个 Sigma 点 $\chi_t^i (i = 1, 2, \dots, 2L)$ 的矩阵,对应权值为 w_t^i ,有

$$\begin{cases} \chi_t^i = \hat{\chi}_t \\ w_t^0 = \lambda / (L + \lambda) \quad (i = 0) \\ \chi_t^i = \hat{\chi}_t + [(L + \lambda) p_{x_t}]^{1/2} \quad (i = 1, 2, \dots, L) \\ \chi_t^i = \hat{\chi}_t - [(L + \lambda) p_{x_t}]^{1/2} \quad (i = L + 1, L + 2, \dots, 2L) \\ w_t^i = \lambda / 2(L + \lambda) \quad (i = 1, 2, \dots, 2L) \end{cases} \quad (16)$$

其中 $\lambda = \alpha^2(L + \kappa) - L$

式中刻度因子 $0 \leq \alpha \leq 1$,用于表示选取的 Sigma 点距离均值的远近, κ 为常数,通常取 0。

根据感知模型计算每个 Sigma 点

$$z_t^i(j) = h(\chi_t^i) + \varepsilon_t \quad (i=1, 2, \dots, 2L; j=1, 2, \dots, n) \quad (17)$$

z_t 的均值和方差为

$$\hat{z}_t(j) = \sum_{i=0}^{2L} w_t^i z_t^i(j) \quad (18)$$

$$P_{z_t(j)} = \sum_{i=0}^{2L} w_t^i (z_t^i(j) - \hat{z}_t(j)) (z_t^i(j) - \hat{z}_t(j))^T \quad (19)$$

应用 UKF 更新地图特征

$$P_{xz_t(j)} = \sum_{i=0}^{2L} w_t^i (\chi_t^i(j) - \hat{\chi}_t(j)) (z_t^i(j) - \hat{z}_t(j))^T \quad (20)$$

$$K_t(j) = P_{xz_t(j)} P_{z_t(j)}^{-1} \quad (21)$$

$$\mu_t^i(j) = \mu_{t-1}^i(j) + K_t(j) (z_t^i(j) - \hat{z}_t(j)) \quad (22)$$

$$\sum_t^i(j) = \sum_{t-1}^i(j) - K_t(j) P_{z_t(j)} K_t(j)^T \quad (23)$$

3 系统建模与实验

为验证方法的正确性和有效性,对本文提出的基于区间分析无迹粒子滤波的机器人 SLAM 方法进行了实验。实验采用“能力风暴”AS-R 轮式机器人(图 1),装配激光雷达测距仪提供环境扫描信息。机器人的实验环境为室内准结构化办公环境。



图 1 装配激光测距仪的实验机器人

Fig. 1 Experiment robot with a laser ranger

3.1 运动模型

机器人采用双主动轮差速控制、从动轮支撑方式。为了更好地描述机器人实际移动轨迹,机器人运动模型采用圆弧模型^[12],机器人运动模型如图 2 所示^[13]。

运动模型在世界坐标系 $WXOY$ 下解析式为

$$\begin{aligned} s_{t+1}^i &= f(s_t^i, u_t) + \omega_t = \\ & \begin{bmatrix} x_t^i + a_t \cos(\theta_t^i + \Delta\theta_t/2) \\ y_t^i + a_t \sin(\theta_t^i + \Delta\theta_t/2) \\ \theta_t^i - \Delta\theta_t \end{bmatrix} + \omega_t \quad (24) \end{aligned}$$

