

一种基于迭代 EKF 的 FastSLAM 算法

张丽,赵春霞*

(南京理工大学计算机科学与技术学院,江苏南京 210094)

摘要:针对在传统的快速地图创建和同时定位算法(fast simultaneous location and map building, FastSLAM)中采用扩展卡尔曼滤波器(extend Kalman filter, EKF)来估计机器人位姿和地图创建所带来的线性化误差的问题,本研究提出了一种基于迭代 EKF 的 FastSLAM2.0 算法——IFastSLAM 算法。该算法将迭代思想运用到 EKF 中,同时采用迭代 EKF 来估计粒子从而完成机器人地图创建和自身定位。实验结果证明,该算法提高了粒子的估计精度从而减缓粒子退化问题,并更好的维持了地图的一致性。

关键词:FastSLAM2.0 算法; 迭代 EKF; IFastSLAM 算法

中图分类号:TP242 文献标志码:A

A new FastSLAM algorithm based on iterated EKF

ZHANG Li, ZHAO Chun-xia*

(College of Computer Science and Technology, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China)

Abstract: The traditional fast map building and positioning algorithm for fast simultaneous location and map building (FastSLAM) usually used the extend Kalman filter (EKF) to estimate the robot's pose and map, which could lead to some problems of linearization error. In order to solve this problem, a new FastSLAM2.0 algorithm based on the iterated EKF was proposed, which were also called IFastSLAM algorithm. The iterated EKF were used to estimate the particle and then to complete the map building and self-positioning. The experimental results showed that this algorithm could improve the accuracy of estimating particle to slow down the particle degradation, and could maintain the consistency of the map better.

Key words: FastSLAM2.0 algorithm; the iterated EKF filter; IFastSLAM algorithm

0 引言

机器人同时定位和地图创建问题又称 SLAM 问题,是机器人自主导航研究的重要问题之一,它指将机器人放在未知环境中,在移动过程中根据传感器数据和位置估计,增量式的产生地图,同时根据产生的地图对自己所在位置进行定位的过程。

对 SLAM 问题的解决,近年来比较成熟的解决框架主要有基于卡尔曼滤波器的 SLAM 算法,即

EKF-SLAM^[1]; 基于 Rao-Blackwellized 粒子滤波器^[2]的 SLAM 算法,即 FastSLAM^[3]算法。

EKF-SLAM 由于将机器人的位姿和环境地图用同一个状态向量表示,因此算法复杂度为 $O(N^2)$ ^[4],这里 N 表示地图中地标的个数,因而在大范围环境应用^[5]中,很难达到实时性效果,同时在大范围环境应用中,很难达到实时性效果,同时在 EKF-SLAM 模型中用观测方程的一阶泰勒展开式近似表示系统的非线性模型,使得预测和更新阶段的数据估计精度下降,针对该问题,基于 Rao-Blackwellized 粒子滤波器的 FastSLAM 算法应运而

收稿日期:2012-05-06

基金项目:高等学校博士点专项基金资助项目(20093219120025);国家自然科学基金资助项目(61101197)

作者简介:张丽(1988-),女,安徽六安人,硕士研究生,主要研究方向为智能机器人系统导航研究。E-mail:yingzishashuang1988@126.com

* 通讯作者:赵春霞(1964-),女,北京人,教授,博士生导师,主要研究领域为智能机器人与智能检测系统,图形图像技术等。

E-mail: zhaochunxia@126.com

生,它将高维空间的状态向量估计分解成为基于粒子滤波器的机器人路径估计和地图估计2个部分^[6],算法的复杂度为 $O(MN)$,公式中 N 表示地标个数, M 表示粒子个数;与EKF-SLAM相比,FastSLAM降低了计算的复杂度;然而由于它采用基于序贯重要性^[7]的采样方法,因此产生“粒子退化”问题,而进行重采样则会带来“粒子耗尽”问题^[8]。

针对FastSLAM算法产生的问题目前也提出许多方面的改进方法,其中一个方面是针对改变粒子滤波器算法,近年来许多学者将进化方法运用到解决粒子滤波器问题,Bo Yin等人采用遗传算法中交叉、变异等来提高粒子品质^[9],使得粒子朝后验概率大的区域移动;另一方面主要考虑是提高机器人位姿和地图估计精度,从而更好地维持地图一致性,R. Martinez-Cantin等人提出基于UKF的UFastSLAM算法^[10],将UKF运用到FastSLAM中^[11-12]获取更加准确的后验均值和协方差矩阵,从而提高对位姿和地图的估计精度。

牛顿迭代法是一种递归迭代逼近的近似计算过程,是由牛顿在17世纪提出,与传统的一阶线性方法相比较,迭代法更加逼近轨迹的真实表示,目前广泛用于函数优化,优化调度等领域。本研究将迭代法引入FastSLAM算法中,通过迭代EKF^[13]来完成地图估计,同时在FastSLAM算法框架中运用迭代EKF使得粒子朝机器人真实轨迹靠近。

