

基于扩展 Kalman 滤波器算法的移动机器人同步定位与建图

楼晓春

杭州职业技术学院,杭州,310018

摘要:针对移动机器人的同步定位与建图(SLAM)问题,提出了一种基于改进的扩展 Kalman 滤波算法的同步定位与建图方法。通过建立基于直线特征提取的机器人观测模型,推导了 SLAM 建图的预测和更新算式,设计了基于特征点总数的 SLAM 预测与更新率算子,实现了移动机器人的同步定位与建图。实验结果表明该方法有效、可行。

关键词:移动机器人;同步定位与建图;扩展 Kalman 滤波器;直线特征

中图分类号:TP118 **文章编号:**1004—132X(2011)24—2927—04

Simultaneous Localization and Mapping Algorithm of a Mobile Robot Based on Extended Kalman Filter

Lou Xiaochun

Hangzhou Vocational and Technical College, Hangzhou, 310018

Abstract: For mobile robot simultaneous localization and mapping (SLAM) key issues, an improved SLAM method based on extended Kalman filter was presented. Through the establishment of the observation model based on line features, the prediction and state-updating of the SLAM were formulated, the computing cycles were designed based on the number of feature points and the simultaneous localization and mapping were realized. Experimental results show that the method is effective and feasible.

Key words: mobile robot; simultaneous localization and mapping (SLAM); extended Kalman filter (EKF); line feature

0 引言

同步定位与建图(simultaneous localization and mapping, SLAM)是移动机器人具有自主能力的一项关键技术,在整个机器人研究体系中处于核心地位^[1-2]。Smith 等^[3]指出,要解决定位与地图创建相结合的问题,需要用到机器人位姿和

所有路标位置构成的联合状态,并且在每次路标观测之后需对状态进行更新。Thrun 等^[4]介绍了基于 Kalman 滤波器的 SLAM 收敛性以及概率定位与地图创建方法。季秀才等^[5]结合 Kalman 滤波器,分析了 SLAM 问题中机器人定位误差的收敛特性,提出了一种限制机器人定位误差增长速度的运动控制算法。基于扩展 Kalman 滤波

收稿日期:2011—06—22

因素都考虑进去并进行定量评价,使构建的模型和系统更可靠实用,更符合实际情况,是今后值得研究的一个问题。

参考文献:

- [1] 刘维信. 机械可靠性[M]. 北京:清华大学出版社, 1996.
- [2] 李丽,傅广森,李玉亭. 电主轴关键零件的工艺要点[J]. 机电工程技术, 2009, 38(5): 89-91.
- [3] 熊万里,阳雪兵,吕浪,等. 液体动静压电主轴关键技术综述[J]. 机械工程学报, 2009, 45(9): 1-18.
- [4] 王连芬,许树柏. 层次分析法引论[M]. 北京:中国人民大学出版社, 1990.
- [5] Buckley James J, Feuring T, Hayashi Y. Fuzzy hi-

erarchical analysis[J]. IEEE International Conference on Fuzzy Systems, 1999, 5(2): 1009-1013.

- [6] Gu Yingkui, Wu Luheng. A Fuzzy AHP Approach to the Determination of Weights of Evaluation Factors in Mechanism Scheme Evaluation Process[J]. China Mechanical Engineering, 2007, 18(9): 1052-1055, 1067.
- [7] 李永,胡向红,乔箭. 改进的模糊层次分析法[J]. 西北大学学报(自然科学版), 2005, 2(1): 11-12.

(编辑 苏卫国)

作者简介:朱德馨,男,1981年生。西安理工大学机械与精密仪器工程学院博士研究生。研究方向为机械电子工程。刘宏昭,男,1954年生。西安理工大学机械与精密仪器工程学院教授、博士研究生导师。

器,本文建立了基于直线特征提取的机器人观测模型,推导了 SLAM 建图的预测和更新算式,设计了基于特征点数目的 SLAM 预测与更新率算子,实现了移动机器人的同步定位与建图。

1 移动机器人的同步定位与建图

1.1 SLAM 问题分析

SLAM 问题可以描述为:机器人在未知环境中从一个位置开始移动,在移动过程中根据位置估计和传感器数据进行自定位,建造增量式地图。从概率论的观点看就是,给定 k 时刻之前的所有观测结果、控制输入及机器人的初始位姿,求 k 时刻路标和机器人位姿的联合概率分布:

$$P(\mathbf{x}_k, \mathbf{m}_i | \mathbf{z}_k, \mathbf{u}_k, \mathbf{x}_0) \quad (1)$$