再按照式(8)将运动模型进行区间粒子扩展。

3.2 观测模型

激光测距传感器是在扫描平面上按一定的角度

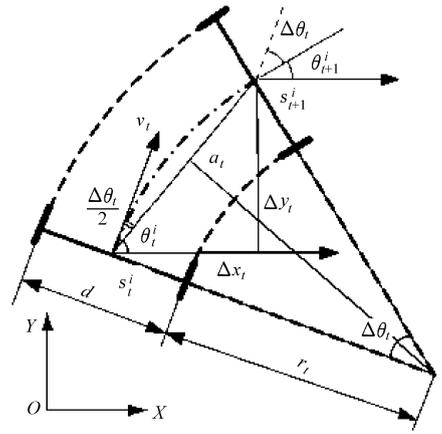


图 2 机器人运动模型

Fig. 2 Motion model of mobile robots

分辨率进行距离扫描,激光测距仪测距范围 0.8 ~ 10 m,扫描范围 180°,精度 10 ~ 15 mm,角度分辨率 0.25°,反应时间 12 ms。扫描数根据极坐标形式为 $s_n = (\rho_n, \varphi_n)^T$,或者由直角坐标表示为

$$u_n = (x_n, y_n)^T \quad (n=1, 2, \dots, N) \quad (25)$$

其中 $x_n = \rho_n \cos \varphi_n$ $y_n = \rho_n \sin \varphi_n$

式中 ρ_n ——扫描距离 φ_n ——扫描角

N ——扫描数据点个数

本文假设测量值 $(\rho_n, \varphi_n)^T$ 受噪声干扰,它们分别服从高斯白噪声分布且互相独立,由技术手册查得标准差分别为 $\sigma_d = \pm 8$ mm 和 $\sigma_\phi = \pm 10^{-4}$ rad,基于激光测距仪的特征描述与提取参见文献[14]。

3.3 实验结果与分析

实验场景为 5 m × 4 m 室内实验室环境,12 个路标随机分布。机器人输入线速度 $u_v = \frac{\pi}{18}$ m/s,角

速度 $u_\omega = \frac{\pi}{18}$ rad/s,机器人速度误差 $\sigma_{uv} = \frac{\pi}{900}$ m/s,

角速度误差为 $\sigma_{u\omega} = \frac{\pi}{900}$ rad/s,传感器的距离噪声

σ_d 为 0.008 m,偏角噪声 σ_ϕ 为 0.25°。实验中 EKFSLAM 和 FastSLAM 中粒子数为 200, IUPF-SLAM 中粒子数为 20,机器人逆时针运动探索一周后回到原来起始位置形成一次闭环,采用最近邻方法进行数据关联,实验结果如图 3 所示。

其中点划线代表机器人真实路径,实线为估计路径,星点代表设定的路标,小圈代表对于路标的估计值。随着机器人的运动和观测信息的加入,机器人自身位置的不确定性和路标位置的不确定性逐渐变小,最终收敛于一个很小的值,实现了移动机器人精确位姿跟踪定位。

分别对 EKFSLAM、FastSLAM 和 IUPF-SLAM 3 种方法的机器人位姿和路标位置估计误差进行了比较,所有对比数据是以 50 次重复实验并取平均值

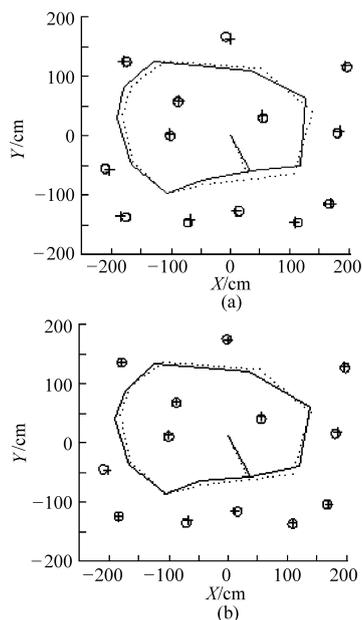


图 3 FastSLAM 和 IUPF-SLAM 实验对比

Fig. 3 Comparison between FastSLAM and IUPF-SLAM

(a) FastSLAM 同步定位与地图创建

(b) IUPF-SLAM 同步定位与地图创建

得出的。图 4、图 5 是系统噪声和观测噪声为高斯白噪声条件下, EKFSLAM、FastSLAM 和 IUPF-SLAM 进行路径估计时 X 、 Y 方向估计误差的对比。前 2 种算法的估计精度比 IUPF-SLAM 略低, 整体相差不大, 但是 IUPF-SLAM 采用了区间分析理论并利用 UKF 进行地图更新, 降低了粒子数的同时减少了运算时间。