1 传统的FastSLAM算法

Rao-Blackwellise粒子滤波器是一种基于贝叶斯估计的蒙特卡罗方法^[14],其根据部分已知信息获取状态变量的提议分布,同时根据提议分布产生一批表示状态分布的粒子,在递推计算过程中不断更新粒子的权值,用带权值的粒子来近似表示状态变量的后验分布^[15]。M Montemerlo等人将Rao-Blackwellise粒子滤波器运用到SLAM问题领域,构建了FastSLAM框架,将SLAM问题分解成用粒子滤波器估计机器人的路径,用卡尔曼滤波器估计地图这2个部分^[16-17]。

在粒子滤波器中,环境中的地标是条件独立的,当给定机器人位姿时,状态向量的后验概率表示为

$$p(s_{1:t}, m | z_{1:t}, u_{1:t}, c_{1:t}) = \prod_{n=1}^N p(m_n | s_{1:t}, z_{1:t}, u_{1:t}, c_{1:t}), \quad (1)$$

公式(1)中, $s_{1:t}$ 表示机器人的运动路径, m 表示环境地图, $z_{1:t}$ 表示一系列观测值, $u_{1:t}$ 表示一系列控制输入, $c_{1:t} = c_1, c_2, \dots, c_t$ 表示数据关联变量,它实际上代表了已存在地图中的地标和观测信息的对应关系。

FastSLAM采用Rao-Blackwellise粒子滤波器来估计机器人的位姿,然后利用EKF来估计环境中的地图信息,每个粒子均携带其位姿信息和各自的地图信息。

$$S_i^{[m]} = \{s_{1:t}^{[m]}, \mu_1^{[m]}, \Sigma_1^{[m]}, \dots, \mu_n^{[m]}, \Sigma_n^{[m]}\}. \quad (2)$$

公式(2)中, $S_i^{[m]}$ 表示一个粒子, m 表示粒子索引号, $s_{1:t}^{[m]}$ 表示第 m 个粒子的路径估计, $\mu_n^{[m]}$ 和 $\Sigma_n^{[m]}$ 分别表示第 n 个地标估计的均值和方差。

FastSLAM经历了1.0和2.0两个阶段,与FastSLAM1.0相比,FastSLAM2.0算法将 t 时刻的观测信息加入提议分布的计算中,FastSLAM2.0的提议分布为

$$s_t^{[m]} \sim p(s_t | s_{t-1}^{[m]}, u_t, z_t, c_t). \quad (3)$$

将观测信息 z_t 加入之后,使得FastSLAM2.0的算法性能比FastSLAM1.0整体有所提高,本研究主要讨论FastSLAM2.0如何完成机器人位姿估计和地图估计。FastSLAM2.0将SLAM过程分为3个部分:路径估计,地图估计和粒子权重计算。

1.1 路径估计

FastSLAM2.0利用提议分布对粒子进行采样,通过提议分布计算获取粒子的概率分布,选择合适的粒子来进行路径估计,采用EKF计算提议分布,主要包含预测和更新2个阶段。

预测阶段,根据运动模型和 t 时刻的动作 u_t 来获取当前位姿估计的均值和方差。

$$s_{t|t-1}^{[m]} = g(s_{t-1}^{[m]}, u_t), \quad (4)$$

公式(4)表示运动模型方程, $s_{t-1}^{[m]}$ 表示 $t-1$ 时刻的位姿, $s_{t|t-1}^{[m]}$ 表示由运动模型获得 t 时刻的位姿估计的均值。

$$P_{t|t-1}^{[m]} = G_s^{[m]} P_{t-1}^{[m]} (G_s^{[m]})^T + Q_t^{[m]}. \quad (5)$$

公式(5)表示由运动模型获得的位姿的方差估计 $P_{t|t-1}^{[m]}$,其中 $G_s^{[m]}$ 是 g 对位姿 s 求的雅克比矩阵, $P_{t-1}^{[m]}$ 表示上一时刻位姿估计的方差, $Q_t^{[m]}$ 表示 g 对运动估计误差的协方差矩阵。

更新阶段,当观测到的地标信息与已有地图中的地标信息匹配时,将对机器人的位姿估计进行更新,得到更加准确的位姿估计。

$$\hat{z}_t^{[m]} = h(\mu_{c,t-1}^{[m]}, s_{t|t-1}^{[m]}). \quad (6)$$

公式(6)代表观测模型,公式中 $\hat{z}_t^{[m]}$ 代表由观测方程得到第 c 个地标的预测值, $\mu_{c,t-1}^{[m]}$ 表示 $t-1$ 时

