

空间域容量控制多分辨粒子滤波算法

赵玲玲, 马培军, 苏小红, 张洪涛

(哈尔滨工业大学计算机科学与技术学院, 黑龙江哈尔滨 150001)

摘 要: 针对多分辨分析方法用于降低粒子滤波样本集容量时, 因多次迭代引起的样本数急剧下降而导致滤波性能不稳定的问题, 提出一种通过监测拟测量误差相关统计量来预警可能出现的误差扩大, 当系统处于性能临界区时, 在原样本空间上进行准蒙特卡罗增量采样或复制原样本集来控制样本集容量, 规避滤波发散的风险. 仿真实验表明该算法保持了粒子滤波算法的估计性能, 同时有效降低了粒子滤波样本数目, 提高了计算效率.

关键词: 粒子滤波; 多分辨分析; 小波变换; 拟测量误差; 准蒙特卡罗采样

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2010) 11-2664-05

Spatial Size of Sample Set Control-Based Multiresolutional Particle Filter

ZHAO Ling-ling, MA Pei-jun, SU Xiao-hong, ZHANG Hong-tao

(School of Computer Science and Technology, Harbin Institute of Technology, Harbin, Heilongjiang 150001, China)

Abstract: When the multiresolutional analysis method is applied to reduce the number of particles in particle filter, it may cause the drop of filtering accuracy. Aiming at this problem, a size control-based multiresolutional particle filter is proposed. The method predicts the possible enlarging of error by observing the quasi-measurement error probability density, and then increases the size of sample set when the filtering is becoming unsteady by quasi-Monte Carlo sampling or multiplying the original particle set to avoid the possible divergence. The simulation results show that the algorithm maintains the estimation performance of particle filter, meantime also reduces the number of particles and improves the computation efficiency.

Key words: particle filter; multiresolutional analysis; wavelet transform; quasi measurement error; quasi-Monte Carlo sampling

1 引言

粒子滤波(Particle filter, PF)^[1]是一种蒙特卡罗框架下的递归贝叶斯滤波技术, 它通过在状态空间内传播的带权样本(粒子)集来描述动态系统中状态的后验分布, 不受线性系统和高斯噪声的限制, 近年来被应用于导航、目标跟踪、金融数据处理、模式识别等领域. 但是, 为了达到指定的估计精度, 粒子滤波往往需要大量的粒子, 极大的增加了计算负担.

针对这一问题, Hong 等人提出了多分辨分析粒子滤波, 把小波分析引入到粒子滤波领域来, 在时间域^[2]和空间域^[3,4]两个方面进行了研究. 在时间域中研究多速率系统状态估计^[5]问题; 在空间域中, 通过多分辨分析方法把空间中相近的粒子用其中一个代替, 降低粒子数目(也称样本集容量), 同时保持了粒子滤波的其他优势. 但是, Hong 的研究建立于单个状态传播周期之上, 而跟踪过程覆盖多个传播周期, 因此可能出现随样本数

量的递减导致的滤波发散. 另外, Hong 同时指出, 该方法存在粒子在状态空间中分布的不均匀导致小波分解的结果存在误差的问题.

准蒙特卡罗方法(Quasi-Monte Carlo, QMC)^[6,7]是一种确定性采样方法, 与生成随机样本的蒙特卡罗方法不同, 该方法生成具有低差异性的确定样本, 可以获得优于蒙特卡罗方法的估计精度. QMC 方法也被引入到滤波领域, 通过在采样空间中生成随机化 QMC 样本集, 来获取更高的估计精度.

针对空间域多分辨粒子滤波迭代中样本数量的递减可能导致的滤波发散问题, 提出了基于容量控制的多分辨粒子滤波算法, 在小波处理后, 观测当前状态的拟测量误差等相关物理量, 当检验到滤波器状态异常时进行增量采样, 以确保滤波性能的稳定.

