

doi: 10.7690/bgzdh.2018.04.017

移动机器人的卡尔曼滤波定位算法改进与仿真

靳 果, 朱清智

(河南工业职业技术学院机电自动化学院, 河南 南阳 473000)

摘要: 针对传统卡尔曼滤波算法和扩展卡尔曼滤波算法应用于移动机器人定位系统时出现的误差值较大和算法发散现象, 在定位算法中引入修正因子对状态估计方程进行优化。分析传统卡尔曼滤波和扩展卡尔曼滤波的定位算法原理, 研究运动过程中驱动力和摩擦力对移动机器人的影响, 引入修正因子改进卡尔曼滤波算法, 并对传统卡尔曼滤波算法、扩展卡尔曼滤波算法和改进算法做仿真对比和研究。仿真结果表明: 修正因子对传统卡尔曼滤波算法和扩展卡尔曼滤波算法都具有改进效果, 能提高定位精度。

关键词: 移动机器人; 传统卡尔曼滤波; 扩展卡尔曼滤波; 定位算法改进; 位置预测仿真

中图分类号: TP242 **文献标志码:** B

Improvement and Simulation of Kalman Filter Localization Algorithm for Mobile Robot

Jin Guo, Zhu Qingzhi

(Department of Mechanical & Electrical Automation, Henan Polytechnic Institute, Nanyang 473000, China)

Abstract: For the error value and divergence problem in the application of traditional Kalman filtering algorithm and extended Kalman filtering algorithm in mobile robot positioning system, the modification factor was introduced into the localization algorithm to optimize the state estimation equation. The positioning algorithm theories of traditional Kalman filtering and extended Kalman filtering were analyzed, and the influence of driving force and friction force on mobile robot was researched. Finally the modification factor was introduced to improve the Kalman filter algorithm, and the traditional Kalman filter algorithm, extended Kalman filtering algorithm and improved algorithm were compared by simulation results. The simulation results show that modification factor improves the classical Kalman filtering algorithm and the extended Kalman filter algorithm and it also improves the positioning accuracy.

Keywords: mobile robot; classical Kalman filter; extended Kalman filter; localization algorithm improvement; location prediction simulation

0 引言

移动机器人定位技术用于确定机器人在工作环境中的位姿, 是控制机器人到达目标位置的关键环节。定位技术主要根据机器人的初始位置和状态, 通过接受传感器数据修正累积误差, 从而不断估计机器人的当前位置和状态^[1]。

传统卡尔曼滤波算法是一种最优线性递归估计算法, 利用线性的系统状态方程和观测方程得到最优的状态估计, 对于高斯模型的系统干扰优化效果明显, 但是对于非线性系统的噪声处理具有局限性^[2-3]; 扩展卡尔曼滤波算法在滤波值附近用泰勒算法将非线性系统展开, 忽略 2 阶以上的高阶项, 因此, 可用于非线性系统, 具有良好的滤波效果^[4]。但是, 如果系统非线性程度比较强, 系统状态出现较大偏离, 2 种算法结果会出现较大误差, 甚至出现发散现象。

笔者以卡尔曼滤波算法在移动机器人平面运动中的应用为基础, 首先分析了传统卡尔曼滤波和扩展卡尔曼滤波的定位算法原理, 得到了对应的算法结果; 然后研究了运动过程中的驱动力和摩擦力对移动机器人的影响, 引入修正因子改进卡尔曼滤波算法, 得到修正算法的运算过程, 降低了系统累积误差, 在一定程度上改进了算法的发散现象, 提高了定位精度; 最后对传统卡尔曼滤波算法、扩展卡尔曼滤波算法和改进算法做了仿真对比和研究。

1 卡尔曼滤波

卡尔曼滤波是一种通过系统输入输出观测数据, 对系统状态进行最优估计的算法, 能够从一系列存在测量噪声的数据中, 估计动态系统的状态, 对现场采集的数据进行实时更新和处理。

收稿日期: 2017-12-01; 修回日期: 2018-01-11

作者简介: 靳 果(1985—), 男, 河南人, 硕士, 助教, 从事电子信息研究。

1.1 传统卡尔曼滤波算法

传统卡尔曼滤波是扩展卡尔曼滤波的基础^[5-6], 移动机器人的系统方程可描述为:

$$\left. \begin{aligned} \mathbf{X}(k) &= \mathbf{A}\mathbf{X}(k-1) + \mathbf{B}\mathbf{U}(k) + \mathbf{w}(k) \\ \mathbf{Z}(k) &= \mathbf{H}\mathbf{X}(k) + \mathbf{v}(k) \end{aligned} \right\} \quad (1)$$

