

文章编号: 1001-1595(2011)S-0120-06

基于均值漂移的粒子滤波算法设计及其在导航数据处理中的应用

宫轶松¹, 归庆明², 李保利^{1,3}, 乔书波³, 张灵敏⁴

1. 中国卫星导航定位应用管理中心, 北京 100088; 2. 信息工程大学 理学院, 河南 郑州 450001; 3. 信息工程大学 测绘学院, 河南 郑州 450052; 4. 河北科技师范学院 数学与信息科技学院, 河北 秦皇岛 066004

Design of Particle Filtering Algorithm Based on Mean Shift and Its Application in Navigation Data Processing

GONG Yisong¹, GUI Qingming², LI Baoli^{1,3}, QIAO Shubo³, ZHANG Lingmin⁴

1. China National Administration of GNSS and Applications, Beijing 100088, China; 2. Institute of Science, Information Engineering University, Zhengzhou 450001, China; 3. Institute of Surveying and Mapping, Information Engineering University, Zhengzhou 450052, China; 4. Institute of Mathematics and Information, Hebei Normal University of Science and Technology, Qinhuangdao 066004, China

Abstract: Considering the degeneracy of particle weight and the large amount of calculation existing in the standard particle filtering algorithm, the mean shift algorithm and particle filtering algorithm are fused, then a new particle filtering algorithm is designed based on the mean shift searching algorithm. This approach still obeys the computational outline of the standard particle filtering algorithm. The basic principle of this algorithm is to embed the mean shift searching process into the important sampling process of the particle filtering method via the clustering characteristics of the mean shift algorithm, to have a determinant searching to the particle set, and make each particle converge to local optimal value, approximates the true state distribution by means of the particle clustering of the mean-shift algorithm, and thus achieves good estimation results and improves the status of real time by requiring only a small number of particles compared with the standard PF algorithm on overcoming the defects, such as the degeneracy of the phenomenon of particle weight and the large amount of calculation. The results of a large amount of computational experiments and the GPS/DR integrated navigation experiment show the effectiveness of the new approach.

Key words: particle filtering; a large amount of computation; the degeneracy of the particle weight; mean shift searching algorithm; global positioning systems; dead reckoning

摘要: 针对标准粒子滤波算法中存在的计算量大和粒子的权值退化的缺陷, 将均值漂移算法和 PF 算法进行融合, 设计基于均值漂移搜索算法的粒子滤波新算法。该算法仍遵从粒子滤波算法的计算框架, 基本原理是利用 MS 算法对粒子的聚类作用, 将均值漂移思想融合到粒子滤波算法的重要性采样过程中, 对粒子集进行确定性搜索, 使每个粒子收敛于局部最优值, 这样粒子的状态表示更接近真实的状态分布, 因此只需较少的粒子数便可达到未嵌入 MS 的使用大量粒子数的粒子滤波状态估计的性能, 从而在缓解粒子的权值退化的同时提高粒子滤波算法的实时性。大量的数值试验和对 GPS/DR 组合导航数据处理的结果验证了该方法的有效性。

关键词: 粒子滤波; 计算量大; 粒子的权值退化; 均值漂移搜索算法; 全球定位系统; 航位推算

中图分类号: P228

文献标识码: A

基金项目: 国家自然科学基金(40974009, 10903032); 中国卫星导航学术年会青年优秀论文获奖者资助课题

1 引言

针对粒子滤波(PF)算法计算量大的缺陷, 近几年学者们提出了均值漂移(mean-shift, MS)和 PF 算法的融合应用^[1-4]。这些算法仍遵从 PF 算法的计算框架, 基本原理是利用 MS 的聚类作用, 对粒子集进行确定性搜索, 使每个粒子收敛于局

部最优值, 这样粒子的状态表示更加合理, 因此只需较少的粒子便可达到未嵌入 MS 的使用大量粒子数的粒子滤波状态估计的性能, 从而达到降低计算量的目的。然而, 这些方法的应用主要集中在目标跟踪领域。为拓宽其应用领域, 本文尝试将此算法应用到 GPS/DR 组合导航系统中。试验结果表明, 本文设计的改进算法不仅能降低计算量, 而

且有效地缓解了粒子权值的退化, 提高了粒子的预测精度, 进而提高了 PF 的状态估计精度。

2 多维非参数密度估计

MS 算法就是一种非参数密度估计算法或称核密度估计算法。核密度估计的一个性质是如果采样充分, 核密度估计能够渐进地收敛于任意的密度函数, 该性质保证了该技术可对服从任何分布的数据进行密度估计。MS 算法是一种有效的统计迭代算法, 它使每一个点“漂移”到密度函数的局部极大值点。近年来, 该算法已广泛应用于计算机视觉领域。首先对其算法简单介绍如下^[1]:

假设 $\{x_i, i=1, \dots, n\}$ 是来自 d 维连续型随机向量 X 的独立同分布的样本, 则 x 点的密度函数值估计为

$$\hat{f}(x) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n K_H(x - x_i) \quad (1)$$

式中, $K_H(x) = |H|^{-\frac{1}{2}} K(|H|^{-\frac{1}{2}} x)$ 。其中 $K(\cdot)$ 表示核函数; H 为 $d \times d$ 带宽矩阵, H 的使用增加了估计的灵活性。常用的带宽矩阵有两种形式: 一种是对角线元素不完全相等的对角阵, 即 $H = \text{diag}(h_1^2, \dots, h_d^2)$; 另一种是对角线元素完全相等的对角阵, 即 $H = h^2 I_d$, I_d 为 $d \times d$ 单位矩阵。若取 $H = h^2 I_d$, 则式(1)可表示为

$$\hat{f}(x) = \frac{1}{nh^d} \sum_{i=1}^n K_H\left(\frac{x - x_i}{h}\right) \quad (2)$$

记

$$K(x) = c_{k,d} k(\|x\|) \quad (3)$$

式中, $K(x)$ 为放射状的对称核函数; $k(x)$ 为 $K(x)$ 的轮廓函数; $\|\cdot\|$ 为欧氏范数; 标准化常量 $c_{k,d}$ 严格为正, 使 $K(x)$ 的积分为 1。

将式(3)代入到式(2), 得

$$\hat{f}_{h,k}(x) = \frac{c_{k,d}}{nh^d} \sum_{i=1}^n k\left(\left\|\frac{x - x_i}{h}\right\|\right) \quad (4)$$

对式(4)取梯度, 得

$$\hat{y}_{f_{h,k}}(x) \equiv \hat{y}_{f_{h,k}}(x) = \frac{2c_{k,d}}{nh^{d+2}} \sum_{i=1}^n (x - x_i) k'\left(\left\|\frac{x - x_i}{h}\right\|\right) \quad (5)$$

令 $g(x) = -k'(x)$, 将其作为轮廓函数, 其对应的核函数 $G(x)$ 按式(3)定义为 $G(x) = c_{g,d} g(\|x\|)$ 。将式 $g(x)$ 代入式(5), 得

$$\hat{y}_{f_{h,G}}(x) = \frac{2c_{g,d}}{nh^{d+2}} \sum_{i=1}^n (x - x_i) g\left(\left\|\frac{x - x_i}{h}\right\|\right) =$$

$$\frac{2c_{k,d}}{nh^{d+2}} \left[\sum_{i=1}^n g\left(\left\|\frac{x - x_i}{h}\right\|\right) \right] \left[\frac{\sum_{i=1}^n x_i g\left(\left\|\frac{x - x_i}{h}\right\|\right)}{\sum_{i=1}^n g\left(\left\|\frac{x - x_i}{h}\right\|\right)} - x \right] \quad (6)$$

由式(6)可知, $\frac{2c_{k,d}}{nh^{d+2}} \sum_{i=1}^n g\left(\left\|\frac{x - x_i}{h}\right\|\right)$ 为 x 处基于核函数 $G(x)$ 的非参数密度估计^[5], 该式后面一项被称为 MS 向量, 表示为

$$m_{h,G}(x) = \left[\frac{\sum_{i=1}^n x_i g\left(\left\|\frac{x - x_i}{h}\right\|\right)}{\sum_{i=1}^n g\left(\left\|\frac{x - x_i}{h}\right\|\right)} - x \right] \quad (7)$$

MS 算法是一变步长的梯度上升算法, 或称自适应梯度上升算法。给定一个初始点 x , 核函数 $G(x)$ 及终止条件(最大循环次数或最小允许误差), MS 算法循环执行下面三个步骤:

- (1) 计算 MS 向量 $m_{h,G}(x)$;
- (2) 把 $m_{h,G}(x)$ 赋值给 x ;
- (3) 判断是否满足终止条件, 若满足则结束循环, 否则继续执行步骤(1)。

值得注意的是, MS 算法虽然不需要任何先验知识, 但需要为每个样本点指定核函数和带宽矩阵, 这是该算法的关键技术所在。核函数不仅影响密度估计函数的属性, 而且对算法的收敛性和计算性能影响很大, 它决定了样本点 x_i 与核中心 x 间的相似性度量; 带宽矩阵决定了核函数的影响范围, 从而影响算法的收敛速度和准确性。目前, 有关这些方面的讨论还相当有限, 基础性的工作参见文献[5—10], 针对不同的应用领域, 实际应用中的具体选择还需不断摸索。