刻地图中第 c 个地标的均值。

$$K_{s,t}^{[m]} = P_{t|t-1}^{[m]} (H_s^{[m]})^T (H_s^{[m]} P_{t|t-1}^{[m]} (H_s^{[m]})^T + R_t^{[m]})^{-1}. \quad (7)$$

$K_{s,t}^{[m]}$ 表示位姿更新的卡尔曼增益, $H_s^{[m]}$ 观测方程 h 对位姿估计 s 的雅克比矩阵, $R_t^{[m]}$ 表示观测噪声的协方差矩阵, 由此得到更新后位姿的均值 $s_t^{[m]}$ 和方差 $P_t^{[m]}$ 。

$$s_t^{[m]} = s_{t|t-1}^{[m]} + K_t^{[m]} (z_t - \hat{z}_t^{[m]}). \quad (8)$$

$$P_t^{[m]} = (I - K_t^{[m]} H_s^{[m]}) P_{t|t-1}^{[m]}. \quad (9)$$

当新观测的地标信息没有与已有地图中地标匹配时, 则直接加入地图中, 不执行上述更新过程, 如果有匹配, 则执行上述的更新步骤。

最后粒子从如下的高斯分布中采样获得:

$$s_t^{[m]} \sim N(s_t^{[m]}, P_t^{[m]}). \quad (10)$$

1.2 更新地标

当新观测的地标信息通过数据关联方式与已有地图中某些地标匹配时, 就需要更新已有地图, 地图的更新是通过一个个地标递归式完成更新实现的, 下面介绍基于 EKF 的地标更新过程:

$$\hat{z}_{c,t}^{[m]} = h(\mu_{c,t-1}^{[m]}, s_t^{[m]}), \quad (11)$$

其中, $\hat{z}_{c,t}^{[m]}$ 代表地标 c 预测观测值。

$$K_{z,t}^{[m]} = \Sigma_{c,t-1}^{[m]} (H_\mu^{[m]})^T (H_\mu^{[m]} \Sigma_{c,t-1}^{[m]} (H_\mu^{[m]})^T + R_t^{[m]})^{-1}, \quad (12)$$

$K_{z,t}^{[m]}$ 表示地标更新卡尔曼增益, $\Sigma_{c,t-1}^{[m]}$ 表示前一时刻的地标 c 的估计方差, $H_\mu^{[m]}$ 表示观测函数 h 关于地标估计均值 μ 的雅克比矩阵

$$\mu_{c,t}^{[m]} = \mu_{c,t-1}^{[m]} + K_{z,t}^{[m]} (z_t - \hat{z}_t^{[m]}), \quad (13)$$

$$\Sigma_{c,t}^{[m]} = (I - K_{z,t}^{[m]} H_\mu^{[m]}) \Sigma_{c,t-1}^{[m]}, \quad (14)$$

$\mu_{c,t}^{[m]}$ 表示 t 时刻第 c 个地标更新的均值, $\Sigma_{c,t}^{[m]}$ 表示更新后第 c 个地标的方差。

当第一次观测到某个地标, 则直接将其加入新的地图中, 无需上述更新过程。

1.3 计算粒子权重

根据贝叶斯定理, 将机器人的位姿变化看做马尔可夫过程, 同时已知提议分布, 则粒子权重的计算公式为

$$w_t^{[m]} = |2\pi L_t^{[m]}|^{-\frac{1}{2}} \exp\left\{-\frac{1}{2} (z_t - \hat{z}_t^{[m]}) L_t^{[m]-1} (z_t - \hat{z}_t^{[m]})\right\}. \quad (15)$$

其中

$$L_t^{[m]} = H_s (P_t^{[m]}) (H_s)^T + H_\mu \Sigma_{c,t}^{[m]} (H_\mu)^T + R_t. \quad (16)$$

以上就是 FastSLAM2.0 的完整计算过程, 根据

提议分布, 同时根据 t 时刻的观测值, 以及粒子权重可以比较准确的估计在 t 时刻机器人的位姿和地图。

2 基于迭代 EKF 的 FastSLAM——IFastSLAM 算法

由于 FastSLAM2.0 算法中, 用 EKF 去估计位置更新和地标更新, EKF 采用对模型的线性化处理会带来线性化误差, 为了更好的维持地图的一致性, 同时使得计算过程收敛, 本研究设法更加精确的去计算更新过程, 同时根据基于迭代 EKF 的 FastSLAM2.0 算法——IEKFSLAM^[18] 算法, 将迭代 EKF 即 IEKF 用于粒子滤波器中的地标和位姿更新阶段。

2.1 IEKF 思想

Shojaie K 等人研究发现, 对于使用 EKF 计算的更新过程, 通过牛顿迭代的方法^[19] 可以有效地减小线性化误差, 提高估计精度, 图 1 是 IEKF 的原理。

