

衰减记忆无迹卡尔曼粒子滤波算法研究

王朝辉¹, 徐一兵¹, 许亚伟²

(1 西安通信学院, 陕西 西安 710106; 2 73687 部队, 福建 福州 450000)

摘 要: 无迹卡尔曼粒子滤波算法作为典型的粒子滤波改进算法, 有效提高了滤波精度. 但旧的数据影响过大, 导致滤波发散, 借鉴衰减记忆无迹卡尔曼滤波算法的思想, 通过引进衰减因子实现对当前测量数据利用的加强, 减小历史数据对滤波结果的影响, 提出了一种基于衰减记忆无迹卡尔曼滤波的粒子滤波算法. 仿真实验表明, 算法能够提供优于传统无迹卡尔曼滤波算法的跟踪精度.

关键词: 粒子滤波算法; 无迹卡尔曼粒子滤波算法; 衰减记忆

中图分类号: TP301.6

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2012)08-0050-03

Research on Memory Attenuation UKF Particle Filter Algorithm

WANG Chao-hui¹, XU Yi-bing¹, XU Ya-wei²

(1 Xi'an Communications Institute, Xi'an 710106, China; 2 Troops of 73687, Fuzhou 450000, China)

Abstract: Unscented Particle Filter as the typical improvement Particle Filter Algorithm effectively rises to the filter accuracy. But the old data once influences greatly lead to the filter's exhalation, this passage learn from Memory Attenuation UKF a thought of calculate way and pass to usher in a attenuation factor realization to current measurement data make use of strengthen, and let up a history data to filter result of influence, proposed a kind of particle filter algorithm based on Memory Attenuation UKF. The simulation experiment results show that the proposed algorithm can provide a better tack accuracy than tradition Unscented Particle Filter algorithm.

Key words: PF; MAUKF; memory attenuation

1 引言

对目标进行准确的定位跟踪在视觉研究领域中具有十分重要的意义, 而滤波算法的好坏直接决定了目标跟踪系统的整体性能. 粒子滤波算法(PF)^[1]可以实现任意状态估计, 特别是在非线性非高斯的密集杂波的复杂环境下能充分发挥其自身优势. 但粒子滤波算法本身也存在一些缺点, 例如其固有的粒子退化现象、粒子多样性损失、重要性函数选取及收敛性等问题^[2].

重要性密度函数的选择对粒子滤波算法至关重要, 围绕重要性函数的选择, 已提出许多改进的粒子滤波算法. 而无迹卡尔曼粒子滤波(UKF)作为典型的粒子滤波改进算法^[3], 是一种在粒子滤波算法的基础上, 采用 Unscented Kalman 滤波(UKF)生成

PF 的建议分布, 所得均值和方差用于下一次粒子采样, 采用 UT 变换, 非线性函数无需线性化, 因此滤波精度有了较大的提高^[4]. 但 UPF 算法由于忽视了新的量测值含有的变化了的系统动态模型的较多信息, 导致滤波器发散. 针对此问题, 本文在 UPF 算法的基础上, 将衰减记忆 UKF 算法(MAUKF)^[5]应用于粒子滤波算法中, 提出了一种基于衰减记忆 UKF 算法的粒子滤波算法(MAUPF), 有效提高了滤波精度.

2 无迹卡尔曼粒子滤波算法(UKF)

Merwe 等人提出使用无迹卡尔曼滤波算法(UKF)产生粒子滤波的重要性密度函数, 称为无迹卡尔曼粒子滤波器^[6], 由 UKF 产生的重要性密度函数与真实状态概率密度函数更加接近, 因而估计

精度更高.其主要步骤为:

(1)初始化

从先验分布中抽取 N 个粒子 $x_0^i \sim p(x_0)$, $i=1, 2, \dots, N$.

