

移动机器人 SLAM 问题的研究

段锁林¹, 谈刚¹, 周玉勤², 朱海勇²

(1. 常州大学 机器人研究所, 江苏 常州 213164; 2. 江苏润仪仪表有限公司, 江苏 金湖 211600)

摘要: 针对移动机器人同时定位与地图创建 (SLAM) 的问题, 就扩展卡尔曼 (EKF) 算法所存在的缺陷即不适合大范围环境及密集环境等特征数量较大的场合, 提出了一种改进的 EKF-SLAM 算法; 它在扩展卡尔曼 (EKF) 算法上采用 Rao-Blackwellise 的分解思想一分解估计构架, 将 SLAM 问题分解为路径估计和地图估计两个问题从而进行预测步骤, 观测步骤, 更新步骤和向量增广步骤 4 个步骤; 仿真结果显示改进的 EKF-SLAM 算法比 EKF-SLAM 算法在特征数量较大的场合更具有优异性; 它大大降低了计算复杂度, 提高了准确性, 为在比较复杂环境下实时解决移动机器人同时定位与地图创建 (SLAM) 的问题提供了一种有效方法。

关键词: 移动机器人; 同时定位与地图创建; 扩展卡尔曼算法; 路径估计; 地图估计

Research on Problem in SLAM for Mobile Robots

Duan Suolin¹, Tan Gang¹, Zhou Yuqin², Zhu Haiyong²

(1. Robotics Institute, Changzhou University, Changzhou 213164, China;

2. Jiangsu Runyi Instrument Co. Ltd., Jinhu 211600, China)

Abstract: Aiming at the problem of simultaneous localization and mapping (SLAM) for mobile robots, an improved EKF-SLAM algorithm was proposed while considering the existing defects of extended Kalman (EKF) algorithm-not suitable for a large number of characters, occasions such as a wide range of environments, an intensive environment and so on. It put the decomposition thought of Rao-Blackwellise on the extended Kalman (EKF) algorithm-Decomposition Estimate framework, which broke down the SLAM problem into the two issues of the path estimation and map estimation so that predicting, observing, updating and increasing vectors. The simulation results show that improved EKF-SLAM algorithm is more superior than EKF-SLAM algorithm in a number of features, occasions. The improved algorithm greatly reduces the computational complexity and improves the accuracy so it provides an effective method for the problem of simultaneous localization and mapping (SLAM) for mobile robots in the more complex environment.

Keywords: mobile robots; simultaneous localization and mapping (SLAM); extended Kalman (EKF) algorithm; path estimation; map estimation

0 引言

随着社会往信息化和智能化的方向发展, 移动机器人在国内外很多领域都有着巨大的应用需求, 如太空和海底探索、矿井环境探测、深海光缆修复、化工等高危车间自动搬运等。移动机器人的发展如日中天, 而它的同时定位与建图 (SLAM) 问题是一个急需解决的问题。

移动机器人同时定位与建图^[1] (SLAM) 问题可以描述为: 移动机器人从一个未知的位置出发, 在不断运动过程中根据自身位姿估计和传感器对环境的感知构建增量式地图, 同时利用该地图更新自己的定位。

本文只研究机器人的自主导航问题就是两个子问题: “Where am I?”、“What does the world looks like?”: 第一个问题是定位, 第二个问题是地图创建。

1 定位与地图创建 (SLAM)

移动机器人定位^[2]是指机器人判断自身在所处环境中位姿

(位置和方位角) 信息的过程, 回答了 “Where am I?” 的问题, 主要有全局定位 (Global Localization) 和位置跟踪 (Position Tracking) 两种类型。全局定位又称绝对定位, 是指移动机器人在没有任何先验信息的情况下, 利用自身携带的外部传感器 (如激光测距仪、声纳、摄像头和激光雷达等) 所获取的环境信息确定自身在已知环境地图中的位置的过程。位置跟踪又称相对定位, 是指移动机器人在给定初始位姿 (位置和方位角) 信息的情况下, 利用自身内部传感器 (如里程计、加速度计、陀螺仪和电子罗盘等) 提供的速度、加速度和方位等信息对机器人自身的位姿进行跟踪估计的过程。