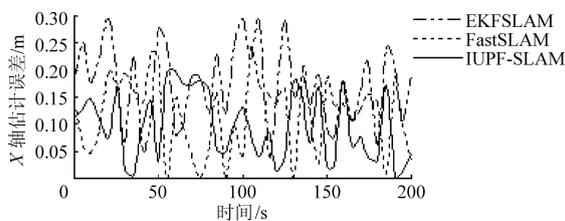


图 4 高斯白噪声下 X 轴误差比较

Fig. 4 SLAM algorithms X -axis errors with Gaussian white noise

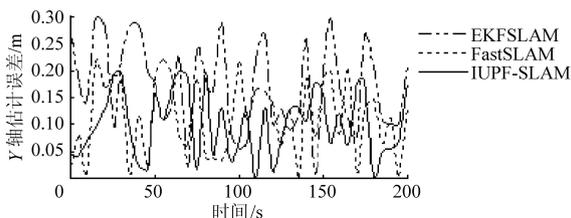


图 5 高斯白噪声下 Y 轴误差比较

Fig. 5 SLAM algorithms Y -axis errors with Gaussian white noise

表 1 对 EKFSLAM、FastSLAM 和 IUPF-SLAM 的路径估计和地图估计的精度、运行时间、粒子数进行

比较。结果表明, IUPF-SLAM 算法优于 EKFSLAM 和 FastSLAM 算法。

IUPF-SLAM 有别于 EKFSLAM 和 FastSLAM, 通过有界误差方法代替噪声处理, 为了验证自适应 IUPF-SLAM 抑制噪声的能力, 添加了不同的噪声, 验证算法的有效性。添加参数为 0.01 的指数分布的随机环境噪声和系统噪声后, 进行路径估计时 X 、 Y 方向估计误差如图 6、图 7 所示。实验表明, 在添加其他噪声后, IUPF-SLAM 显示了良好的抑制噪声能力。

表 1 EKFSLAM、FastSLAM 和 IUPF-SLAM 实验结果
Tab. 1 Experimental results of EKFSLAM, FastSLAM and IUPF-SLAM

参数	EKFSLAM	FastSLAM	IUPF-SLAM
X 轴均方误差/m	0.173	0.137	0.118
Y 轴均方误差/m	0.169	0.126	0.120
路标估计均方误差/m	0.073 9	0.053 0	0.014 0
每步运行时间/ms	865	652	158

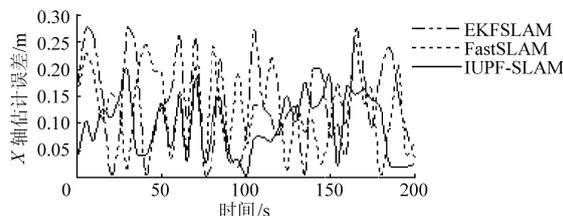


图 6 指数分布噪声下 X 轴误差比较

Fig. 6 SLAM algorithms X -axis errors with exponential noises

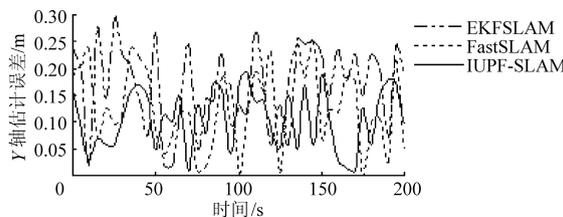


图 7 指数分布噪声下 Y 轴误差比较

Fig. 7 SLAM algorithms Y -axis errors with exponential noises

4 结束语

本文将区间分析理论引入到移动机器人的 SLAM 中, 解决了粒子滤波器需要大量粒子的问题, 同时使粒子朝移动机器人的真实轨迹靠近。而 EKF 对机器人地图特征进行估计存在计算量过大、精度不高甚至发散等问题, 本文采用比 EKF 更可靠的 UKF 实现地图中路标的更新。实验结果表明, 与当前的其他 SLAM 算法相比, 该方法能在粒子数相同时获得更高的机器人定位精度和地图构建精度, 同时满足了实时性的要求。