2 空间域多分辨粒子滤波

对于非线性滤波问题, 其状态空间模型可以用下列

方程来描述: $\mathbf{x}_t = f(\mathbf{x}_{t-1}) + \mathbf{v}_t$ (1)

$$\mathbf{z}_t = h(\mathbf{x}_t) + \boldsymbol{\omega}_t \quad (2)$$

其中 $\mathbf{x}_t \in R^n$ 为 t 时刻的状态向量, $\mathbf{z}_t \in R^n$ 表示传感器在 t 时刻得到的测量向量, $\mathbf{v}_t \in R^n$ 和 $\boldsymbol{\omega}_t \in R^n$ 分别为过程噪声和观测噪声, $f_t: R^n \times R^n \rightarrow R^n$ 是状态转移函数, $h_t: R^n \times R^n \rightarrow R^n$ 为该传感器的量测函数。

粒子滤波是解决非线性滤波问题的一种非常有效的方法,但计算负担较大。Hong 结合小波分析技术,提出了多分辨粒子滤波算法(Multiresolutional Particle Filter, MPF)^[3]。首先给出了采用蒙特卡罗方法对某一概率密度函数 p_x 进行近似时,如何应用小波分析的方法来降低样本集容量(为方便叙述,本文把降低样本集容量过程称为降容(Size Reduction))。在粒子滤波中,

$$p_x = \sum_{i=1}^N w_i \delta(\mathbf{x} - \mathbf{x}^i) \quad (3)$$

记作: $p_x = \underline{\boldsymbol{\delta}}^T \underline{\mathbf{w}}$, 其中, $\underline{\mathbf{w}} = [w^1, \dots, w^N]^T$, $\underline{\boldsymbol{\delta}} = [\delta(\mathbf{x} - \mathbf{x}^1), \dots, \delta(\mathbf{x} - \mathbf{x}^N)]^T$, 对 $\underline{\mathbf{w}}$ 进行小波分解, 得到 $\underline{\mathbf{w}} = T^T \underline{\mathbf{w}}_h$, T 是正交的小波变换矩阵, 有 $T^{-1} = T^T$, 其中,

$\underline{\mathbf{w}}_h = [\underline{\mathbf{w}}_{h_1}, \underline{\mathbf{w}}_{h_2}, \dots, \underline{\mathbf{w}}_{h_{l+L}}]^T$ 。公式(3)变为:

$$p_x = \underline{\boldsymbol{\delta}}^T T^T \underline{\mathbf{w}}_h = (T \underline{\boldsymbol{\delta}})^T \underline{\mathbf{w}}_h = \underline{\boldsymbol{\delta}}_h^T \underline{\mathbf{w}}_h \quad (4)$$

其中, $\underline{\boldsymbol{\delta}}_h = T \underline{\boldsymbol{\delta}} = [\underline{\boldsymbol{\delta}}_1, \underline{\boldsymbol{\delta}}_2, \dots, \underline{\boldsymbol{\delta}}_{h_{l+L}}]^T$ 。

这样, p_x 可以通过对权重和随机变量 x 的 δ 函数进行小波分解来获得。

Hong 给出了两种方法对式(4)进行处理: 直接法(explicit)和间接法(implicit)^[3]。间接法用小波变换构造复杂的变量结构,但是在进行小波重构时,不需要进行逆变换;直接法变量结构简单,但是需要逆变换来完成小波重构过程。将间接法和直接法分别应用到粒子滤波的预测和更新过程,即可得到相应的空间域多分辨粒子滤波算法,详细过程参见文献[3]。

3 空间域容量控制多分辨粒子滤波

在粒子滤波应用中一般取较大的 N 来保证系统估计精度。在一个状态传播周期内,多分辨分析方法可以保证粒子数降低时估计精度的稳定,但在整个状态的跟踪过程中,粒子数目随时间增长而减少,当粒子数目低于可维持跟踪性能稳定的下界时,可能引发滤波精度的下降甚至发散。本文将这种系统其他条件不变时,样本容量的降低引起系统状态估计误差 $\boldsymbol{\varepsilon}_t$ ($\boldsymbol{\varepsilon}_t = |\mathbf{x}_t - \bar{\mathbf{x}}_t|$) 增大的现象称为滤波器异常。