其中: $\mathbf{X}(k)$ 为系统的状态向量; $\mathbf{Z}(k)$ 为系统的观测向量; \mathbf{A} 和 \mathbf{B} 为系统矩阵; \mathbf{H} 为观测矩阵; $\mathbf{w}(k)$ 为状态噪声; $\mathbf{v}(k)$ 为观测噪声。

根据式(1), 由前一时刻的状态估计和协方差矩阵可预测当前时刻的状态估计和协方差为:

$$\hat{\mathbf{X}}(k|k-1) = \mathbf{A}\hat{\mathbf{X}}(k-1|k-1) + \mathbf{B}\mathbf{U}(k); \quad (2)$$

$$\mathbf{P}(k|k-1) = \mathbf{A}\mathbf{P}(k-1|k-1)\mathbf{A}^T + \mathbf{Q}. \quad (3)$$

其中: $\hat{\mathbf{X}}(k|k-1)$ 、 $\mathbf{P}(k|k-1)$ 分别表示由前一时刻预测得到的当前时刻状态估计和协方差; \mathbf{Q} 为 $\mathbf{w}(k)$ 的协方差矩阵。

由预测的协方差可计算卡尔曼增益为:

$$\mathbf{K}(k) = \frac{\mathbf{P}(k|k-1)\mathbf{H}^T}{\mathbf{H}\mathbf{P}(k|k-1)\mathbf{H}^T + \mathbf{R}}. \quad (4)$$

其中 \mathbf{R} 为 $\mathbf{v}(k)$ 的协方差矩阵。

由预测的状态估计、实际测量值可得系统最终的卡尔曼滤波状态估计和协方差^[7]为:

$$\hat{\mathbf{X}}(k) = \hat{\mathbf{X}}(k|k-1) + \mathbf{K}(k)[\mathbf{Z}(k) - \mathbf{H}\hat{\mathbf{X}}(k|k-1)]; \quad (5)$$

$$\mathbf{P}(k) = [\mathbf{I} - \mathbf{K}(k)\mathbf{H}]\mathbf{P}(k|k-1). \quad (6)$$

1.2 扩展卡尔曼滤波算法

扩展卡尔曼滤波算法以传统卡尔曼滤波算法为基础, 将非线性的系统函数作泰勒展开, 忽略高阶项, 使原系统近似为线性系统, 再利用传统卡尔曼滤波算法对线性化系统模型进行滤波^[8]。

移动机器人的系统方程在扩展卡尔曼滤波算法下可描述为:

$$\left. \begin{aligned} \mathbf{X}(k) &= f[\mathbf{X}(k-1)] + \mathbf{G}\mathbf{w}(k-1) \\ \mathbf{Z}(k) &= h[\mathbf{X}(k)] + \mathbf{v}(k) \end{aligned} \right\} \quad (7)$$

其中: f 、 h 为非线性系统系统方程; \mathbf{G} 为噪声输入矩阵。

状态估计和协方差的一步预测结果为:

$$\mathbf{X}(k|k-1) = f[\mathbf{X}(k-1)]; \quad (8)$$

$$\mathbf{P}(k|k-1) = \mathbf{A}\mathbf{P}(k-1|k-1)\mathbf{A}^T + \mathbf{Q}. \quad (9)$$

扩展卡尔曼增益以及最终的扩展卡尔曼滤波状态估计和协方差为:

$$\mathbf{K}(k) = \frac{\mathbf{P}(k|k-1)\mathbf{H}^T}{\mathbf{H}\mathbf{P}(k|k-1)\mathbf{H}^T + \mathbf{R}}; \quad (10)$$

$$\hat{\mathbf{X}}(k) = \hat{\mathbf{X}}(k|k-1) + \mathbf{K}(k)[\mathbf{Z}(k) - h\hat{\mathbf{X}}(k|k-1)]; \quad (11)$$

$$\mathbf{P}(k) = [\mathbf{I} - \mathbf{K}(k)\mathbf{H}]\mathbf{P}(k|k-1). \quad (12)$$