式中, \mathbf{x}_k 为位姿向量,包括机器人的位置和方向; \mathbf{m}_i 为第 i 个路标的位置向量,假定其实际位置具有时变性; \mathbf{z}_k 为机器人在 k 时刻对第 i 个路标的观测; \mathbf{u}_k 为控制向量,它在 $k-1$ 时刻作用于机器人,使机器人在 k 时刻到达状态 \mathbf{x}_k 。

当某个时刻存在对多个路标的观测或者讨论中不涉及某个特定的路标时,观测可以简记为 \mathbf{z}_k 。

根据贝叶斯估计理论,移动机器人的 SLAM 问题可概括为基于运动模型 $P(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{u}_k)$ 和观测模型 $P(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_k, \mathbf{M})$ 的地图预测与更新两个步骤^[3], \mathbf{M} 为点特征地图向量。

1.2 基于扩展 Kalman 滤波器的 SLAM 算法

为了计算地图预测与更新过程的先验和后验概率,首先需要建立机器人的运动模型和观测模型。本文采用基于扩展 Kalman 滤波器的 SLAM 方法(EKF-SLAM)来建立机器人的运动模型和观测模型,该方法的核心是将运动模型和观测模型用非线性方程描述。定义机器人的运动模型为

$$P(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{u}_k) \Leftrightarrow \mathbf{x}_k = \mathbf{f}(\mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{u}_k) + \mathbf{w}_k \quad (2)$$

式中,函数 $\mathbf{f}(\cdot)$ 为机器人的运动学方程; \mathbf{w}_k 为机器人运动过程中的误差,包括传感器的漂移误差、驱动轮的滑动误差及系统建模误差。

定义观测模型为

$$P(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_k, \mathbf{m}) \Leftrightarrow \mathbf{z}_k = \mathbf{h}(\mathbf{x}_k, \mathbf{m}) + \mathbf{v}_k \quad (3)$$

式中, \mathbf{m} 为路标的位置向量;函数 \mathbf{h} 代表观测的几何学特性; \mathbf{v}_k 为观测噪声,用于描述测量中的噪声和模型误差。

2 EKF-SLAM 算法在移动机器人中的应用

EKF-SLAM 算法的核心思路是:首先建立机器人的运动学模型,并根据 $k-1$ 时刻作用于机器人的控制向量,预测出机器人在时刻 k 的位置,

同时,根据时刻 k 的路标向量,求出实际观测与预测之间的误差,以及 Kalman 滤波增益 W ,最后用该增益对机器人估计的位置进行更新,并将其环境特征融入到新建的地图中。

以两轮驱动移动机器人为例,本文分别给出了机器人的运动学模型、观测模型、地图的预测与更新。

2.1 建立机器人运动模型

以两轮差动驱动机器人为例,建立机器人坐标系如图 1 所示。定义移动机器人的位姿为

$$\mathbf{p} = (x, y, \theta)^T \quad (4)$$

式中, (x, y) 为机器人在二维空间的位置向量; θ 表示机器人的姿态。

由 WMR(wheeled mobile robot) 的运动模型,可得

$$\mathbf{v} = (\mathbf{v}_R + \mathbf{v}_L)/2 \quad (5)$$

$$\boldsymbol{\omega} = (\mathbf{v}_R - \mathbf{v}_L)/L \quad (6)$$

式中, \mathbf{v} 、 $\boldsymbol{\omega}$ 分别为机器人质心 C 的瞬时线速度和角速度; \mathbf{v}_L 、 \mathbf{v}_R 分别为机器人左右轮的速度向量; L 为机器人两轮之间的长度。

将时间区间 $[0, k]$ 分割成若干充分小的子区间 $[0, k_1]$, $[k_1, k_2]$, \dots , $[k_{n-1}, k_n]$ 。那么在 $[k_{n-1}, k_n]$ 内,差动驱动机器人的里程计位置更新模型为^[6]

$$\left. \begin{aligned} x_n &= x_{n-1} + \frac{\cos \theta_{n-1}}{2} \int_{k_{n-1}}^{k_n} |\mathbf{v}_R + \mathbf{v}_L| dt \\ y_n &= y_{n-1} + \frac{\sin \theta_{n-1}}{2} \int_{k_{n-1}}^{k_n} |\mathbf{v}_R + \mathbf{v}_L| dt \\ \theta_n &= \theta_{n-1} + \frac{1}{L} \int_{k_{n-1}}^{k_n} |\mathbf{v}_R - \mathbf{v}_L| dt \end{aligned} \right\} \quad (7)$$