为解决滤波器异常问题,本文提出了一种基于容量控制的多分辨粒子滤波方法,首先对滤波器进行检验,判断其是否处于异常状态,然后对处于异常状态的滤波器进行处理,使其恢复到正常状态,保证整个滤波过程的稳定性。

3.1 滤波器异常检验

本文提出两种滤波器异常检验方案:样本容量检验和拟测量误差统计量检验。

3.1.1 样本容量检验

对样本容量设定一个阈值,当样本容量低于该阈值时,判定滤波器进入异常状态。该方法实现简单,但需要预知样本数与估计精度的关系,而获取这一先验知识一般比较困难。

3.1.2 拟测量误差统计量检验

滤波器异常检验的目标是通过检测系统某一特征来判断系统状态是否异常,与故障检验相类似,因此本文借鉴了故障检验中的残差似然检验方法^[8],提出了拟测量误差统计量检验。拟测量误差统计量检验主要包括两个步骤:拟测量误差统计量生成和滤波器异常检验。

(1) 拟测量误差统计量生成

在公式(2)描述的测量模型中,测量误差 $\boldsymbol{\Delta}_t = \mathbf{z}_t - h(\mathbf{x}_t)$, 由于无法获取被测量 \mathbf{x}_t 的真值,因此一般以估计值 $\bar{\mathbf{x}}_t$ 代替,因此把 $\bar{\boldsymbol{\Delta}}_t = \mathbf{z}_t - h(\bar{\mathbf{x}}_t)$ 作为 $\boldsymbol{\Delta}_t$ 的替代值^[9],本文称其为拟测量误差。拟测量误差与残差的定义相同,但拟测量误差中 $\bar{\mathbf{x}}_t$ 包括了状态估计 $\bar{\mathbf{x}}_{t|t-1}$ 和每一个粒子的预测值 $\mathbf{x}_{i|t-1}^i$ 。为了给出确切的检验标准,本文进一步明确以下概念:

定义 1 绝对拟测量误差

假设 t 时刻系统状态估计为 $\bar{\mathbf{x}}_t$, 定义 $|\bar{\boldsymbol{\Delta}}_t| = |\mathbf{z}_t - h(\bar{\mathbf{x}}_t)|$ 为绝对拟测量误差,其物理意义为状态估计的预测测量值 $h(\bar{\mathbf{x}}_t)$ 与真实测量值 \mathbf{z}_t 之差的绝对值。

定义 2 相对拟测量误差

定义 $r_{\bar{\boldsymbol{\Delta}}_t} = |\bar{\boldsymbol{\Delta}}_t| / |\mathbf{z}_t|$ 为相对拟测量误差。

定义 3 拟测量误差概率密度

定义 $p(\bar{\boldsymbol{\Delta}}_t) = p(\mathbf{z}_t | \bar{\mathbf{x}}_t)$, 即拟测量误差在系统测量误差分布下的概率密度值,该物理量表征了 $\bar{\mathbf{x}}_t$ 的置信度。

(2) 滤波器异常检验

在拟测量误差等量的基础上,本文根据残差似然方法^[11]给出如下检验条件:如果滤波器拟测量误差概率密度 $p_w(\bar{\boldsymbol{\Delta}}_t) < E_s$, 则认为滤波器出现异常,需要进行增容处理。

其中, $p_w(\bar{\boldsymbol{\Delta}}_t) = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N p_j(\bar{\boldsymbol{\Delta}}_t)$, $p_j(\bar{\boldsymbol{\Delta}}_t)$ 表示样本 $\mathbf{x}_{i|t-1}^j$ 对应的拟测量误差概率密度, $p_j(\bar{\boldsymbol{\Delta}}_t) = p(\mathbf{z}_t | \mathbf{x}_{i|t-1}^j)$ 。 E_s 为设定的滤波器异常检验阈值,取值可参考文献[11],或者在滤波的初始阶段不进行降容,求得检验统计量的均值,作为后续滤波过程的检验阈值。

3.2 样本集增容算法

当检测到滤波器异常时,需要对样本容量及分布进行调整.本文针对不同系统模型提出复制法和准蒙特卡罗增量采样两种增容算法.