3 基于 MS 的 PF 优化算法设计

为了缓解粒子权值的退化并降低计算量, 提出一种融合 MS 与 PF 的算法。该算法中, 将 MS 嵌入到 PF 计算框架的重要性采样步骤中, 利用 MS 对粒子的收敛作用, 对重要性采样后的每个粒子都进行一次确定性搜索以取得更多具有高权重的粒子, 从而缓解粒子权值的退化。由于被 MS 聚类后的粒子的分布更加接近真实的状态分布, 故算法对粒子数量的要求大大减少, 算法的实时性得到了提高。采用 EKF 建议分布函数, 新算法(简称为 PE-EKFMS)具体设计为:

- (1) 初始化。 $k=0$, 从先验概率密度函数 $p(x_0)$ 中抽取粒子 x_0^i , 令其权值为 $\omega_0^i = 1/N$, $i=$

1, ..., N。

(2) $k \geq 1$ 时, 按以下步骤进行迭代循环。

1) 序贯重要性采样, 用 EKF 更新粒子。状态一步预测

$$\hat{x}_{k|k-1}^i = f(x_{k-1}^i)$$

误差协方差矩阵一步预测

$$P_{k|k-1}^i = F_k P_{k-1}^i F_k^T + Q_k$$

滤波增益矩阵

$$K_k = P_{k|k-1}^i H_k^T [H_k P_{k|k-1}^i H_k^T + R_k]^{-1}$$

误差协方差矩阵更新

$$\hat{P}_k^i = P_{k|k-1}^i - K_k H_k P_{k|k-1}^i$$

状态更新

$$\hat{x}_k^i = \hat{x}_{k|k-1}^i + K_k (z_k - h(\hat{x}_{k|k-1}^i))$$

其中, $i = 1, \dots, N$; $F_k = \frac{\partial f}{\partial x}|_{x=\hat{x}_k}$; $H_k = \frac{\partial h}{\partial x}|_{x=\hat{x}_k}$ 。

从建议分布函数 $q(x_k | x_{0:k-1}, z_{1:k}) = N(\hat{x}_k^i,$

$\hat{P}_k^i)$ 中抽取粒子 x_k^i , 通过等式

$$\omega_k^i = \omega_{k-1}^i \frac{p(z_k | x_k^i) p(x_k^i | x_{k-1}^i)}{q(x_k^i | x_{k-1}^i, z_k)}$$

计算粒子的权值, 根据 $\omega_k^i = \omega_k^i / \sum_{i=1}^N \omega_k^i$ 对权值进行归一化。

2) 进行一次 MS 确定性搜索。计算 k 时刻的 MS 向量

$$m_{h,G}(\hat{x}_k^i) = \frac{\sum_{i=1}^n x_i g\left(\frac{\|\hat{x}_k^i - x_i\|^2}{h}\right)}{\sum_{i=1}^n g\left(\frac{\|\hat{x}_k^i - x_i\|^2}{h}\right)} - \hat{x}_k^i;$$

对每一个粒子, 计算 $x_i^* = x_i + m_{h,G}(\hat{x}_k^i)$, 从而得到“漂移”后的新粒子 x_i^* 。

用新粒子重新计算粒子的权值并归一化。

3) 重采样。每次循环都进行重采样操作, 重采样根据后验概率密度进行, 重新生成一个新的粒子集合 $\{X_k^i\}$, 满足 $P\{X_k^i = x_k^i\} = \omega_k^i(P(\cdot))$ 表示概率), 重新定义权 $\omega_k^i = 1/N, i = 1, \dots, N$ 。

4) 状态更新

$$x_k = \sum_{i=1}^N X_k^i \omega_k^i$$

4 算例与分析

4.1 非线性非高斯模型

一标量非线性非高斯时间序列模型^[11-12], 其状态方程为

$$x_{k+1} = 1 + \sin(0.04x_k) + 0.5x_k + w_k$$

非平稳的观测方程为

$$z_k = \begin{cases} 0.5x_k - 2 + v_k & k \leq 30 \\ 0.2x_k^2 + 0.1 \sin x_k + v_k & k > 30 \end{cases}$$

其中, 过程噪声 w_k 服从伽玛分布, 即 $w_k \sim Ga(3, 2)$; 量测噪声 v_k 服从高斯分布, 即 $v_k \sim N(0, 1e-5)$ 。