地图构建^[3]是指移动机器人利用自身传感器获取的环境地图信息对身处的环境进行建模, 进而自动地构建环境地图, 回答了 “What does the world looks like?” 的问题。它是移动机器人自主导航中的定位问题的前提。常用的地图模型有特征地图、栅格地图、拓扑地图和外观地图等。

2 改进的 SLAM 算法研究

2.1 移动机器人的系统模型

2.1.1 坐标系统模型:

建立如下机器人坐标系统。

主要有以下几个坐标系: $X_wO_wY_w$, $X_RO_RY_R$, $X_sO_sY_s$ 分别表示全局、机器人和传感器坐标系。图 1 表示其相互之间的关系。

2.1.2 机器人位置模型

机器人位置信息:

收稿日期: 2015-11-04; 修回日期: 2015-11-30。

基金项目: 江苏省科技支撑计划项目 (社会发展) (BEK2013671)。

作者简介: 段锁林 (1956-), 男, 陕西岐山人, 博士, 教授, 主要从事机器视觉与智能移动机器人控制方向的研究。

通讯作者: 谈刚 (1991-), 男, 江苏盐城人, 硕士, 硕士研究生, 主要从事智能机器人技术方向的研究。

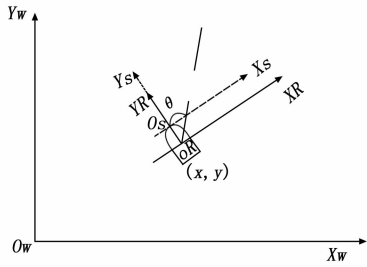


图 1 移动机器人坐标系

$$X_r = [x, y, \theta]^T \quad (1)$$

机器人方向: 机器人运动方向偏离全局坐标系 Y_r 轴的夹角 θ , 夹角范围为 $-180 \sim 180^\circ$ 。

2.1.3 机器人运动模型

本文研究中的机器人运动模型可以用一个离散时间差分^[4]方程来表示:

$$x(k) = f(x(k-1), u(k)) + w(k) \quad (2)$$

其中: $f(x(k-1), u(k))$ 为系统的非线性状态转移函数, $x(k)$ 为 k 时刻机器人的位姿信息, $u(k)$ 为输入的控制信息, $w(k)$ 为系统建模中引入的误差, 即过程噪声。

2.1.4 环境地图模型

本文采用特征地图来进行 SLAM 的定位实验研究, 在这种形式下环境地图由多个点特征构成, 每个点用其在全局坐标系中的坐标 $x_i = (x_i, y_i)$ 表示。

2.1.5 传感器观测模型

$$z_i(k) = h(x(k), x_i) + v(k) \quad (3)$$

其中: $x_i = (x_i, y_i)$ 为环境特征 i 的坐标, $z_i(k)$ 为 k 时刻传感器提取的特征 i 的观测值, $v(k)$ 为观测噪声测量函数, $h(x(k), x_i)$ 为机器人位姿信息 $x(k)$ 和观测特征坐标 x_i 的函数^[5]:

$$h(x(k), x_i) = \begin{pmatrix} \rho_i(k) \\ \varphi_i(k) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \sqrt{(x_i - x(k))^2 + (y_i - y(k))^2} \\ \arctan\left(\frac{y_i - y(k)}{x_i - x(k)}\right) - \theta(k) \end{pmatrix} \quad (4)$$

2.1.6 环境特征动态模型

由于本文中对 SLAM 问题的研究都是基于静态环境的用特征在全局坐标系中的位置 $L_i = (x_i, y_i)$ 来表示, 其中 $1, \dots, n$ 为环境特征的标号。