参 考 文 献

- 1 Smith R, Self M, Cheeseman P. Estimating uncertain spatial relationships in robotics [C] // Proceedings of the 2nd Annual Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence, UAI'86, 1986:435 ~ 461.
- 2 Murphy K P. Bayesian map learning in dynamic environments [C] // NIPS: Advances in Neural Information Processing System. Denver: Morgan-Kaufmann, 1999: 1 015 ~ 1 021.
- 3 Wang C, Thorpe C, Thrun S, 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: Morgan Kaufmann, 2003: 1 151 ~ 1 156.
- 4 Abdallah F, Gning A, Bonnifait P. Box particle filtering for nonlinear state estimation using interval analysis [J]. Automatica, 2008, 44(3): 807 ~ 815.
- 5 Jaulin L, Kieffer M, Didrit O, et al. Applied interval analysis with examples in parameter and state estimation, robust control and robotics [M]. London: Springer-Verlag, 2001.
- 6 Jaulin L, Walter E. Set inversion via interval analysis for nonlinear bounded error estimation [J]. Automatica, 1993, 29(4): 1 053 ~ 1 064.
- 7 Sunderhauf N, Lange S, Protzel P. Using the unscented Kalman filter in mono-SLAM with inverse depth parameterization for autonomous airship control [C] // IEEE International Workshop on Safety, Security and Rescue Robotics, Piscataway, IEEE, 2007: 1 ~ 6.
- 8 Fox D, Burgard W, Dellaert F. Monte carlo localization: efficient position estimation for mobile robots [C] // Proceedings of the AAAI-99, Orlando, 1999: 343 ~ 349.
- 9 周俊, 张高阳, 刘锐, 等. 基于粒子滤波的苹果采摘机器人目标姿态估算 [J]. 农业机械学报, 2011, 42(3): 161 ~ 165.
Zhou Jun, Zhang Gaoyang, Liu Rui, et al. Apple attitude estimation based on particle filter for harvesting robot [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2011, 42(3): 161 ~ 165. (in Chinese)
- 10 司永胜, 乔军, 刘刚, 等. 苹果采摘机器人果实识别与定位方法 [J]. 农业机械学报, 2010, 41(9): 148 ~ 153.
Si Yongsheng, Qiao Jun, Liu Gang, et al. Recognition and location of fruits for apple harvesting robot [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2010, 41(9): 148 ~ 153. (in Chinese)
- 11 张学习, 杨宜民. 基于多传感器信息融合的移动机器人快速精确自定位 [J]. 控制理论与应用, 2011, 28(3): 443 ~ 448.
Zhang Xuexi, Yang Yimin. Fast and accurate self-localization of mobile robot based on multi-sensor [J]. Control Theory & Applications, 2011, 28(3): 443 ~ 448. (in Chinese)
- 12 Jensfelt P, Christensen H I. Pose tracking using laser scanning and minimalistic environmental models [J]. IEEE Transactions on Robotics and Automation, 2001, 17(2): 138 ~ 147.
- 13 赵立军, 孙立宁, 李瑞峰, 等. 室内环境下同步定位与地图创建改进算法 [J]. 机器人, 2009, 31(5): 438 ~ 444.
Zhao Lijun, Sun Lining, Li Ruifeng, et al. On an improved SLAM algorithm in indoor environment [J]. Robot, 2009, 31(5): 438 ~ 444. (in Chinese)
- 14 庄严, 王伟, 王珂, 等. 移动机器人基于激光测距和单目视觉的室内同时定位和地图构建 [J]. 自动化学报, 2005, 31(6): 925 ~ 933.
Zhuang Yan, Wang Wei, Wang Ke, et al. Mobile robot indoor simultaneous localization and mapping using laser range finder and monocular vision [J]. Acta Automatica Sinica, 2005, 31(6): 925 ~ 933. (in Chinese)