其中 \mathbf{A} 、 \mathbf{H} 为非线性系统的雅可比行列式, 由 f 、 h 求偏导得到。

1.3 卡尔曼滤波算法的改进

传统卡尔曼滤波算法适用于线性系统, 扩展卡尔曼滤波算法需要将非线性系统局部线性化处理; 因此, 随着运动过程的进行, 系统所产生的累计误差不断增加, 2种算法都会出现发散现象。为了降低累积误差, 提高算法的精确度, 引入修正因子——移动机器人所受到的外力, 对传统卡尔曼滤波算法和扩展卡尔曼滤波算法做出改进^[9]。

根据力学知识, 移动机器人在运动过程中所受到的外力取决于自身驱动力和地面摩擦力, 实验结果表明: 1) 当驱动力等于摩擦力时, 速度稳定达到最大值; 2) 驱动力与稳定速度之间为成正比关系, 即 $F = \mu v_{\max}$; 3) 摩擦力与速度之间为成正比关系, 且和速度反向, 即 $f = \mu v$ 。

因此, 移动机器人所受外力 N 可表示为

$$N = F - f = \mu v_{\max} - \mu v. \quad (13)$$

外力 N 所产生的加速度为

$$a = \frac{N}{m} = \frac{\mu}{m}(v_{\max} - v). \quad (14)$$

假设初速度为 v_0 , 对式(14)积分可得 t 时间的速度 $v(t)$ 和位移 $s(t)$ 。

$$v(t) = v_{\max} + e^{\frac{\mu}{m}t}(v_{\max} - v_0); \quad (15)$$

$$s(t) = v_{\max}t = \frac{m}{\mu}[v_0 - v_{\max} - e^{\frac{\mu}{m}t}(v_{\max} - v_0)]. \quad (16)$$

将式(16)中所得的位置预测结果与卡尔曼滤波算法所得结果求均值, 即得到修正后的机器人位置预测值, 引入修正因子后的算法可描述为图 1 所示过程^[10]。

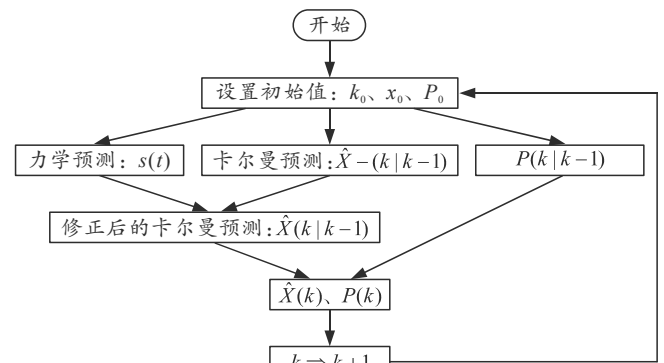


图 1 修正算法过程描述

2 仿真结果

为了验证改进算法对传统卡尔曼滤波算法和扩展卡尔曼滤波算法的修正效果，笔者分别对2种算法以及2种算法引入修正因子后的定位结果进行仿真研究^[11-13]。

假设移动机器人的运动范围为 $160\text{ m} \times 160\text{ m}$ 的2维平面，初始位置在 $(0, 0)\text{ m}$ 附近。图2和图3为卡尔曼滤波及其改进算法的定位结果和误差对比，图4和图5为扩展卡尔曼滤波及其改进算法的定位结果和误差对比。