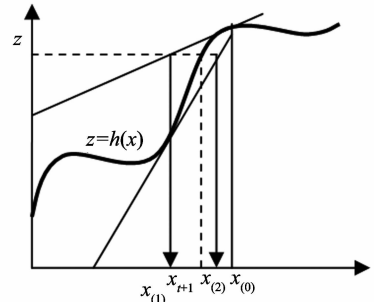


图1 IEKF 原理图

Fig. 1 The theory chart of IEKF

将观测方程 $h(x_{t+1})$ 围绕预测值 $\hat{x}_{t+1,t}$ 进行泰勒级数展开, 同时取其线性部分得到:

$$z = h(\hat{x}_{t+1,t}) + \nabla_x h(x_{t+1} - \hat{x}_{t+1,t}). \quad (17)$$

假设 h 在 $t+1$ 时刻的观测值为 z_{t+1} , 那么由公式推导可得到该时刻的状态向量值为 $x(1)$, 由图 1 可知, $x(1)$ 和 x_{k+1} 中间差异较大, 因为在将函数 $h(x_{t+1})$ 进行泰勒展开时忽略了其高阶项, 造成了较大的误差, 将牛顿迭代思想引入到 EKF 中^[20], 通过重复计算卡尔曼增益和中间的一些后验状态估计来提高估计精度。

$$K_{t+1} = P_{t+1,t} \nabla h_{t+1}^T (\nabla h_{t+1} P_{t+1,t} \nabla h_{t+1}^T + R_{t+1})^{-1}. \quad (18)$$

$$\hat{x}_{t+1}^{i+1} = \hat{x}_{t+1,t} + K_{t+1} [z_{t+1} - h(\hat{x}_{t+1}^i) - \nabla h_{t+1}(\hat{x}_{t+1,t} - \hat{x}_{t+1}^i)]. \quad (19)$$

公式(19)中, i 表示迭代的次数, \hat{x}_{t+1}^{i+1} 表示第 $i+1$ 次的状态估计量, 当 $i=0$ 时, 即第一次迭代的状态估计计算公式为

$$\begin{aligned} \hat{x}_{t+1}^1 &= \hat{x}_{t+1,t} + K_{t+1} [z_{t+1} - h(\hat{x}_{t+1}^0) - \\ &\quad \nabla h_{t+1}(\hat{x}_{t+1,t} - \hat{x}_{t+1}^0)] = \\ &\hat{x}_{t+1,t} + K_{t+1} [z_{t+1} - h(\hat{x}_{t+1,t}) - \\ &\quad \nabla h_{t+1}(\hat{x}_{t+1,t} - \hat{x}_{t+1,t})] = \\ &\hat{x}_{t+1,t} + K_{t+1} [z_{t+1} - h(\hat{x}_{t+1,t})]。 \quad (20) \end{aligned}$$

由公式(20)可得当迭代次数为1时,IEKF退化为EKF。

2.2 IFastSLAM 计算过程

IFastSLAM 算法和 FastSLAM2.0 算法框架相同,都是根据粒子自身运动机制来确定机器人自身位置和地图的,只是 IFastSLAM 算法将 IEKF 运用到更新过程中,通过不断更新粒子的位置和权值中来逼近系统的真正后验概率分布,IFastSLAM 算法框架仍包括以下3部分:机器人位姿估计,地图估计,计算权重值。根据 FastSLAM2.0 算法,本研究通过对比方式讨论了 IFastSLAM 对 FastSLAM2.0 算法的改进部分。

2.2.1 机器人位姿估计(提议分布计算)

由 IEKF 的迭代形式,改写了由提议分布获取当前位姿估计部分的公式,将式(6)、式(7)和式(8)分别用式(21)、式(22)和式(23)替换如下:

$$\hat{z}^{[m]} = h(s_{i,k}^{[m]}, \mu_{c,t-1}^{[m]}), \quad (21)$$

$H_{i,s}$ 是迭代观测模型函数 h 关于位姿 s 的雅克比矩阵,第1次迭代初始化 $s_{i,k}^{[m]}$ 为 $s_{i,t-1}^{[m]}$,做完一次迭代运算,将 $s_{i,k}^{[m]}$ 设置成 $s_{i+1,k}^{[m]}$ 来做下一次迭代运算。

$$K = P_{i,t-1}^{[m]} H_{i,s}^T (H_{i,s} P_{i,t-1}^{[m]} H_{i,s}^T + R_t)^{-1}。 \quad (22)$$

$$s_{i+1,k}^{[m]} = s_{i,t-1}^{[m]} + K(z_t - \hat{z}_t^{[m]} - H_{i,s}^T(s_{i,t-1}^{[m]} - s_{i,k}^{[m]}))。 \quad (23)$$