(2)在每一时刻用无迹卡尔曼滤波更新每一粒子,即:

计算每个粒子的西格玛点

$$\chi_{k-1,j}^{a,(i)} = [\chi_{k-1,j}^{a,(i)}, \chi_{k-1,j}^{a,(i)} \pm \sqrt{(n+\lambda)P_{k-1}^{a,(i)}}] \quad (1)$$

时间更新

$$\chi_{k,k-1,j}^{x,(i)} = f(\chi_{k-1,j}^{x,(i)}, \chi_{k-1,j}^{v,(i)}, u_k) \quad j=0, \dots, 2n \quad (2)$$

$$\bar{x}_{k|k-1}^{(i)} = \sum_{j=0}^{2n} \omega_j^{(m)} \chi_{k|k-1,j}^{x,(i)} \quad (3)$$

$$P_{k|k-1}^{(i)} = \sum_{j=0}^{2n} \omega_j^{(c)} (\chi_{k|k-1,j}^{x,(i)} - \bar{x}_{k|k-1}^{(i)}) \times (\chi_{k|k-1,j}^{x,(i)} - \bar{x}_{k|k-1}^{(i)})^T \quad (4)$$

$$Z_{k|k-1}^{(i)} = h(\chi_{k|k-1,j}^{x,(i)}, \chi_{k-1,j}^{n,(i)}) \quad (5)$$

$$\bar{z}_{k|k-1}^{(i)} = \sum_{j=0}^{2n} \omega_j^{(m)} Z_{k|k-1,j}^{(i)} \quad (6)$$

量测更新

$$P_{zz} = \sum_{j=0}^{2n} \omega_j^{(c)} (Z_{k|k-1,j}^{x,(i)} - \bar{z}_{k|k-1}^{(i)}) \times (Z_{k|k-1,j}^{x,(i)} - \bar{z}_{k|k-1}^{(i)})^T \quad (7)$$

$$P_{zx} = \sum_{j=0}^{2n} \omega_j^{(c)} (\chi_{k|k-1,j}^{x,(i)} - \bar{x}_{k|k-1}^{(i)}) \times (Z_{k|k-1,j}^{x,(i)} - \bar{z}_{k|k-1}^{(i)})^T \quad (8)$$

$$K_k = P_{zx} P_{zz}^{-1} \quad (9)$$

$$\bar{x}_k^{(i)} = \bar{x}_{k|k-1}^{(i)} + K_k (z_k - \bar{z}_{k|k-1}^{(i)}) \quad (10)$$

$$P_k^{(i)} = P_{k|k-1}^{(i)} - K_k P_{zz} K_k^T \quad (11)$$

从重要性密度函数 $q(x_k | x_{k-1}^{(i)}, z_k) = N(x_k; \bar{x}_k^{(i)}, P_k^{(i)})$ 中抽取粒子并计算归一化权重.

(3)重采样

(4)状态估计

(5) $k=k+1$,转到步骤(2)

3 衰减记忆无迹卡尔曼粒子滤波算法 (MAUPF)

卡尔曼滤波是无限增长记忆的滤波, k 时刻的最优估计要用到 k 时刻以前的全部观测数据,因此,随着 k 的增大,滤波值中的旧数据权重太大,而新数据比重太小^[7].但实际的系统动态模型变化规律往往是未知的,而新近的量测数据包含了变化的系统动态模型的较多信息,如果权重过小,就不能有效的抑制误差对状态估计值的影响,从而导致滤波发

散^[8].由于UPF是基于卡尔曼滤波框架的重要性密度函数的粒子滤波,因而也存在同样的滤波发散问题.所以,在滤波器中增强新量测数据对修正状态估计误差的作用,降低旧的量测数据的权重成为改进算法的思路.

本文在UPF算法的基础上,利用MAUKF的思想,构成衰减记忆无迹卡尔曼粒子滤波算法.

在观测噪声协方差矩阵中引入衰减因子 $S^{[9]}$:

$$R_{k+1} = S \times R_k \quad (12)$$

其中 S 是一个 ≥ 1 的经验值,但不能取值过大,否则会引起滤波器的振荡.式(12)表示处于 $k+1$ 时刻的观测噪声协方差矩阵中的各个元素是 k 时刻各元素的 S 倍.这就意味着随着 k 时刻的增加,旧量测数据的协方差增大,有效降低了旧量测数据的估值权重.