式中, (x_n, y_n, θ_n) 为机器人在区间 $[k_{n-1}, k_n]$ 的位姿。

2.2 基于直线特征提取的机器人观测模型

特征提取是将测量值与预定的描述或模板进行比较和匹配的过程。考虑到点特征信息量大,计算复杂,本文采用一种基于最小平方意义的直线特征表示环境地图。

假定机器人激光测距仪产生 n 个距离测量点 $s_j(\rho_j, \beta_j)$ (以极坐标形式表示, $j \leq n$), 并给定某个测量点 (ρ, β) , 即可提取一条直线 $\rho \cos(\beta - \alpha) - r = 0$, 使全部测量点都在该直线上, 其中 (r, α) 为该直线的另一特征点。考虑到传感器测量误差, 本文以点和直线之间的最小正交距离 d 作为测量点 (ρ, β) 和直线之间误差的度量。特定点 (ρ_j, β_j) 与直线之间的正交距离 $d_j = \rho \cos(\beta_j -$

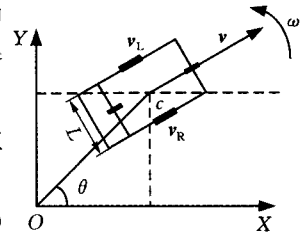


图 1 机器人运动坐标系

$\alpha) - r$ 。

由于激光测距仪的测量数据存在一定的随机误差,故本文给每个测量赋予一个权值 λ ,并通过选择直线参数 (r, α) 使所有的加权误差 S 最小:

$$S = \sum_{j < n} \lambda_j d_j^2 = \sum_{j < n} \lambda_j [\rho_j \cos(\beta_j - \alpha) - r]^2 \quad (8)$$

可以证明,在加权最小平方意义上,式(8)的解为

$$\alpha = \frac{1}{2} \arctan \frac{c - \frac{2}{\sum_{j < n} \lambda_j} \sum_{j < n} \lambda_n \lambda_j \rho_n \rho_j \cos \beta_n \cos \beta_j}{c - \frac{2}{\sum_{j < n} \lambda_j} \sum_{j < n} \lambda_n \lambda_j \rho_n \rho_j \cos(\beta_n + \beta_j)} \quad (9)$$

$$c = \sum_{j < n} \lambda_j \rho_j^2 \sin 2\beta_j$$

$$r = \sum_{j < n} \lambda_j \rho_j \cos(\beta_j - \alpha) / \sum_{j < n} \lambda_j \quad (10)$$

2.3 SLAM 预测与更新阶段

移动机器人在未知环境中运动,采用传感器对未知环境特征进行感知、观测。假设 k 时刻,通过机器人的运动模型计算得到预测位姿,通过观测模型估计可能观测的环境特征,然后计算实际观测与估计观测之间的误差,计算 Kalman 滤波增益和预测值,最后将新观测的环境特征加入地图。

(1) 预测阶段。设定 k 时刻的状态向量及协方差矩阵,根据上节建立的机器人运动学模型即可得到状态向量的预测值与方差:

$$\mathbf{x}(k+1|k) = \mathbf{f}(\mathbf{x}(k|k), \mathbf{u}(k), 0) \quad (11)$$

$$\mathbf{P}(k+1|k) = \mathbf{A}\mathbf{P}(k|k)\mathbf{A}^T + \mathbf{W}\mathbf{Q}\mathbf{W}^T \quad (12)$$

式中, $\mathbf{x}(k|k)$ 、 $\mathbf{x}(k+1|k)$ 分别为已知 k 时刻的观测值时, k 时刻和 $k+1$ 时刻的状态向量的预测值; $\mathbf{u}(k)$ 为 k 时刻的控制向量; \mathbf{A} 、 \mathbf{W} 分别为 \mathbf{f} 对 \mathbf{x}_k 和 \mathbf{w}_k 的偏导雅可比矩阵; \mathbf{x}_k 为位姿向量; \mathbf{w}_k 为过程激励噪声(正态分布的白噪声,协方差为 \mathbf{Q})。