按照式(21)、式(22)和式(23)依次完成 $\hat{z}^{[m]}$ 和 K 的迭代, i 表示迭代次数,一般迭代次数设为3~5次比较合理,本研究中的实验部分取迭代次数为3次,当迭代次数为1时,IEKF 等同于 EKF。

当最后一次迭代结束后,得到 t 时刻机器人位姿估计的均值,以及卡尔曼增益 K ,同时可以根据观测方程求得最后一次对位姿 s 的协方差矩阵记为 $H_{i,s}$,则位姿的更新方差 $P_t^{[m]}$ 为

$$P_t^{[m]} = P_{i,t-1}^{[m]} - K H_{i,s} P_{i,t-1}^{[m]}。 \quad (24)$$

2.2.2 地图估计

以上是利用迭代 EKF 对机器人位姿估计的计算过程,那么更新地图部分同样用迭代公式替换原式(11)、式(12)和式(13),新的迭代更新过程如下:

$$\hat{z}_{c,t}^{[m]} = h(s_{i,c,t}^{[m]}, \mu_{i,c,t}^{[m]})。 \quad (25)$$

$$K_{i+1,c,t}^{[m]} = \sum_{c,t-1}^{[m]} (H_{i,\mu}^{[m]} \sum_{c,t-1}^{[m]} (H_{i,\mu}^{[m]})^T + R_t^{[m]})^{-1}。 \quad (26)$$

$$\mu_{i+1,c,t}^{[m]} = \mu_{c,t-1}^{[m]} + K_{i+1,c,t}^{[m]} (z_t - \hat{z}_{c,t}^{[m]} - (H_{i,\mu}^{[m]})^T (\mu_{c,t-1}^{[m]} - \mu_{i,c,t}^{[m]}))。 \quad (27)$$

同位姿估计更新过程一样,当3次迭代结束后,将式(14)改写为式(28),地标估计的方差 $\Sigma_{c,t}^{[m]}$ 为

$$\Sigma_{c,t}^{[m]} = (I - K_t^{[m]} H_{i,\mu}^{[m]}) \Sigma_{c,t-1}^{[m]}, \quad (28)$$

其中, $H_{i,\mu}^{[m]}$ 代表迭代运算的最后一次式(25)对 μ 求解雅克比矩阵结果, $K_t^{[m]}$ 代表式(26)的最后一次迭代结果,接下来是对权值计算中一些公式的细微改变,其中计算方式和原理一样,只是公式形式发生了一些变化。

2.2.3 计算权重值

$w_t^{[m]}$ 公式表示形式依然与跟式(15)一样。其中 $L_t^{[m]}$ 计算公式发生变化,将式(16)用如下公式(29)替换:

$$L_t^{[m]} = H_{i,s} (P_t^{[m]}) H_{i,s}^T + H_{i,\mu} \Sigma_{c,t}^{[m]} H_{i,\mu}^T + R_t, \quad (29)$$

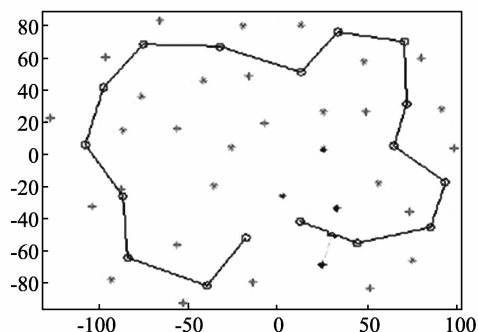
$H_{i,s}$ 为迭代后的粒子位姿状态矩阵, $H_{i,\mu}$ 为迭代后地标估计矩阵。

除以上公式替换部分,其余与粒子滤波过程相同,IFastSLAM 算法的复杂度仍为 $O(MN)$,与 FastSLAM2.0 相比,计算速率会稍微有所下降,但是在条件允许范围内,是一种可行的方法,同时通过迭代计算,粒子的路径估计和地标的估计相对来说准确度提高。

3 实验结果分析

为了评价 IFastSLAM 算法的性能,利用 BAILY T 等人开发的模拟器^[21]和实际“Car Park Dataset”^[22]数据集进行测试。

图2描述实验环境,其中折线代表机器人运动路径,星号点表示路标;仿真实验参数设计为机器人的速度 $v = 4 \text{ m/s}$,最大舵角为 180° ,激光雷达的最大扫描距离和扫描频率分别为 30 m , 5 Hz ,同时假设数据关联信息已知。



实验中,假设初始观测噪声设置如下:速度噪声 $\sigma_v = 0.3 \text{ m/s}$,航向角度噪声 $\sigma_\theta = 3^\circ/\text{s}$,观测地标的距离偏差为 $\sigma_r = 0.1 \text{ m}$,角度偏差 $\sigma_\alpha = 1^\circ$ 。