3.2.1 复制法

该方法直接对样本集及其权重进行复制,对于当前样本集 $S_t = \{\mathbf{x}_t^i\}_{i=1}^N$, 对应权值 $W_t = \{w_t^i\}_{i=1}^N$, 则进行二倍增容后的样本集为: $\bar{S}_t = \{\mathbf{x}_t^1, \mathbf{x}_t^1, \dots, \mathbf{x}_t^N, \mathbf{x}_t^N\}$, 权值为: $\bar{W}_t = \{w_t^1, w_t^1, \dots, w_t^N, w_t^N\}$. 增容后的样本集容量 $\bar{N}_t = 2N$. 另外,也可以根据当前的系统状态进行多倍增容.

3.2.2 准蒙特卡罗增量采样法

复制法实现简单,但在系统过程误差较小时易导致样本聚集,使得大部分复制样本在小波处理后被滤除,增容效率较低,迭代过程中需要频繁增容.因此本文给出了另一种增容方法:准蒙特卡罗增量采样法.

该方法采用 QMC 方法对 $S_t = \{\mathbf{x}_t^i\}_{i=1}^N$ 进行再采样,首先生成长度为 n 的 QMC 序列 $U_t = \{\mathbf{u}^i, i = 1, \dots, n\}$, 然后确定采样空间 $\mathcal{B}^t = [\mathbf{a}_t, \mathbf{b}_t]$, 其中, $\mathbf{a}_t = \min\{\mathbf{x}_t^i\}_{i=1}^N$, $\mathbf{b}_t = \max\{\mathbf{x}_t^i\}_{i=1}^N$. 利用公式(5)把 U_t 映射到 R^d 上,这样就得到了新的样本集合 $\bar{S}_t = \{\bar{\mathbf{x}}_t^i\}_{i=1}^n$, 容量为 n .

$$\bar{\mathbf{x}}_t^i = [\mathbf{a}_t + (\mathbf{b}_t - \mathbf{a}_t) \circ \mathbf{u}^i] \quad (5)$$

新样本集仍然分布在原样本集空间上,但是分布较随机样本更为均匀,因此可以获得更好的估计性能.

3.3 基于容量控制的多分辨率粒子滤波算法

鉴于直接法需要构造复杂的变量形式,本文在间接法基础上给出了基于上述方法的容量控制多分辨率粒子滤波算法 (Size Control-based Multiresolutional Particle Filter, SCMPF). 假设小波分解层数为 L , $t-1$ 时刻系统样本容量为 N_{t-1} , SCMPF 算法的步骤如下:

对于时刻 t ,

Step1 预测:

对样本序列 \mathbf{x}_{t-1} 进行预测,得到新样本集 $\mathbf{x}_{t|t-1}$, 计算 $p(\mathbf{x}_t | z_{1:t-1})$.

$$p(\mathbf{x}_t | z_{1:t-1}) = \delta^T(\mathbf{x}_t - \mathbf{x}_{t|t-1}) \mathbf{w}_{t-1}$$

Step2 更新:

根据当前测量值更新 $\mathbf{x}_{t|t-1}$ 的权值,得到后验概率密度 $p(\mathbf{x}_t | z_{1:t})$.

$$p(\mathbf{x}_t | z_{1:t}) = \frac{\mathbf{w}_{t-1} p(Z_t | \mathbf{x}_{t|t-1}) \delta(\mathbf{x}_t - \mathbf{x}_{t|t-1})}{C}$$

其中: $C = \mathbf{w}_{t-1} p(Z_t | \mathbf{x}_{t|t-1})$

Step3 阈值化处理:

采用直接法对 $\{\mathbf{x}_{t|t-1}, \mathbf{w}_{t|t-1}\}$ 进行小波分解,对于第 j 块权值序列 $\mathbf{w}_{t|t-1}^j$, 如果权值的细节分量 $\mathbf{w}_{t|t-1}^j(i) \leq T_s$, T_s 是设定的小波阈值,则令 $\mathbf{w}_{t|t-1}^j(i) = 0$. 根据权值和样本的对应关系^[3], 去除相似样本,得到新样本集 $\{\tilde{\mathbf{x}}_t, \tilde{\mathbf{w}}_t\}$, 样

本容量 N_t .