(2) 更新阶段。通过 k 时刻的观测值 $z(k)$ 来更新位姿及协方差矩阵:

$$\mathbf{K}_g = \mathbf{P}(k+1|k)\mathbf{H}^T(\mathbf{H}\mathbf{P}(k+1|k)\mathbf{H}^T + \mathbf{R})^{-1} \quad (13)$$

$$\mathbf{x}(k+1|k+1) = \mathbf{x}(k+1|k) + \mathbf{K}_g(z(k+1) - \mathbf{h}(\mathbf{x}(k+1|k))) \quad (14)$$

$$\mathbf{P}(k+1|k+1) = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_g\mathbf{H})\mathbf{P}(k+1|k) \quad (15)$$

式中, $\mathbf{x}(k+1|k+1)$ 为已知 $k+1$ 时刻的观测值时, $k+1$ 时刻状态向量的预测值; \mathbf{K}_g 为 Kalman 增益; \mathbf{R} 为观测噪声 v_k 的协方差; \mathbf{H} 为 \mathbf{h} 对 \mathbf{w}_k 的偏导雅可比矩阵; \mathbf{I} 为单位矩阵。

(3) 基于特征点的 SLAM 预测与更新率设计。机器人在实际环境中运动,不可能同时观测到所有路标,在任一时刻可能仅能观测到几个特征点。一般情况下,建立的机器人运动模型的误

差与其控制输入的大小成正比,且该误差直接影响机器人定位误差的增长速度^[5]。

因此,本文提出一种基于特征点数量的 SLAM 预测与更新率算子,即 SLAM 的预测与更新周期满足下式:

$$T = T_s + \mu s \quad (16)$$

式中, T 为当前时刻 SLAM 的预测与更新周期; T_s 为机器人在完全不能观测到特征点时的预测与更新周期; s 为特征点数; μ 为更新率算子。

本文通过控制 SLAM 预测与更新的时间周期来减小机器人的定位误差和 SLAM 的计算量。

3 实验结果与分析

3.1 移动机器人实验平台及实验环境

本实验平台采用的研究型智能机器人由两轮差动驱动移动平台、工控机系统、运动控制系统及传感系统(激光、里程计等)组成。其中,激光测距仪可扫描范围为 180° ,角度分辨率为 0.25° ,距离分辨率为 10mm ,最大扫描距离可达 80m ,系统检测误差为 $\pm 15\text{mm}$;里程计采用 500 线 AB 相光电编码器,可以检测左右轮的运行速度和位移。

3.2 基于激光测距仪的 EKF-SLAM 算法实验

实验中,设计 MT-R 机器人在某一未知环境中自主运动,如图 2 所示,图中三角形表示机器人,散列点为激光束,每束激光返回一组距离值,黑色线段为提取的特征曲线。

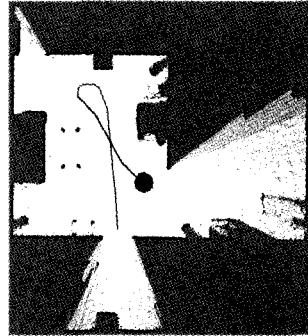


图 2 漫游与地图构建

实验中设定如下参数:

(1) 机器人以 0.4m/s 的速度运动,里程计的采样周期为 5ms ,激光传感器的采样周期为 50ms ;定位与构图的执行周期为 50ms ,执行周期数 $k \leq 3000$,地图中的路标数 $i \leq 40$ 。

(2) 结合本实验环境,设定激光传感器的最大检测距离为 10m (大于 10m 的散列点均被删除),检测误差为 30mm ;里程计采样的累积误差因子 $\epsilon = 0.0005$ (ϵ 的含义见文献[7-8])。

(3) SLAM 预测与更新的基本时间周期 $T_s =$

50ms, $\mu=0.08$ 。

(4) 定义机器人参考坐标系: 机器人的正前方为 X 轴正方向, 左方向为 Y 轴正方向。

图 3 为机器人经过 SLAM 校正后建立的环境地图, 与实际地图具有很好的一致性。图 3 中, 边缘为 SLAM 得到的环境轮廓, a 和 b 为沙发, c 为茶几, d 为鞋柜, e 和 f 为盆景, g 为餐桌, 地图内其他多边形为各种家具。