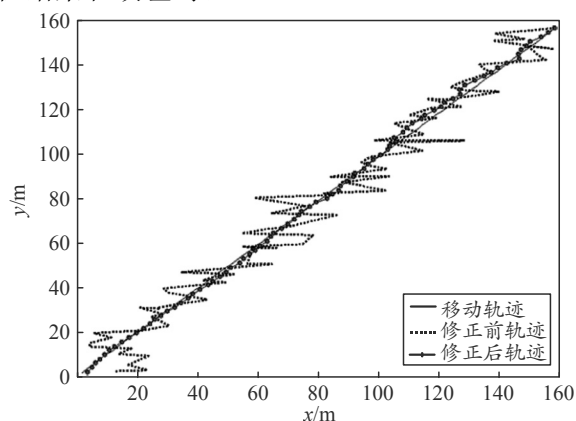


图2 卡尔曼滤波算法位置预测仿真

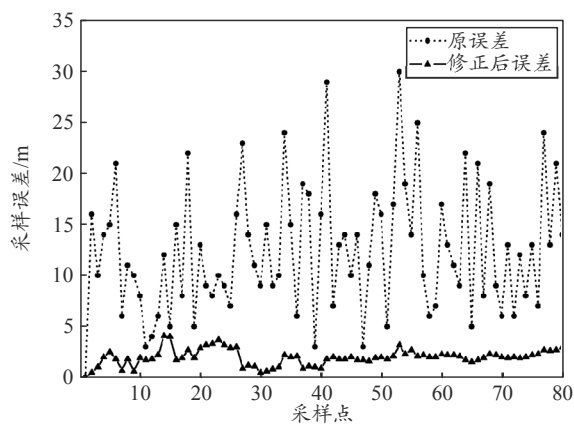


图3 卡尔曼滤波算法定位误差

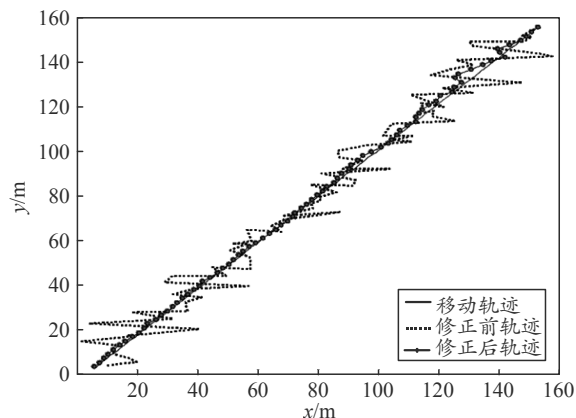


图4 扩展卡尔曼滤波算法位置预测仿真

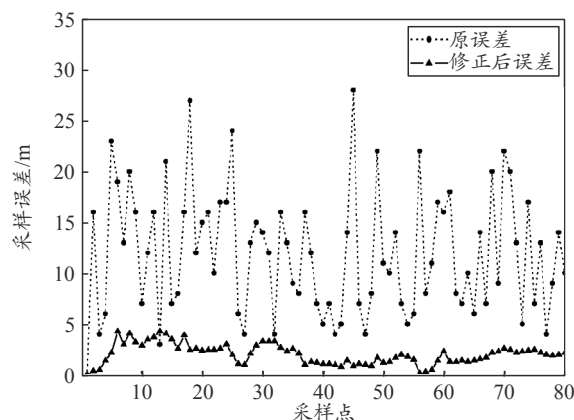


图5 扩展卡尔曼滤波算法定位误差

通过对比图2和图4位置预测仿真中修正前后的轨迹，可以发现：修正因子的引入提高了运动轨迹的精度，表明修正因子对传统卡尔曼滤波算法和扩展卡尔曼滤波算法都有改进效果。

通过对比图3和图5定位误差情况，可以看出：修正后的误差明显降低，采用传统卡尔曼滤波算法的采样误差平均值为 12.5 m ，引入修正因子后的误差平均值为 2.1 m ；采用扩展卡尔曼滤波算法的采样误差平均值为 11.8 m ，引入修正因子后的误差平均值为 1.9 m 。结果表明，采用扩展卡尔曼滤波算法的定位精度要优于传统卡尔曼滤波算法。

3 结论

笔者在分析传统卡尔曼滤波算法和扩展卡尔曼滤波算法的基础上，研究了移动机器人运动过程中的力学关系：机器人驱动力和摩擦力的相互作用，将修正因子引入到卡尔曼滤波算法中，对原算法中的状态估计方程进行优化，得到了改进算法的运算过程。仿真结果验证了传统卡尔曼滤波算法和扩展卡尔曼滤波算法在移动机器人定位技术中的抗干扰作用，但是2种算法也表现出误差值较大，精确度不高的缺点，引入修正因子后，系统运行过程中产生的累积误差减小，运动轨迹更加精确，表明修正因子的引入提高了机器人运动过程中的定位精度，也在一定程度上削弱了算法发散问题。

参考文献：

- [1] 张凯渊, 刘佩林, 钱久超, 等. 多传感器融合机器人室内定位系统设计与实现[J]. 信息技术, 2014, 38(11): 83-87.
- [2] 王襄. 基于卡尔曼滤波融合的移动机器人定位算法[J]. 电子测试, 2016(2): 39-40.
- [3] 秦天宝. 基于多传感器信息融合的移动机器人定位研究[J]. 可编程控制器与工厂自动化, 2010, 11(11):

107-110.