本试验采用不同的粒子数分两个方案进行, 观测时间为 $T = 60$ s, 采样间隔为 1 s, 分别采用标准 PF、PF-EKF 和 PF-EKFMS 三种滤波算法都进行 50 次 Monte Carlo 模拟。MS 算法中采用高斯核函数 $K = (2\pi)^{-\frac{d}{2}} \exp\left[-\frac{\|x\|^2}{2}\right]$, 带宽 $h = 0.75$, 进行一次确定性搜索。图 1 和图 2 为三种 PF 状态估计的结果与真值的比较, 横坐标表示预测时间, 纵坐标表示状态。表 1 和表 2 给出了不同滤波算法的均方误差及其方差的均值和多次运行的平均运行时间。

(1) 相同粒子数, 见图 1 和表 1。

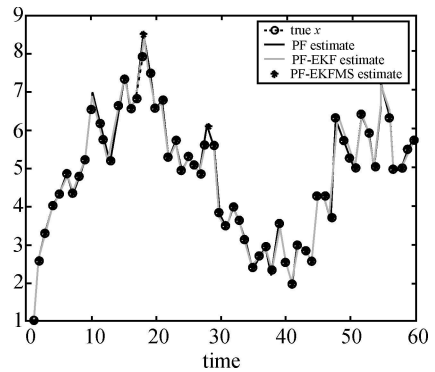


图 1 滤波估值与真值的比较

Fig.1 Filtering estimates vs true state

表 1 50 次 Monte Carlo 模拟的仿真结果

Tab. 1 Results for 50 times Monte Carlo simulations

粒子数	滤波算法	均方误差 差均值	均方误差 方差的均值	平均运行 时间/s
N = 200	PF	0.491	0.074	0.826
N = 200	PF-EKF	0.301	0.013	1.997
N = 200	PF-EKFMS	0.284	0.018	2.468

(2) 不同粒子数, 见表 2 和图 2。

表 2 50 次 Monte Carlo 模拟的仿真结果

Tab. 2 Results for 50 times Monte Carlo simulations

粒子数	滤波算法	均方误差 均值	均方误差 方差的均值	平均运行 时间/s
N = 200	PF	0.403	0.051	0.816
N = 200	PF-EKF	0.309	0.015	1.987
N = 50	PF-EKFMS	0.340	0.020	0.653

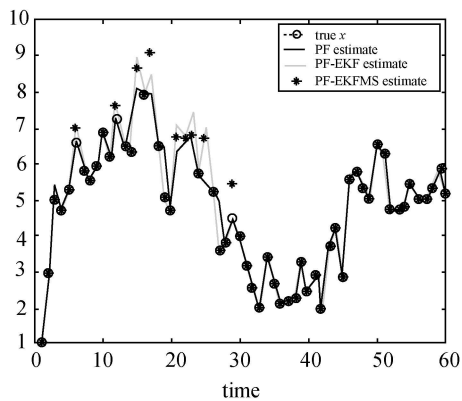


图2 滤波估值与真值的比较

Fig.2 Filtering estimates vs true state

由表1和表2的计算结果可以看出:

(1) 在粒子数相同的情况下, 由于MS对EKF建议分布函数产生的预测粒子进行了一步优化过程, 使得PF-EKFMS的状态估计结果明显好于PF-EKF, 并且都好于PF的状态估计。由于MS搜索过程的加入, PF-EKFMS所需的计算时间要长于PF-EKF。因此, 实际中要兼顾精度与效率, 有选择地使用MS搜索, 这正是笔者在算法设计时仅考虑一次MS确定性搜索的原因。

(2) 当PF-EKFMS算法中的粒子数明显小于PF-EKF时, PF-EKFMS的状态估计效果略逊于PF-EKF, 但计算量明显降低了, 且小于PF的计算量, 而状态估计性能明显好于PF。

4.2 在车载GPS/DR组合定位系统中的应用及仿真分析

本算例参考文献[13]。取车载GPS/DR组合定位系统的状态变量 x_k 为

$$x_k = [x_e(k) \quad v_e(k) \quad a_e(k) \quad x_n(k) \quad v_n(k) \quad a_n(k)]$$

其中, $x_e(k)$ 、 $v_e(k)$ 、 $a_e(k)$ 分别为汽车东向的位置、速度和加速度, 单位分别为 m、m/s、m/s²;

$x_n(k)$ 、 $v_n(k)$ 、 $a_n(k)$ 分别为汽车北向的位置、速度和加速度, 单位分别为 m、m/s、m/s²。设采样间隔为 T , 采用机动载体的“当前”统计模型, 并结合加速度自适应算法, 则可建立系统离散的状态方程如下

$$x_{k+1} = \Phi_{k+1,k} x_k + w_k$$

其中, w_k 为系统噪声; 状态转移矩阵为

$$\Phi_{k+1,k} = \text{diag}\{\Phi_e, \Phi_v\}$$

$$\Phi = \Phi_e = \begin{bmatrix} 1 & T & T^2 \\ 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