3.1 机器人位姿估计对比实验

第一部分对比实验,通过改变噪声倍数来对比机器人位姿估计的均方差误差。由于单次实验的随机性比较大,所以分别进行了50次蒙特卡罗实验,同时设定粒子集大小分别为100和200,当有效粒子 $N_{\text{eff}}^{[23]}$ 低于总粒子数目的70%时,进行重采样,取前20s的结果作为对比结果。

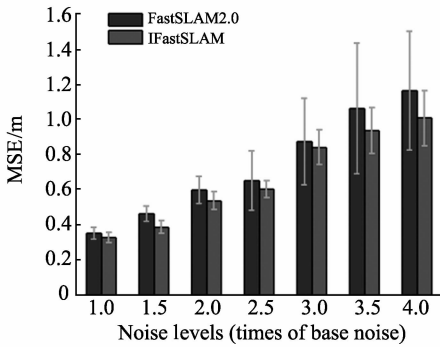


图3 两种算法的均方差误差对比图

Fig. 3 The comparison chart of two algorithms on mean and square error

图3是7个噪声级别对位姿估计影响的对比图,基准噪声即为初始噪声,横坐标分别代表设置为基准噪声的倍数,分别为1.5~4.0倍,纵坐标表示位姿估计的均方差误差。

表1列出在基准噪声条件下,粒子集大小为100的机器人位姿估计的均方差误差,以及完成一次计算所需的时间。

表1 粒子集为100的位姿估计均方差对比结果

Table 1 The comparison of two algorithms with the particle's number is 100

FastSLAM 算法	均方差误差		时间/s
	均值	方差	
FastSLAM2.0	0.35170	0.034245	14.5673
IFastSLAM	0.32858	0.030897	25.2852

表2 粒子集为50的位姿估计均方差对比结果

Table 2 The comparison of two algorithms with the particle number is 50

FastSLAM 算法	均方差误差		时间/s
	均值	方差	
FastSLAM2.0	0.4061	0.044072	10.4703
IFastSLAM	0.3928	0.041029	21.0112

从表1、表2和图3可以看出,和FastSLAM2.0算法相比较,IFastSLAM算法所得位姿的均方差误差指标都比FastSLAM2.0低,是因为在更新阶段,

迭代EKF对位姿均值和方差进行多次迭代估计,使其更加逼近真实值。

表1和表2实验的机器配置:酷睿双核,主频1.87GHz。由于设置迭代次数是3次,因此对比FastSLAM2.0算法,IFastSLAM的计算时间略长。

接下来的实验是用来测试当达到相似的均方差误差时,2种算法所需要的粒子集大小。实验采用50次蒙特卡罗运算,在模拟器中,取机器人运行的距离约为200m时的结果,表3和表4分别列出了基于不同均方差误差条件下2种算法所需粒子集大小的对比。

表3 相似均方差1条件下的粒子集大小对比表

Table 3 The comparison of two algorithms with different particle set on the first mean square error

FastSLAM 算法	粒子集大小	均方差误差/均值
FastSLAM2.0	100	1.0068
IFastSLAM	45	0.9976

表4 相似均方差2条件下的粒子集大小对比表

Table 4 The comparison of two algorithms with different particle set on the second mean square error

FastSLAM 算法	粒子集大小	均方差误差/均值
FastSLAM2.0	200	0.8807
IFastSLAM	115	0.8792

表3和表4结果共同显示,当位姿估计的均方差误差大抵相同时,IFastSLAM所需要的粒子集比FastSLAM2.0小,这不仅降低了计算的复杂程度,同时因重采样导致粒子退化程度也要相对小一些。

3.2 算法一致性分析实验

算法一致性是指去除实验中估计的不确定性,估计值与真实值之间的偏差应该保持在一定的范围内^[24],Bailey T等人采用归一化估计方差(NEES)来评价FastSLAM2.0算法的一致性^[23,25]。根据NEES参数所满足的 χ^2 分布,当NEES在置信水平为95%的置信区间时,认为位姿估计满足一致性,其中置信水平为95%时的置信区间为[2.36, 3.72]。

实验中机器人运动噪声和观测噪声设置为基准噪声条件,图4和图5滤波器粒子集大小设置为分别设置为100和500,均取前20s的一致性结果。

由图4和图5分析结果可知,IFastSLAM2.0算法能更长时间的维持一致性;机器人位姿估计的精度对滤波器的收敛性和算法的一致性意义重大,IFastSLAM通过迭代方式更加准确的位姿估计使得更多的粒子集中于机器人真实位置附近;在准确的粒子位姿估计条件下,粒子集越大,机器人位姿估计越准确,同时可以减弱粒子多样性退化的问题。