Step4 重采样:

复制/去除样本,得到 $\{\tilde{\mathbf{x}}_t, \tilde{\mathbf{w}}_t\}$

Step5 容量控制:

如果 $p_w(\bar{\Delta}_t) < E_s$, 判定滤波器异常,调用增容算法,令新样本容量 $N_t = N$, 得到新样本集 $\{\tilde{\mathbf{x}}_t, \tilde{\mathbf{w}}_t\}$.

4 仿真实验及分析

4.1 非线性非高斯模型

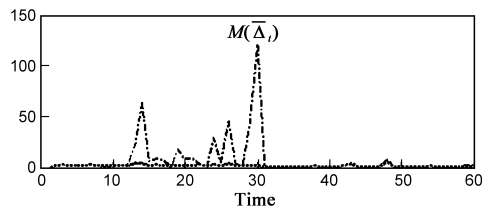
该系统模型^[10]为:

$$\mathbf{x}_{t+1} = 1 + \sin(\omega\pi t) + \phi\mathbf{x}_t + \mathbf{v}_t \quad (6)$$

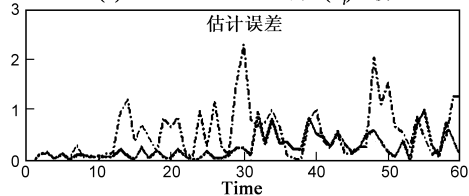
其中 $\mathbf{v}_t \sim \Gamma(k, \theta)$, $\omega = 4e - 2$, $\phi = 0.5$. 观测模型为:

$$y_t = \begin{cases} \phi\mathbf{x}_t^2 + n_t, & t \leq 30 \\ \phi\mathbf{x}_t - 2 + n_t, & t > 30 \end{cases} \quad (7)$$

其中 $n_t \sim N(0, \mathbf{R})$, $\mathbf{R} = 0.5$. 为了验证滤波器异常检验中使用的统计量与滤波精度的关系,实验首先比较了三种粒子滤波算法 PF、MPF、SCMPF1 (采用复制法增量采样的 $p_w(\bar{\Delta}_t)$ 以及估计误差,实验中 $k = 2$, $\theta = 2$, 初始样本数 $N = 200$, 实验结果如图 1 所示. 其中,为清楚起见,令 $M(\bar{\Delta}_t) = -\log p_w(\bar{\Delta}_t)$.



(a) PF、MPF、SCMPF的 $M(\bar{\Delta}_t)$ 比较



(b) PF、MPF、SCMPF的估计误差比较

实线(-):PF;横点线(-.-):MPF;点线(..):SCMPF1

图1 检验统计量 $M(\bar{\Delta}_t)$ 与估计误差关系

从图 1 可以看出, MPF 算法中 $M(\bar{\Delta}_t)$ 与滤波误差有一定的对应关系. 当测量方程非线性时, $M(\bar{\Delta}_t)$ 与滤波误差的对应关系更为明显, 当测量方程为线性 ($t > 30$) 时, 滤波精度对样本容量的下降敏感程度下降, 因此图 2(a) 和 (b) 中三种算法的差异减小.

分别采用了四种粒子滤波算法 PF、MPF、SCMPF1 和 SCMPF2 (采用准蒙特卡罗增量采样). 针对不同的参数设定分别进行 100 次仿真实验, 其中 $T_s = 10^{-5}$, 组 1 中 $k = 2$, $\theta = 1$; 组 2 中 $k = 2$, $\theta = 2$, 组 3 中 $k = 2$, $\theta = 3$, 平均结果如表 1 所示, Time 表示算法运行时间, Num 表示平均样本数.