动态模型为:

$$\begin{pmatrix} x_i(k) \\ y_i(k) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x_i(k-1) \\ y_i(k-1) \end{pmatrix} \quad (5)$$

2.2 EKF (扩展卡尔曼) 算法

建立非线性离散时间系统模型如下:

$$\begin{cases} X_k = f(X_{k-1}) + \omega_k \\ Z_k = h(X_k) + \nu_k \end{cases} \quad (6)$$

其中: ω_k 和 ν_k 为 0 均值高斯白噪声序列, 其统计特性服从 0 均值高斯分布。

首先, 对系统状态方程 (6) 进行泰勒级数展开, 略去二次项后得到预测协方差矩阵最 $P_{k|k-1}$ 和当前时刻系统状态的预测值 $X_{k|k-1}$ 。

$$\begin{aligned} X_{k|k-1} &= f(X_{k-1|k-1}) \\ P_{k|k-1} &= F_k \cdot P_{k-1|k-1} \cdot F_k^T + Q_k \end{aligned} \quad (7)$$

其中: $F_k = \frac{\partial f(x)}{\partial x} \Big|_{x=x_{k-1|k-1}}$ 是系统状态方程的雅可比矩阵在 $X_{k-1|k-1}$ 处的值。然后, 以同样的方式线性化观测方程, 参考实际观测 Z_k 来计算预测观测值 $Z_{k|k}$, 观测新息 $\ln n_k$ 和卡尔曼增益 K_k ^[6]:

$$\begin{aligned} z_{k|k} &= h(X_{k|k-1}) \\ \ln n_k &= z_k - z_{k|k} \\ K_k &= P_{k|k-1} \cdot H_k^T \cdot [H_k \cdot P_{k|k-1} \cdot H_k^T + R_k]^{-1} \end{aligned} \quad (8)$$

其中: $H_k = \frac{\partial h(x)}{\partial x} \Big|_{x=x_{k|k-1}}$ 是系统观测方程的雅可比矩阵在 $X_{k|k-1}$ 处的值。

最后, 根据预测的状态估计 $X_{k|k-1}$ 和新息 $\ln n_k$, 对协方差矩阵 $P_{k|k}$ 和 k 时刻系统状态估计值 $X_{k|k}$ 进行更新:

$$\begin{aligned} X_{k|k} &= X_{k|k-1} + K_k \cdot \ln n_k \\ P_{k|k} &= [I - K_k \cdot H_k] \cdot P_{k|k-1} \end{aligned} \quad (9)$$

这样, 通过不断迭代就能预测系统在不同时刻的状态值。因为 EKF 方法能够有效地解决跟踪问题 and 非线性系统的状态估计, 所以在移动机器人的 SLAM 的研究中得到了广泛的应用。但在全状态 SLAM^[7]算法中, 机器人位姿和所有地图特征的位置组成状态向量, 此刻 SLAM 算法的计算复杂度与状态向量的维数成指数关系, 由于地图特征的数目急剧增大, 算法的计算量很大。因而 EKF 算法的缺陷就显现出来了, 它不适合大范围环境及密集环境等特征数量较大的场合。

2.3 基于 EKF 改进的 SLAM 算法

FastSLAM^[8]算法是滤波算法的一种比较经典的算法, 它采用 Rao-Blackwellise^[9-10]的分解思想, 首先将 SLAM 问题分解为路径估计和地图估计两个问题, 其次基于路径估计与地图估计是相互独立的, 将地图特征的数目分解为 M 个独立的特征估计, 结果化繁为简将一个 $2M+3$ 维的特征估计问题简化为一个 3 维和 M 个 2 维估计问题, 如式 (10):

$$\begin{aligned} p(x_{1:k+1}, m | z_{1:k+1}, u_{0:k}, x_0) &= \\ p(m | x_{0:k+1}, z_{1:k+1}, u_{0:k}) p(x_{1:k+1} | z_{1:k+1}, u_{0:k}, x_0) &= \\ p(x_{1:k+1} | z_{1:k+1}, u_{0:k}, x_0) \prod_{i=1}^M p(m_i | x_{1:k+1}, z_{1:k+1}) \end{aligned} \quad (10)$$