向位置信息 e^{obs} 、北向位置信息 n^{obs} 、角速率陀螺的输出 w 以及里程计在一个采样周期内输出的距离 s , 里程计的刻度系数为 1。则系统离散的观测方程为

$$z_k = \begin{bmatrix} e^{obs}(k) \\ n^{obs}(k) \\ w(k) \\ s(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_e(k) \\ x_n(k) \\ \frac{v_n(k)a_e(k) - v_e(k)a_n(k)}{v_e^2(k) + v_n^2(k)} \\ T \sqrt{v_e^2(k) + v_n^2(k)} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} v_1(k) \\ v_2(k) \\ \varepsilon_w(k) \\ \varepsilon_s(k) \end{bmatrix}$$

假定车辆从原点(0, 0)出发, 以 $10\sqrt{2}$ m/s 的速度, 沿 45° 航向角做匀速直线运动, 共行驶 100 s。采样周期 $T = 1$ s, 仿真条件和有关参数为: 初始状态 $X_0 = [0, 10, 0, 0, 10, 0]$, 初始状态协方差矩阵 $P_0 = \text{diag}(100, 1, 0.04, 100, 1, 0.04)$, 量测噪声协方差矩阵 $R = \text{diag}(15^2, 16^2, 0.005^2, 0.7^2)$, 过程噪声协方差矩阵 Q 参见文献[13]。

试验中用不同的粒子数分别采用PF、PF-EKF、PF-EKFMS三种非线性滤波算法在Matlab 6.5下进行仿真, 时间为100 s。MS算法中采用高斯核函数 $K = (2\pi)^{-\frac{d}{2}} \exp\left[-\frac{\|x\|^2}{2}\right]$, 带宽 $h = 0.75$, 进行一次确定性搜索。图3~图10给出了三种滤波方法在不同粒子数情况下的GPS/DR东向及北向的位置误差曲线, 表3列出了三种滤波方法的东向及北向的位置定位误差标准差和运行时间。

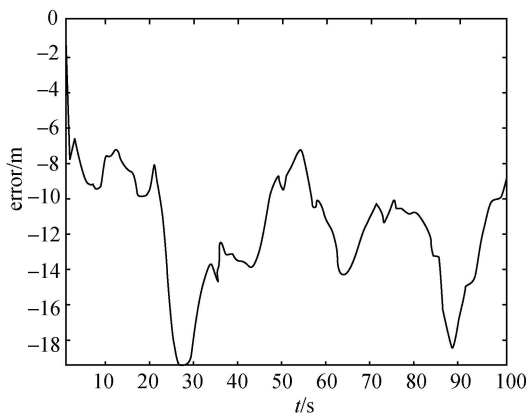


图3 PF方法的GPS/DR东向位置误差曲线(N=200)

Fig.3 Position error of east for GPS/DR via PF(N=200)

系统的观测量包括GPS接收机输出的车辆东

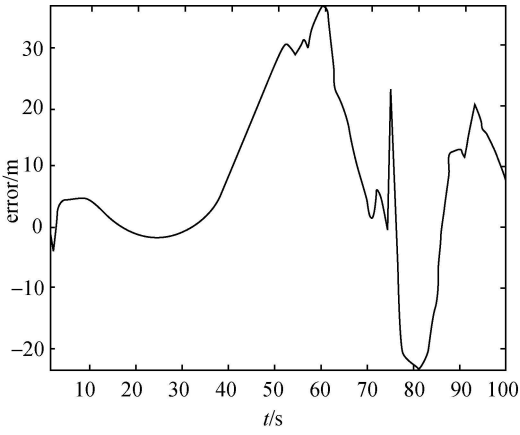


图4 PF方法的GPS/DR北向位置误差曲线($N=200$)

Fig. 4 Position error of north for GPS/DR via PF ($N=200$)

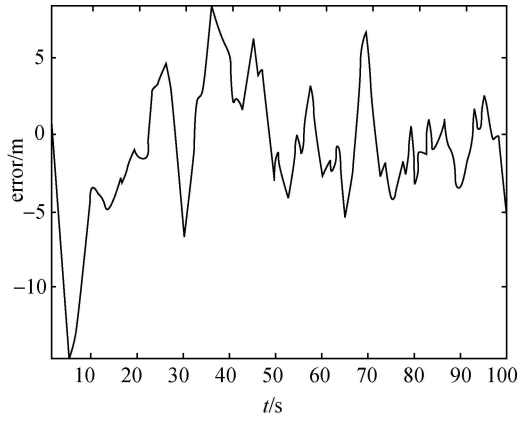


图7 PF-EKFMS方法的GPS/DR东向位置误差曲线($N=200$)

Fig. 7 Position error of east for GPS/DR via PF-EKFMS ($N=200$)