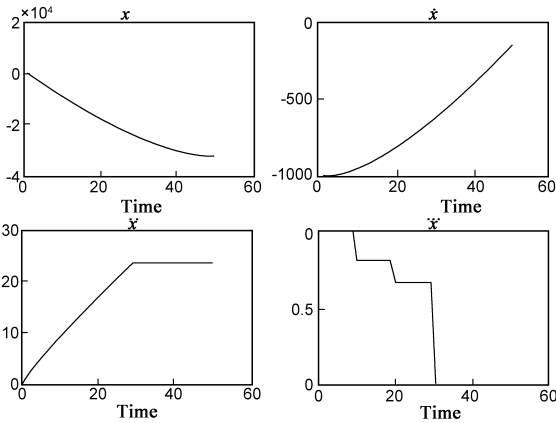


图2 目标真实状态

表 1 粒子滤波和 MPF,SCMPF 性能比较

算法		RMSE		Num	Time(s)
		Mean	Var		
组 1	PF	0.769	0.013	200	1.23
	MPF	1.998	0.124	7.31	0.14
	SCMPF1	0.826	0.028	85.25	0.64
	SCMPF2	0.816	0.021	85.01	0.64
组 2	PF	0.522	0.005	200	1.24
	MPF	0.638	0.040	31.34	0.31
	SCMPF1	0.521	0.006	107.91	0.80
	SCMPF2	0.523	0.006	109.72	0.82
组 3	PF	0.402	0.003	200	1.24
	MPF	0.402	0.003	89.65	0.69
	SCMPF1	0.394	0.003	127.92	0.94
	SCMPF2	0.397	0.003	135.52	0.99

从表 1 可以看出,当系统信噪比较高(组 3)时,MPF 算法精度稳定,但随信噪比的降低,其误差逐渐增大。而 SCMPF1 和 SCMPF2 的估计精度和稳定性均优于 MPF,与 PF 相近,说明样本容量控制可以有效的维持系统性能。同时,SCMPF1 和 SCMPF2 的性能在三组实验中相近。采用的准蒙特卡罗增量采样较复制法复杂,因此单次执行时间较长。但是,算法总时间消耗与调用增容算法的次数也相关,因此 SCMPF1 和 SCMPF2 的算法执行时间随系统条件而变化。

4.2 机动目标跟踪应用

Jerk 模型^[11]采用了目标位置的三阶导数作为状态分量,可以描述加速度的变化率(也称为急动),适用于强机动目标跟踪。模型的离散形式为:

$$\begin{cases} \mathbf{x}_{t+1} = \mathbf{F}_t \mathbf{x}_t + \mathbf{w}_t \\ \mathbf{y}_t = \mathbf{H}_t \mathbf{x}_t + \mathbf{v}_t \end{cases} \quad (8)$$

其中, $\mathbf{x}_t = [x_t \quad \dot{x}_t \quad \ddot{x}_t \quad \dddot{x}_t]^T$,

$$\mathbf{F}_t = \begin{bmatrix} 1 & T & T^2/2 & p_1 \\ 0 & 1 & T & p_2 \\ 0 & 0 & 1 & p_3 \\ 0 & 0 & 0 & p_4 \end{bmatrix}, \mathbf{H}_t = [1 \quad 0 \quad 0 \quad 0],$$

p_1, p_2, p_3, p_4 均与急动频率 η 相关,取值详见文献[14]。 T 为采样周期。 \mathbf{v}_t 和 \mathbf{w}_t 是相互独立的白噪声。仿真中,设状态初值为 $\mathbf{x}_0 = [100 \quad -1000 \quad 0 \quad 1]^T$,前 10 秒目标以 1m/s^3 急动,10 秒到 20 秒以 0.8m/s^3 急动,20 到 30 秒以 0.65m/s^3 急动,30 秒以后急动值为 0m/s^3 ,直至运动结束。观测误差标准差 $\sigma_v = 100$,急动标准差 $\sigma_j = 0.2$ 。急动频率 $\eta = 0.1$ 。目标真实运动状态如图 2 所示。