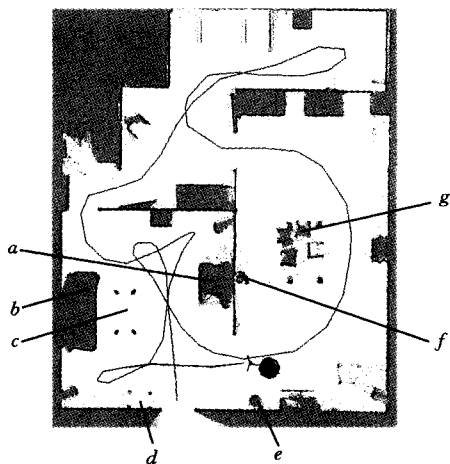
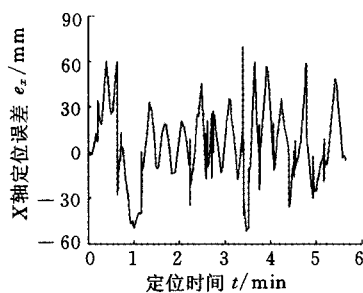
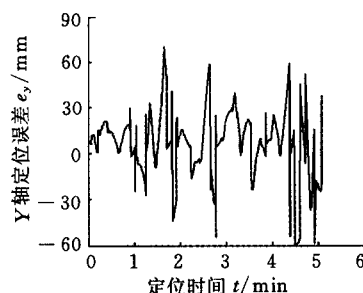


图 3 地图构建

图 4 所示为移动机器人的位置定位误差。从图 4 可以看出: 在地图匹配与更新过程中, 机器人的 X 轴、Y 轴校正量不会因为某些时刻的增大 (与机器运行的地面状况、驱动轮摩擦力有关) 而发散, 且 X 轴、Y 轴的平均校正量小于 15mm。



(a) X 轴定位误差



(b) Y 轴定位误差

图 4 机器人位姿校正量

在实验环境中, 典型的 EKF-SLAM 算法完成整个 SLAM 需执行 2356 步, 而本文提出的改

进 EKF-SLAM 算法仅需执行 1832 步, 提高了算法效率。

4 结语

针对同步定位与建图 (SLAM) 关键问题, 本文介绍了基于扩展 Kalman 滤波器的 SLAM 算法, 提出了基于直线特征提取的机器人观测模型, 设计了基于特征点数目的 SLAM 预测与更新率算子, 实现了移动机器人的同步定位与建图。最后以两轮差动驱动机器人作为移动平台, 以室内结构化环境为实验环境, 采用里程计、激光传感器扫描室内环境特征, 基于本文提出的改进的扩展 Kalman 滤波算法, 实现了移动机器人的同步定位与建图。

参考文献:

- [1] Thrun S, Burgard W, Fox D. Probabilistic Robotics [M]. Cambridge: MIT Press, 2005.
- [2] Durrant-Whyte H, Bailey T. Simultaneous Localization and Mapping (SLAM): Part I[J]. IEEE Robotics and Automation Magazine, 2006, 13(2): 99-110.
- [3] Smith R, Self M, Chesseman P. Estimating Uncertain Spatial Relationships in Robotics[C]//Proceedings of the 2nd Annual Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence (UAI-86). New York, 1988: 167-193.
- [4] Thrun S, Burgard W, Fox D. A Probabilistic Approach to Concurrent Mapping and Localization for Mobile Robots[J]. Machine Learning, 1998, 31(5): 29-53.
- [5] 季秀才, 郑志强, 张辉. SLAM 问题中机器人定位误差分析与控制[J]. 自动化学报, 2008, 34(3): 323-330.
- [6] Siegwart R, Nourbakhsh I R. 自主移动机器人导论 [M]. 李人厚, 译. 西安: 西安交通大学出版社, 2006.
- [7] Jensfelt P, Christensen H. Pose Tracking Using Laser Scanning and Minimalistic Environmental Models[J]. IEEE Transactions on Robotics and Automation, 2001, 17(2): 138-147.
- [8] Zhang L, Ghosh B K. Line Segment Based Map Building and Localization Using 2D Laser Range Finder[C]//Proceedings of ICRA. San Francisco, 2000: 2538-2543.

(编辑 张 洋)

作者简介: 楼晓春, 男, 1971 年生。杭州职业技术学院友嘉机电学院副教授。主要研究方向为智能移动机器人。发表论文 10 余篇。