该算法与UPF算法的不同之处在于在式(4)中加入了衰减因子,即使得式(4)变为

$$P_{k|k-1}^{(i)} = s \times \sum_{j=0}^{2n} \omega_j^{(c)} (\chi_{k|k-1,j}^{x,(i)} - \bar{x}_{k|k-1}^{(i)}) \times (\chi_{k|k-1,j}^{x,(i)} - \bar{x}_{k|k-1}^{(i)})^T \quad (13)$$

将UPF中的式(4)替换为式(13),即可得到MAUPF算法的流程(图1).

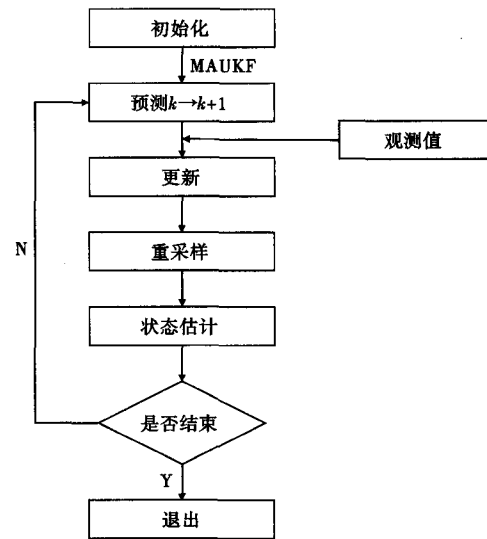


图1 MAUPF 算法流程图

4 算法仿真分析

这里应用基本粒子滤波算法PF、无迹卡尔曼粒子滤波UPF及衰减记忆无迹卡尔曼粒子滤波算法MAUPF分别对一维强非线性模型进行仿真,系统的离散状态方程和量测方程分别为:

$$x_k = 1 + \sin(4e - 2\pi k) + 0.5x_{k-1} + w_{k-1} \quad (14)$$

$$y_k = \begin{cases} 0.2x_k^2 + v_k & (k < 30) \\ 0.5x_k - 2 + v_k & (k \geq 30) \end{cases} \quad (15)$$

算法取粒子数为 200, 时间步长为 50, w_k 和 v_k 都为零均值的高斯白噪声, 其方差分别为 3/4、 $1e-5$, 初始状态分布为均值为 3, 方差为 2 的正态分布, UKF 算法中的参数设置为 $\alpha = 1, \beta = 0, \kappa = 2$, MAUKF 中取衰减因子 S 为 1.3.

图 2 和图 3 所示为三种滤波器的一次独立实验结果, 分别表示各滤波器的跟踪效果和跟踪误差对比. 可以看出 PF 的状态估计有时会严重偏离真实状态, PF 的偏离主要是由于似然函数与转移概率密度函数相比过于集中, 而 UPF 粒子滤波器和 MAUPF 滤波器所估计的状态能较好地吻合真实状态, 所以 UPF 和 MAUPF 跟踪性能要优于 PF.