分别采用 PF,MPF 和 SCMPF 针对不同的初始样本容量 N_0 进行 100 次独立仿真,其中 $N_0 = 1000$ 时的估计误差如图 3 所示。

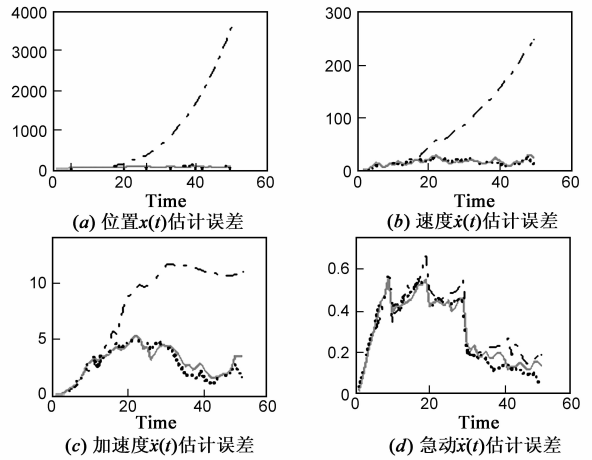


图3 PF、MPF和SCMPF估计误差

由图 3 可以看出,MPF 初始阶段与 PF 精度相近,随仿真时间的增长,误差逐渐扩大;而 SCMPF 精度始终与 PF 相近,说明容量控制算法可以有效抑制由样本容量下降引起的滤波精度下降问题。

表 2 PF、MPF 和 SCMPF 运行时间比较

算法	Num	Time(s)	
组 1	PF	1000	3.86
	MPF	54.74	0.41
	SCMPF	583.26	2.40
组 2	PF	500	1.99
	MPF	33.25	0.39
	SCMPF	309.42	1.34
组 3	PF	300	1.16
	MPF	19.38	0.34
	SCMPF	200.78	0.81

表 2 分别给出了 $N_0 = 1000$ (组 1), $N_0 = 500$ (组 2), $N_0 = 300$ (组 3)情况下 Time 和 Num 的对比情况。从中可以看出,SCMPF 执行时间比 MPF 算法增加明显,原因是其平均样本容量高于 MPF,拟测量误差统计

量检验和增容步骤也加大了计算负担,但是由于 MPF 算法不能保证滤波的有效性,因此计算效率的提高失去了意义。

虽然 SCMPF 和 PF 的计算复杂度相同,但由于 SCMPF 平均样本容量低于 PF,因此 SCMPF 计算效率更高。重采样步骤在降容之后执行,使得重采样消耗的计算时间减少,也使得整个算法的计算效率有所提高。初始样本容量降低时,SCMPF 算法的计算效率优势随之降

低,其原因是多分辨分析和增容算法带来的计算负担在整个算法执行时间中所占比例提高了。

5 结论

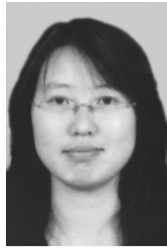
针对粒子滤波面临的计算负担问题,本文在空间域样本集多分辨分析方法基础上,给出了基于样本集容量控制的多分辨粒子滤波算法,通过实时监测系统拟测量误差等相关统计量来检验可能出现的滤波器异常,并采用准蒙特卡罗增量采样或复制样本集等方法来对样本进行增容处理,使样本集容量随系统滤波性能自适应变化,在整个滤波过程中,维持了估计性能的稳定性,同时有效降低了样本容量,减轻了系统计算负担。

参考文献:

- [1] N J Gordon, D J Salmond, A F M Smith. Novel approach to nonlinear/non-Gaussian Bayesian state estimation [J]. IEE Proc Radar, Sonar and Navigation, 1993, 140(2): 107 - 113.
- [2] L Hong, N Cui, M Bakich, J R Layne. Multirate interacting multiple model particle filter with application to terrain-based ground target tracking [J]. IEE Proc Control Theory Application, 2006, 153(6): 721 - 731.
- [3] L Hong, Devert Wicker. A spatial-domain multiresolutional particle filter with thresholded wavelets [J]. Signal Processing, 2007, 87(6): 1384 - 1404.
- [4] L Hong. Multiresolutional distributed filtering [J]. IEEE Transaction on Automatic and Control, 1994, 39(4): 853 - 856.
- [5] L Hong. Multirate interacting multiple model filtering for target tracking using multirate models [J]. IEEE Transaction on Automatic and Control, 1999, 44(7): 1326 - 1340.
- [6] Phelim P. Boyle, Ken Seng Tan. Quasi-Monte Carlo methods [A]. The 7th International AFIR Colloquium Proceedings[C]. Cairns, Australia, 1997. 1 - 24.
- [7] Guo D, Wang X D. Quasi-monte carlo filtering in nonlinear dynamic systems [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2006, 54(6): 2087 - 2098.

- [8] V Kadiramanathan, P Li, M H Jaward, S G Fabri. A sequential Monte Carlo filtering approach to fault detection and isolation in nonlinear systems [A]. Proceedings of the 39th IEEE Conference on Decision and Control' 2000 [C]. Australia, 2000. 4341-4346.
- [9] 陶国智, 卢荣胜, 叶声华. 动态测量误差的均方定义与组成成分分析 [J]. 计量学报, 2002, 23(3): 233 - 236.
Tao Guo zhi, Lu Rong sheng, Ye Sheng hua. The definition of dynamic measurement error and analysis about its composition [J]. Acta Metrologica Sinica, 2002, 23(3): 233 - 236. (in Chinese)
- [10] 袁泽剑, 郑南宁, 贾新春. 高斯-厄米特粒子滤波器 [J]. 电子学报, 2003, 31(7): 970 - 973.
Yuan Ze-jian, Zheng Nan-ning, Jia Xin-chun. The Gauss-Hermite particle filter [J]. Acta Electronica Sinica, 2003, 31 (7): 970 - 973. (in Chinese)
- [11] K Mehrotra, P R Mahapatra. A jerk model for tracking highly maneuvering targets [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1997, 33(4): 1094 - 1105.

作者简介:



赵玲玲 女, 1980 年生于黑龙江伊春. 2004 年、2006 年分别获得哈尔滨工业大学学士和硕士学位, 现为哈尔滨工业大学博士研究生. 主要研究领域为信息融合、目标跟踪和非线性滤波.
E-mail: zhaolinglinghit@126.com



马培军 男, 1963 年生, 博士, 教授, 博士生导师. 主要从事空间计算、信息融合、色彩匹配、图像处理及智能控制等计算机应用技术研究.
E-mail: ma@hit.edu.cn

(上接第 2663 页)

- [10] D R Wyble, M D Fairchild. Prediction of Munsell appearance scales using various color appearance models [J]. Color Research and Application, 2000, 25(2): 132 - 144.
- [11] L Yusheng, W Xiuzhe, et al. Prediction of Chinese color system appearance scales using various color appearance models [J]. Chinese Optics Letters, 2007, 5(10): 617 - 620.
- [12] R G. Kuehni. The early development of the Munsell system [J]. Color Research and Application, 2002, 27(1): 20 - 27.
- [13] Data source: <http://www.cis.rit.edu/mcsl/online/munsell.php>.
- [14] 王义峰, 罗雪梅, 曾平. 基于视觉评价模型的色域匹配算法 [J]. 西安电子科技大学学报, 2008, 35(5): 878 - 882.
Wang Yifeng, Luo Xuemei, Zeng Ping. Color gamut mapping algorithm based on vision evaluation model [J]. Xi'an Dianzi Keji Daxue Xuebao, 2008, 35(5): 878 - 882. (in Chinese)
- [15] G Sharma, W Wencheng, et al. The CIEDE2000 color difference formula: implementation notes, supplementary test data, and mathematical observations [J]. Color Research and Application, 2005, 30(1): 21 - 30.