本文改进的算法是在 FastSLAM 的滤波算法下改进 EKF-SLAM 算法的, FastSLAM 滤波算法每个粒子有一份地图, 因此计算十分复杂, 本文只选取其分解思想而 EKF-SLAM 方法也有缺陷所以作者选取两者优点进行对算法的改进。在公式 (10) 所示的分解估计构架下, 改进的 EKF-SLAM 算法能将问题的计算复杂度大大降低。具体方法操作: 首先在公式 (10) 所示的分解估计构架下, 选用性能优异的卡尔曼滤波器来递推估计移动机器人的位姿, 然后用较高感知精度的传感器观测环境特征。地图中的每个特征都能满足独立的二维高斯分布, 因此最后用 EKF 更新地图中观测到的特征。

2.4 改进算法的具体实现步骤

一般情况下移动机器人在未知环境中不断地循环执行 4 个过程: 预测步骤, 观测步骤, 更新步骤和向量增广步骤, 从而完成移动机器人的 SLAM。

2.4.1 路径估计

路径估计由机器人各时刻的位姿估计组成, 如果假设机器人的位姿向量服从高斯分布, 那么就on性能优异的卡尔曼滤波器来递推估计移动机器人位姿向量的均值与方差, 要估计每一

时刻的机器人位姿需要进行两步骤：预测和观测。

预测：机器人位姿用性能优异的卡尔曼滤波器估计，位姿向量 X_{k+1} 的预测均值和方差用 UT 变换来计算。

观测：用 UT 变换近似计算卡尔曼系数，用公式 (11) 和公式 (12) 计算位姿向量 X_{k+1} 的滤波值和滤波方差。

滤波值：

$$x_{k+1} = x_{k+1,k}^i + K(z_{k+1} - \hat{z}_{k+1,k}) \quad (11)$$

滤波方差：

$$P_{k+1} = P_{k+1,k} - K^T \quad (12)$$

2.4.2 地图估计

在公式 (10) 的分解估计构架下，地图估计可以分解为 M 个特征估计，用 EKF^[11] 估计特征的概率分布 $P(m_i | x_{1:k+1}, z_{1:k+1}, u_{1:k+1})$ 。另外地图估计可表示为：

$$\{u^1, p^1 \dots u^M, P^M\}$$

其中：地图中第 i 个特征的高斯均值和方差是 u^i 和 p^i 。在本文中，我们是采用环境中不动的静态物体作为地图特征的，所以可以直接将这一时刻的估计均值和方差看作下一时刻的估计均值和方差。在 SLAM 问题中，路径估计和地图估计是数据关联的，用于观测环境特征的外部传感器一般都有较高的感知精度，在公式 (10) 所示的分解估计构架下，地图估计的精度主要取决于路径估计的精度。

更新步骤中，对于观测到的特征我们用 EKF 进行更新，对于没有观测到的特征保持上一时刻的值。地图特征的均值和方差用公式 (13) 和 (14) 更新。

滤波值：

$$u_{k+1}^i = u_k^i + K_{k+1}^i [z_{k+1}^i - h(u_k^i)] \quad (13)$$

滤波方差：

$$p_{k+1}^i = p_k^i - K_{k+1}^i S_{k+1}^i (K_{k+1}^i)^T \quad (14)$$

其中： u_{k+1}^i 和 p_{k+1}^i 分别表示第 i 个特征 $k+1$ 时刻的估计均值和方差。

在向量增广步骤中，机器人自身携带的传感器在每次观测到的环境特征点中包括以前观测到的特征点也包括新观测到的新的特征点。以前观测到的特征点在地图中已经存在，因此可以用来更新状态的预测值，而新观测到的特征点则要加入到系统的状态向量中去。