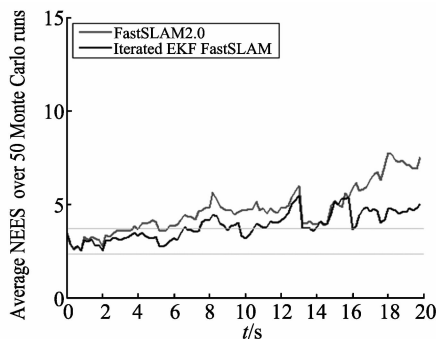


图4 100个粒子集一致性结果

Fig. 4 The consistency of FastSLAM 2.0 and IFastSLAM with 100 particles

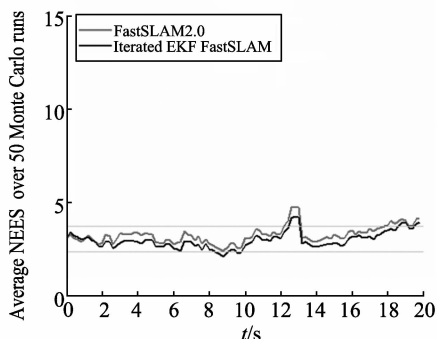


图5 500个粒子集一致性结果

Fig. 5 The consistency of FastSLAM 2.0 and IFastSLAM with 500 particles

3.3 “Car Park Dataset”数据集实验结果

“Car Park Dataset”数据集由悉尼大学提出,实验参数设置为:粒子集大小为100,运动噪声 $\sigma_v = 0.6 \text{ m/s}$, $\sigma_\theta = 1.6^\circ/\text{s}$,观测噪声 $\sigma_r = 1.5 \text{ m}$, $\sigma_\alpha = 2.5^\circ$,当Neff小于50%时则进行重样。

“Car Park Dataset”数据集中包含GPS信息,将GPS获取的路径信息作为机器人的真实路径信息,用真实路径和机器人估计路径做对比来估量算法性能。图6中,实线代表机器人的估计路径,虚线代表根据GPS获取的真实路径,圆圈代表地标真实位置,星号代表位姿估计位置。对比图6中2幅“Car Park Dataset”数据集结果可知,由于粒子滤波器采用基于序贯采样方法,其不维持地标间的协方差矩阵,因此只能在短时间内维持地图

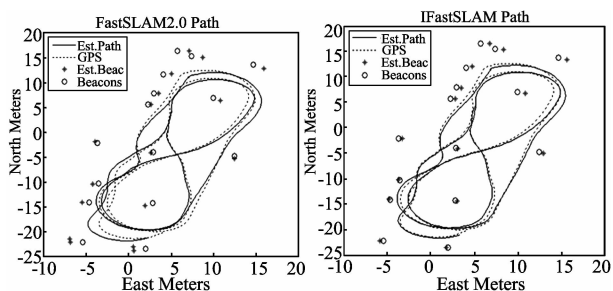


图6 2种算法产生地图的对比图

Fig. 6 The comparison of the estimated map using FastSLAM 2.0 and IFastSLAM

的一致性,采用IEKF可以使得估计的错误传递速度降低,同时对位姿和地标的估计精度提高,因此相比较FastSLAM 2.0算法,IFastSLAM算法使得估计的路径与GPS产生的真实路径吻合程度更高一些,实验证明迭代步骤在地标估计和位姿估计过程中发挥了重要作用。

4 结论

本研究主要将迭代EKF引入到FastSLAM 2.0算法框架中,该方法通过迭代计算改善了提议分布,同时提高了粒子位姿估计精度和地图估计精度,使得粒子集中于机器人真实位置,实验结果表明,IFastSLAM算法提高了位姿估计的精度,并且能够更长时间的保持地图的一致性,同时使得在粒子集较小的情况下比较精确的完成机器人同时定位与地图创建成为可能;由于目前研究SLAM问题所使用的环境特征都为基于距离的点线特征,都是在2D平面上实现的,环境特征信息过于单一,未来可以将环境地标中的视觉信息如颜色形状等加入到整个算法框架中,使得对环境地图的描述更加丰富,同时更加有利于机器人自身定位。

参考文献:

- [1] DURRANT-WHYTE H, BAILEY T. Simultaneous localization and mapping: part I[J]. IEEE Robotics and Automation Magazine, 2006, 13(2):99-108.
- [2] CHEESEMAN R, SMITH P. On the representation estimation of spatial uncertainty[J]. The International Journal of Robotics Research, 1986, 10(3):765-773.
- [3] MONTEMERLO M, THRUN S, KOLLER D, et al. Fast-SLAM: a factored solution to the simultaneous localization and mapping problem[J]. American Association for Artificial Intelligence, 2002, (2):593-598.
- [4] DISSANAYAKE G, NEWMAN P, DURRANT-WHYTE HF, et al. A solution to the simultaneous localization and mapping (SLAM) problem[J]. Robotics and Automation IEEE Transactions on, 2001, 3(17):229-241.
- [5] 田国会,张涛涛. 基于分布式导航信息的大范围环境机器人导航[J]. 山东大学学报:工学版, 2011, 41(1):25-32.
TIAN Guohui, ZHANG Taotao. A wide environmental robot navigation based on a distributed navigation information[J]. Journal of Shandong University: Engineering Science, 2011, 41(1):25-32.
- [6] 吴皓,田国会,黄彬. 未知环境探测的多机器人协作策略研究[J]. 山东大学学报:工学版, 2008, 38(4):1-6.