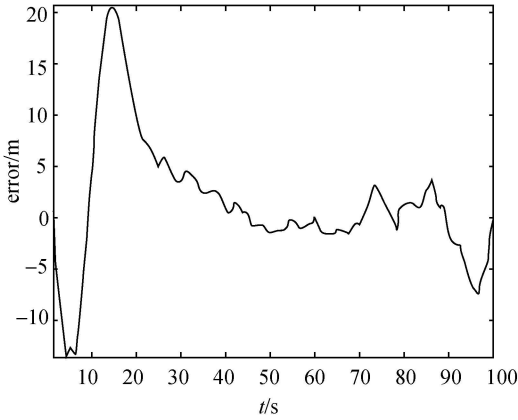


图5 PF-EKF方法的GPS/DR东向位置误差曲线($N=200$)

Fig. 5 Position error of east for GPS/DR via PF-EKF ($N=200$)

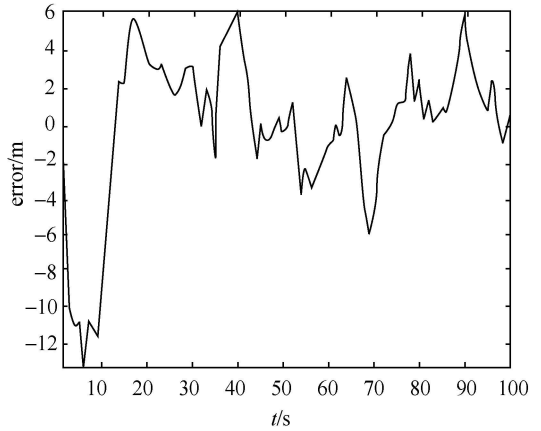


图8 PF-EKFMS方法的GPS/DR北向位置误差曲线($N=200$)

Fig. 8 Position error of north for GPS/DR via PF-EKFMS ($N=200$)

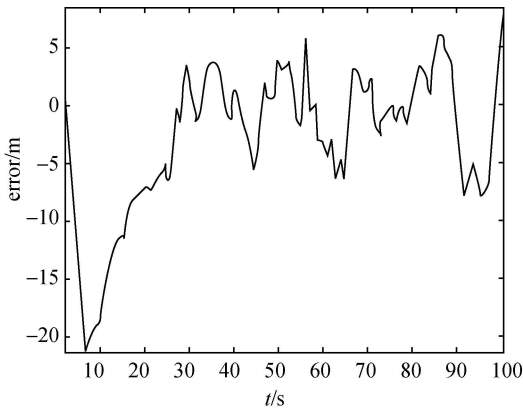


图6 PF-EKF方法的GPS/DR北向位置误差曲线($N=200$)

Fig. 6 Position error of north for GPS/DR via PF-EKF ($N=200$)

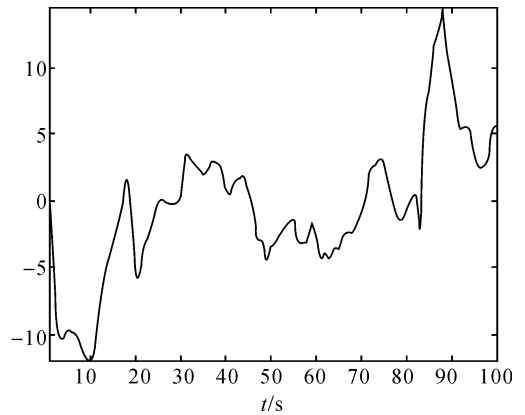


图9 PF-EKFMS方法的GPS/DR东向位置误差曲线($N=50$)

Fig. 9 Position error of east for GPS/DR via PF-EKFMS ($N=50$)

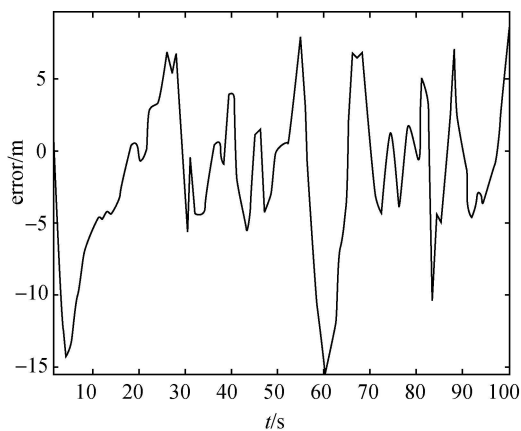


图 10 PF-EKFMS 方法的 GPS/DR 北向位置误差曲线($N = 50$)

Fig. 10 Position error of north for GPS/DR via PF-EKFMS($N = 50$)