实现改进 EKF-SLAM 算法的具体步骤如图 2 所示。

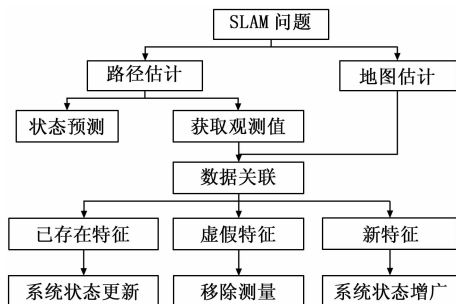


图 2 改进算法的具体实现步骤

3 仿真研究

在 Matlab 环境下进行仿真设计，创建基于点特征的实验环境：

实验环境尺寸为：100 m × 90 m

航标：14 个

特征：27 个

移动机器人移动速度 v ：3 m/s

移动机器人驱动轮之间的距离 L ：1 m

移动机器人转动角速度 γ ：0.2 π rad/s

实验系统采样时间 ΔT ：0.03 s

图 3 为实验环境，图 4 为实验结果，图 3 图 4 的横坐标 X ， Y 轴范围在 $-50 \sim 50$ m 之间，由图可见改进算法的轨迹比 EKF-SLAM 算法的轨迹更贴近航线，由此得知改进的算法的同时定位具有很好的跟踪定位性能，图 5 为实验所创建的地图和环境地图的比较，仿真结果表明在所能测量的范围内，移动机器人在改进的算法中对环境特征具有很好的定位能力，从而使得所创建的地图具有很高的精度。

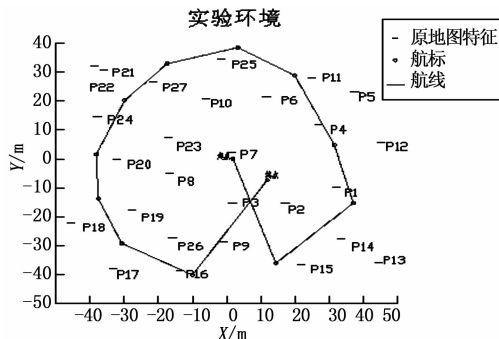


图 3 实验环境

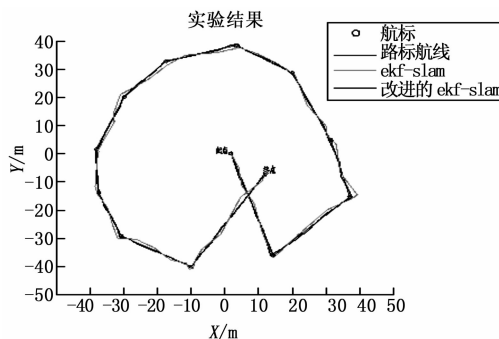


图 4 实验结果

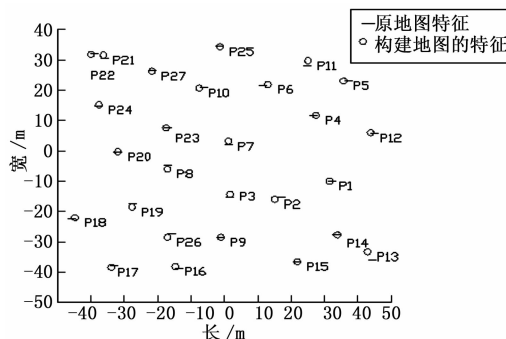


图 5 实验所创建的地图和环境地图的比较

4 结论

本文以移动机器人为实验平台，在研究其同时定位与地图创建 (SLAM) 问题上提出了一种改进的扩展卡尔曼 (EKF) 算 (下转第 240 页)