- WU Hao, TIAN Guohui, HUANG Bin. The multi-robots collaboration strategy about the exploration of unknown environment[J]. Journal of Shangdong University: Engineering Science, 2008, 38(4):1-6.
- [7] MARTINEZ-CANTIN R, CASTELLANOS JA. Unscented SLAM for largescale outdoor environments[J]. Intelligent Robots and Systems, 2005, (6):3427-3432.
- [8] MURPHY K. Bayesian map learning in dynamic environments[J]. Computer Science Division University of California, 2000, (3):1015-1021.
- [9] 陈白帆, 蔡自兴. 基于粒子群优化的移动机器人 SLAM 方法[J]. 机器人, 2009, 6:513-517.
CHEN Baifan, CAI Zixing. The SLAM methods for mobile robots based on particle swarm optimization[J]. Robot, 2009, 6:513-517.
- [10] SHOJAIE K, SHAHRI A M. Iterated unscented SLAM algorithm for navigation of an autonomous mobile robot [J]. Intelligent Robots and Systems, 2008, 9: 1582-1587.
- [11] JULIAR S, UHLMANN J K. Unscented filtering and nonlinear estimation[J]. Proceeding of the IEEE, 2004, 92(3):401-422.
- [12] RAMBABU K, BJARNE F. Applying the unscented Kalman filter for nonlinear state estimation[J]. Journal of Process Control, 2008, 18(7):753-768.
- [13] SIBLEY G, SUKHATME G, MATTHIES L. The iterated Sigma point Kalman filter with applications to long range stereo[C]// Proceeding of Robotics: Science and Systems. Philadelphia, Pennsylvania, USA: [s. n.], 2006: 263-270
- [14] MONTEMERLO M, THRUN S, KOLLER D, et al. FastSLAM2.0: an improved particle filtering algorithm for simultaneous localization and mapping that provably converges[C]// Proceedings of the International Joint Conference on Artificial Intelligence. San Francisco, USA: Morgan Kaufmann, 2003: 1151-1156.
- [15] SIMON J, JEFFREY K. A new extension of the Kalman filter to nonlinear systems[C]// The 11th International Symposium on Aerospace Defence Sensing, Simulation and Controls. New York, USA: [s. n.], 1997, 12(1):1-12.
- [16] KIM C. Unscented FastSLAM: a robust efficient solution to the SLAM problem[J]. Robotics, IEEE Transactions on, 2008, 24(4):808-820.
- [17] SHOJAIE K. Effects of Iteration in Kalman filters family for improvement of estimation accuracy in simultaneous localization and mapping [C]// IEEE/ASME International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics. Tehran, Iran: [s. n.], 2007, 9(1):1-6.
- [18] DOUCET A. On sequential Monte Carlo sampling methods for Bayesian filtering[J]. Statistics and Computing, 2000, 10(1):197-208.
- [19] SHOJAIE K, MOHAMMAD A. Experimental study of iterated Kalman filters for simultaneous localization and mapping of autonomous mobile robots [J]. Journal of Intelligent & Robotic Systems, 2011, 63(1):575-594.
- [20] 周武. 面向智能机器人的同时定位与地图创建研究 [D]. 南京:南京理工大学, 2009.
ZHOU Wu. The research on intelligent robot's simultaneous localization and map building[D]. Nanjing: Nanjing University of Science and Technology, 2009.
- [21] XUNJUN Y, CHUNXIA Z. A novel FastSLAM algorithm based on iterated unscented Kalman filter[J]. IEEE Conference on Robotics and Automation, 2011, 7(1): 2439-2445.
- [22] NIETO J, JOSE G, EDUARDO N. Real time data association for FastSLAM[M/OL]. Sydney: Sydney University Press, 2006 [2012-3-5]. <http://www.acfr.usyd.edu.au/homepages/academic/enebot/dataset.htm>.
- [23] BAILEY T. An consistency of the EKF-SLAM algorithm [J]. Intelligent Robots and Systems, 2006, 10(9): 3562-3568.
- [24] BAILEY T, NIETO J, NEBOT E. Consistency of the FastSLAM algorithm[C]// Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation. Sydney, Australia: IEEE Inc, 2006: 424-429.
- [25] JULIER S J. The scaled unscented transformation[C]// Proceeding of the American Control Conference. USA: IEEE Inc, 2002: 4555-4559.

(编辑:胡春霞)