表 3 三种滤波方法的计算结果

Tab. 3 System resulting data of standard experiment

粒子数	滤波算法	位置定位误差标准差/m		运行时间/s
		东向	北向	
$N = 200$	PF	8.427	7.911	4.547
$N = 200$	PF-EKF	6.464	6.356	11.391
$N = 200$	PF-EKFMS	4.263	4.216	16.563
$N = 50$	PF-EKFMS	5.185	5.461	4.093

由表 3 的计算结果可以看出:

(1) 在粒子个数都为 200 的情况下, PF-EKFMS 的状态估计结果明显好于 PF-EKF, 都好于 PF。由于 MS 搜索过程的加入, PF-EKFMS 所需的计算时间要稍长于 PF-EKF。

(2) 当 PF-EKFMS 算法中的粒子数为 50, 明显小于 PF-EKF 所用的粒子个数 200 时, PF-EKFMS 的状态估计效果不但好于 PF-EKF, 而且计算量明显降低, 明显好于 PF 算法所得到的结果。

5 结论

本文主要考虑的是基于优化算法的粒子滤波算法的设计与应用。

为了缓解粒子的权值退化现象并降低计算量, 将 MS 搜索算法嵌入到 PF 算法的重采样过程中, 利用 MS 对粒子的收敛作用, 使粒子的分布更加接近状态的真实分布, 这样, 便可以利用少量的粒子可以达到好的状态估计效果, 从而提高算法的实时性。

参考文献:

- [1] ZHU Shengli. Researches on Mean Shift and Its Correlated Algorithm in the Visual Target Tracking [D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2006. (朱胜利. Mean Shift 及相关算法在视频跟踪中的研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2006.)
- [2] LI Tao. Object Tracking Based on the Mean Shift and Particle Filter Algorithms [D]. Nanjing: Nanjing Science and Engineer University, 2007. (李涛. 基于 Mean Shift 算法和 Particle Filter 算法的目标跟踪[D]. 南京: 南京理工大学, 2007.)
- [3] GAO Weiyi. Moving Object Tracking Based on Particle Filter [D]. Wuhan: Wuhan Science and Technology University, 2008. (高伟义. 基于粒子滤波的运动对象跟踪[D]. 武汉: 武汉科技大学, 2008.)
- [4] MING Xinyong. Researches on Object Tracking Algorithm Based on Mean Shift and Particle Filter [D]. Nanjing: Nanjing Science and Engineer University, 2008. (明新勇. 基于均值漂移和粒子滤波的目标跟踪算法研究[D]. 南京: 南京理工大学, 2008.)
- [5] COMANICIU D, MEER P. Mean Shift: a Robust Approach Toward Feature Space Analysis [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(5): 603-619.
- [6] COMANICIU D, RAMESH V, MEER P. Real-time Tracking of Non-rigid Objects Using Mean Shift [C] // Proceedings of the IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Hilton Head Island: [s.n.], 2000: 142-149.
- [7] COMANICIU D, RAMESH V, MEER P. The Variable Bandwidth Mean Shift and Data-driven Scale Selection [J]. IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence 2001, 17(8): 438-445.
- [8] CHENG YZ. Mean Shift, Mode Seeking, and Clustering [J]. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1995, 17(8): 790-799.
- [9] LI Xiangru, WU Fuchao, HU Zhanyi. Convergence of a Mean Shift Algorithm [J]. Journal of software, 2005, 16(3): 365-374. (李乡儒, 吴福朝, 胡占义. 均值漂移算法的收敛性[J]. 软件学报, 2005, 16(3): 365-374.)
- [10] ZHOU Fangfang, FAN Xiaoping, YE Zhen. Mean Shift Research and Applications [J]. Control and Decision, 2007, 22(8): 841-847. (周芳芳, 樊晓平, 叶臻. 均值漂移算法的研究与应用[J]. 控制与决策, 2007, 22(8): 841-847.)
- [11] ZHANG Miao hui. Researches on Object Tracking Algorithm Based on Particle Filter [D]. Kaifeng: Henan University, 2008. (张苗辉. 基于粒子滤波的目标跟踪算法研究[D]. 开封: 河南大学, 2008.)