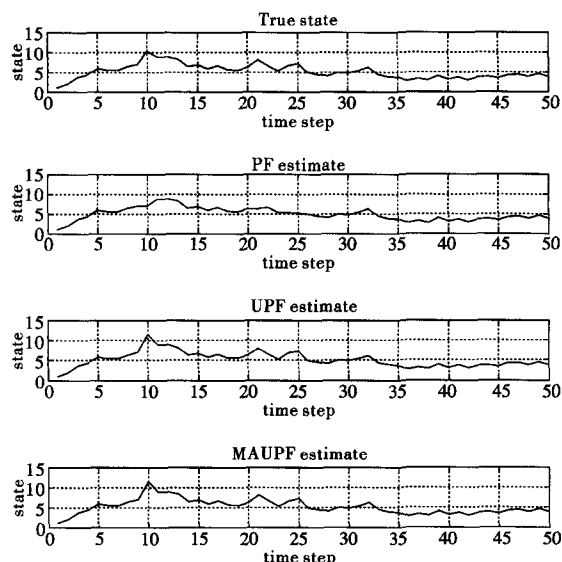


图 2 三种滤波器跟踪效果

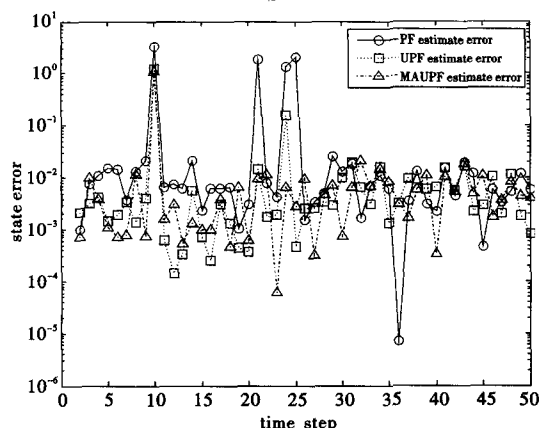


图 3 三种滤波器跟踪误差

为了更直观的对比出三种算法的性能, 我们通过 20 次独立实验, 并用均方根误差 (RMSE) 的平均

值定量进行比较. 表 1 所示为统计结果, 从中可以看出, 在 20 次的独立实验中, UPF 因为充分利用了最新的观测数据, 而且该方法的跟踪精度可以精确到三阶泰勒展开的水平, 有效提高了 PF 算法的跟踪精度; 而 MAUPF 由于引入了衰减因子, 使得新的量测数据估计权重加大, 减少了旧的历史数据对结果的影响, 获得了更好的跟踪精度.

表 1 三种滤波器 20 次独立实验 RMSE 均值

算法	PF	UPF	MAUPF
RMSE 均值	0.636 69	0.171 97	0.133 25

5 结束语

本文提出了一种具有更高估计精度的 MAUPF 算法, 由于在滤波过程中引进了衰减因子, 降低了旧量测数据对滤波的影响, 相对提高了新量测数据的权重, 使得实际动态模型的更多误差信息得以考虑, 因而, 更接近于真实状态. 通过仿真实验表明, 该算法的跟踪精度优于 PF 和 UPF 算法的跟踪精度, 具有一定的实用价值.

参考文献:

- [1] Gordon N J, Salmond D J, Smith A F M. Novel approach to nonlinear/non-gaussian bayesian state estimation[J]. IEEE Proceedings-F, 1993, 140(2): 107-111.
- [2] 胡士强, 敬忠良. 粒子滤波算法综述[J]. 控制与决策, 2005(4): 361-365.
- [3] 张森, 胡建旺, 周云锋, 等. 改进粒子滤波算法的比较[J]. 电光与控制, 2009, 16(2): 30-32.
- [4] 王志刚, 芮国瑞, 胡昊. UPF 算法及其在目标跟踪中的应用[J]. 雷达科学技术, 2005, 3(1): 20-24.
- [5] 罗涌, 钟洪声. 一种改进的 UKF 算法在目标跟踪系统建模中应用[J]. 遥测遥控, 2008(1): 55-58.
- [6] Van der Merwe R, Doucet A. The unscented particle filter[C]// Advances in Neural Information Processing Systems. [S. l.]: MIT, 2000.
- [7] 章飞, 周杏鹏, 陈小惠. 基于衰减记忆滤波的平方根 UKF 被动目标跟踪算法[J]. 测控技术, 2010(4): 22-26.
- [8] 朱萍, 茅旭初. 基于衰减记忆 UKF 的高精度 GPS 定位估计[J]. 计算机仿真, 2011(2): 35-38.
- [9] Tam T, Zarbosky J. A practical non-driving filter[J]. A IAA Journal, 1970, 8(6): 1127-1133.