[4] 安雷, 张国良, 张维平, 等. 移动机器人扩展卡尔曼滤波定位与传感器误差建模[J]. 信息与控制, 2012, 41(4): 406-412.

[5] GREG W, GRAY B. An introduction to the Kalman filter[R]. USA: Chapel Hill, 1995, 8(7): 127-132.

[6] 高云峰, 吕明睿, 周伦. 一种室内自主移动机器人定位方法[J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2013, 41(s1): 245-248.

[7] 谢朦, 陈志梅, 邵雪卷. 基于 RSSI 的改进四边测距机器人定位算法[J]. 太原科技大学学报, 2015, 36(1): 18-23.

[8] 付栋. 移动机器人进行自主路径规划的关键技术研究[J]. 自动化与仪器仪表, 2015(9): 87-89.

[9] 刘汝佳, 孙增圻. RoboCup3D 仿真组中世界模型的维护[C]//中国机器人大赛论文集, 常州: 中国自动化学会智能自动化专业委员会, 2005: 97-101.

[10] 张青, 李龙澍, 刘跃. 基于卡尔曼滤波的仿真机器人定位方法[J]. 计算机仿真, 2013, 30(12): 317-320.

[11] 孟祥萍, 张本法, 苑全德. 自适应扩展卡尔曼滤波器在移动机器人定位中的应用[J]. 计算机系统应用, 2015, 24(12): 176-181.

[12] 赵中伟, 戴文战. 基于无迹卡尔曼滤波的机器人无线室内定位估计算法[J]. 机电技术, 2015(5): 2-5.

[13] 徐爱亲. 基于模糊 PID 卡尔曼滤波的多传感信息融合移动机器人定位研究[J]. 重庆科技学院学报(自然科学版), 2014, 16(4): 150-153.

(上接第 68 页)

表 4 复杂模拟地图下的路径长度 cm

算法	A*算法	蚁群算法
路径长度	$8+9\sqrt{2}$	$12+9\sqrt{2}$

4 结束语

笔者根据现有的 3 种路径规划算法展开研究, 通过 Matlab 模拟仿真找出 3 种算法的实际应用优缺点。经过对比可知: 不论实际应用环境较为简单还是复杂, A*算法都具有规划速度快、路径效果好的特点。相比之下, 蚁群算法虽然在简单环境下规划出的路径也很好, 但是其计算速度不如 A*算法快; 由于遗传算法在任何模拟环境下的路径规划效果都不理想, 将更不适用于实际的应用环境。

下一步, 笔者可先用 VC6.0 软件对 A*算法进行编程仿真, 再将算法移植到 Keil 中, 最后将算法下载至由 LPC1768 控制的移动机器人上。经过反复的测试与修改, 移动机器人已经可以在实际应用环境中自主根据 A*算法规划出最短路径并行走该条路径。

参考文献:

[1] 许亚. 基于强化学习的移动机器人路径规划研究[D]. 济南: 山东大学, 2013: 1-2.

[2] SHEU J P, SAHOO P K, SU C H, et al. Efficient Path Planning and Data Gathering Protocols for the Wireless Sensor Network[J]. Computer Communications, 2010, 33(2): 398-408.

[3] 王帅, 连翠玲, 赵旭. 基于势场的运动路径规划研究[J]. 河北省科学院学报, 2011, 28(4): 64-66.

[4] 徐一超. 移动机器人路径规划技术的研究[D]. 南京: 南京大学金陵学院, 2016: 1-3.

[5] 刘军. 基于改进蚁群算法的移动机器人路径规划研究[D]. 郑州: 郑州大学, 2010: 1-2.

[6] JIN F, HONG B. Path planning for free-flying space robot using ant algorithm[J]. Robot, 2002, 24(6): 526-529.

[7] 宋锦娟, 白艳萍. 一种改进的蚁群算法及其在 TSP 中的应用[J]. 数学的实践与认识, 2012, 42(18): 154-156.

[8] 冯月华, 陈州吉. 基于群体智能的蚁群算法原理及应用研究[J]. 兰州文理学院学报, 2014, 28(2): 58-61.

[9] 张攀. 空间可展开折叠式剪刀肋结构分析[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2013: 1-2.