(下转第 132 页)

按以上方法得到的频偏和 TOA 估计的时间精度小于探测器的最小分辨时间($t_D < T_D$), 一般说来, 积累时间越长, 脉冲星的信噪比越高, t_D/T_D 可以取得越小。根据笔者对 Carb 脉冲星观测数据的初步计算, 在积累时间取 1000~100 s 的情况下, TOA 计算精度大致可以达到 $\pm(10\sim 100)$ ns。另外, TOA 的估计方差由式(44)确定, 除与观测轮廓积累时间有关外, 主要取决于脉冲星的信噪比和标准轮廓脉冲峰的“尖锐”程度, 在选择脉冲星作为导航星座时应该考虑这个因素。考虑到虽然 Carb 脉冲星的辐射强度大, 信噪比高但方位精度较差, 不一定适合于 XNAV, 以后对不同脉冲星的 TOA 估计精度和估计方差作进一步分析。

最后说明, 本文提出的 TOA 算法实际上绕开了误差 C 的直接计算, 而是证明在导航过程中这个误差不随时间变化或变化很小, 因而在航天器的即时数据处理中可以利用前一次计算的 TOA 信息。这种方法类似于差分定位方法, 可以消除一些不随时间变化的误差, 较为稳定可靠。但当脉冲轮廓形状变化较大时计算量较大。笔者将在另文中详细讨论 TOA 误差的求解问题。

致谢: 谨向中国科学院高能物理研究所卢方军研究员、陈勇副研究员和葛明玉博士表示感谢, 他们与笔者进行过多次有益的讨论并提供了宝贵的资料。

参考文献:

- [1] FEI Baojun, SUN Weijin, PAN Gaotian, et al. Transformation of Photon Time of Arrival in XNAV[J]. Chin. J. Space Sci., 2010, 30(1): 85-90. (费保俊, 孙维瑾, 潘高田, 等. X 射线脉冲星自主导航的光子到达时间转换[J]. 空间科学学报, 2010, 30(1): 85-90.)
- [2] FEI Baojun, YAO Guozheng, DU Jian, et al. The Pulse Profile

and United Measurement Equation in XNAV[J]. Scientia Sinica: Physica, Mechanica & Astronomica, 2010, 40(5): 644-650. (费保俊, 姚国政, 杜健, 等. X 射线脉冲星自主导航的脉冲轮廓和联合观测方程[J]. 中国科学: 物理学 力学 天文学, 2010, 40(5): 644-650.)

- [3] SHEIKH S. The Use of Variable Celestial X-ray Sources for Spacecraft Navigation[D]. Maryland: University of Maryland, 2005.
- [4] ZHU Yongsheng. Probability and Statistics in Experimental Physics[M]. 2nd ed. Beijing: Science Press, 2006: 280. (朱永生. 实验物理中的概率和统计[M]. 2版. 北京: 科学出版社, 2006: 280.)
- [5] LI Tpei. Timing in the Time Domain: Cygnus X-1[J]. Chin. J. Astron. Astrophys., 2001, 1(4): 313-332.
- [6] LI Tpei, QU Jinlu, FENG Hua, et al. Timescale Analysis of Spectral Lags[J]. Chin. J. Astron. Astrophys., 2004, 4(6): 583-598.
- [7] SHEIKH S, RAY P, WEINER K, et al. Relative Navigation of Spacecraft Utilizing Bright, Aperiodic Celestial Sources[C] // Proceedings of ION 63rd Annual Meeting. Cambridge: [S. l.]: 2007, 444-453.
- [8] SALA J, URRUELA A, VILLARES X, et al. Feasibility Study for Spacecraft Navigation System Relying on Pulsar Timing Information[R]. Barcelona: Universitat Politècnica de Catalunya, 2004.
- [9] LI Tpei. Timescale Spectral Analysis[J]. Physics, 2006, 35(5): 367-372. (李惕碛. 时变分析的时间尺度谱方法[J]. 物理, 2006, 35(5): 367-372.)

(责任编辑: 杨洪泉)

收稿日期: 2011-01-25

修回日期: 2011-03-25

第一作者简介: 费保俊(1956—), 男, 教授, 研究方向为相对论天体物理和天体力学。

First author: FEI Baojun(1956—), male, professor majors in relativistic astrophysics and celestial mechanics.

E-mail: bjfei@263.net

(上接第 125 页)

- [12] MERWER V D. Sigma-point Kalman Filter for Probabilistic Inference in Dynamic State-space Models[D]. Oregon: Oregon Health & Science University, 2004.
- [13] FU Mengyin, DENG Zhihong, ZHANG Jiwei. Theory of Kalman Filter and its Application to Navigation System[M]. Beijing: Science Press, 2003. (付梦印, 邓志红, 张继伟. Kalman 滤波理论及其在导航系统中的应用[M]. 北京: 科学出版社, 2003.)

(责任编辑: 马保马)

收稿日期: 2011-01-07

修回日期: 2011-03-20

第一作者简介: 宫轶松(1979—), 女, 博士, 工程师, 研究方向为误差理论、非线性滤波、智能优化算法及导航数据处理等。

First author: GONG Yisong(1979—), PhD, engineer, majors in error theory, nonlinear filtering, intelligent algorithm and surveying data processing.

E-mail: gongyisong@163.com