

文章编号: 1001-0920(2011)12-1777-06

混沌映射采样的粒子滤波器

宁小磊¹, 陈战旗¹, 赵新¹, 何星², 石国祥²

(1. 中国华阴兵器试验中心, 陕西 华阴 714200; 2. 第二炮兵工程学院 304 教研室, 西安 710025)

摘要: 针对粒子滤波粒子多样性减弱引起的粒子枯竭问题, 提出一种新的基于混沌映射采样的粒子滤波改进算法(CMS-PF). 在重要性采样之后, 用类似载波的方法将离线生成的混沌序列映射到以较大权重粒子为中心的样本子空间, 从而生成一些映射粒子, 并结合当前时刻的预测粒子构建候选粒子集, 最终依据各粒子自身的权重实现优选. 仿真结果表明, 该算法能有效提高对非线性系统状态的估计精度.

关键词: 粒子滤波; 混沌映射; 粒子枯竭; 非线性估计

中图分类号: TP391

文献标识码: A

Chaos map sampling particle filtering

NING Xiao-lei¹, CHEN Zhan-qi¹, ZHAO Xin¹, HE Xing², SHI Guo-xiang²

(1. China Huayin Ordnance Test Center, Huayin 714200, China; 2. The 304 Staff Room, The Second Artillery Engineering College, Xi'an 710025, China. Correspondent: NING Xiao-lei, E-mail: ningxiaolei21@163.com)

Abstract: A novel particle filter named chaos map sampling particle filter(CMS-PF) is proposed to solve the particle impoverishment problem. After important sampling, chaos series obtained offline are transformed into some sub-spaces, whose kernels are the particles with heavy weights, by using the algorithm similar to carrier wave to generate map particles. The map particles are associated with predictive particles to construct the candidate particle set and the optimizing selection of particles is realized based on its own weights. Simulation results show that this method can effectively improve the state estimation precision.

Key words: particle filter; chaos map; particle impoverishment; non-linear estimation

1 引言

粒子滤波(PF)是一种基于Bayes推断的递归滤波算法, 由于不受非线性、非高斯特征的限制, 目前广泛应用于目标跟踪、故障诊断、信号处理和自动控制等领域^[1-9]. 基本粒子滤波算法是以序贯重要性采样(SIS)为基础, 其主要思想是使用一组离散的带权重样本(粒子)模拟被估状态的后验概率密度函数, 并逐步通过状态预测、权重更新等步骤完成滤波过程. 然而, SIS在迭代过程中易产生粒子退化现象, 为此, Gordon等人^[7]提出了重采样算法. 但是, 重采样过程采用简单复制和删除的思想, 必将导致粒子多样性的减弱, 引起粒子枯竭问题. 为了避免粒子退化和枯竭现象, 人们对基本粒子滤波进行了诸多改进^[1-9], 但截至目前, 还没有任何一种改进方案被公认为是最有效的.

鉴于混沌序列具有全局遍历性、随机性等优点, 本文提出使用混沌序列生成一些映射粒子, 然后与当前预测粒子竞争, 从而实现粒子集多样性和有效性的增强. 新采样粒子在生成过程中结合了前一时刻及当前时刻粒子的采样信息, 同时又兼有混沌序列的遍历性、随机性等优点, 因而大大提升了其对真实状态逼近的精度和可靠性. 仿真实验表明, 该方法以适度的运算量有效解决了重采样后, 因粒子多样性减弱而造成的滤波性能下降问题.

2 混沌映射采样的粒子滤波

2.1 混沌映射采样

执行基本粒子滤波时经常会面临粒子退化问题, 重采样方法是解决粒子退化的主要途径. 但重采样后用于逼近真实状态的样本集由大量重复的粒子组成, 使得描述后验概率密度函数的样本点太少或不充

收稿日期: 2010-07-08; 修回日期: 2010-11-30.

基金项目: 装备预研基金项目(2009SY3213001, 51309060302).

作者简介: 宁小磊(1985-), 男, 工程师, 从事非线性滤波、可靠性试验等研究; 陈战旗(1972-), 男, 高级工程师, 从事导弹试验鉴定和仿真等研究.

分,特别是在样本受限条件下,这种粒子多样性减弱对于滤波精度的影响更甚,严重时还会引起滤波发散现象^[5-7].为此,本文提出一种混沌映射采样方法(CMS).

混沌^[10]是确定性非线性系统中一种较为普遍的现象,它具有遍历性、随机性和规律性等特点,能在一定范围内按其自身的规律不重复地遍历所有状态.常用的一维 Logistic 映射是一个典型的混沌系统,其运动方程为

$$x_{k+1} = f(u, x_k) = ux_k(1 - x_k), k = 0, 1, 2, \dots \quad (1)$$

其中: u 是控制参数,当 $u \in (3.56, 4.0)$ 时, Logistic 映射是 $(0, 1)$ 区间上的满映射,且系统完全处于混沌状态; $x_{0:k}$ 在 $(0, 1)$ 范围内遍历.

混沌映射采样的基本思想是使用混沌发生器产生一组混沌序列,用类似载波的方法将混沌序列引入大权重粒子中进行变异;然后计算预采样后所有粒子的权重,竞争出较好的粒子集.该方法的创新之处在于: 1) 将具有全局遍历性和空间分布均匀性的混沌序列映射到被估状态的周围,算法实施简单,且混沌序列的遍历性保证了候选粒子集少有重复粒子,改善了采样造成的样本聚集和空隙现象; 2) 支撑粒子集聚集在大权重粒子的邻域内,在一定程度上保证了有效样本的比率; 3) 混沌序列可以离线生成,进一步降低了算法的计算量.

2.2 混沌映射采样的粒子滤波

将混沌映射采样方法引入基本粒子滤波中,可得到混沌映射采样的粒子滤波算法(CMS-PF).假设非线性、非高斯系统模型为

$$\begin{cases} \mathbf{x}_{k+1} = f(\mathbf{x}_k) + \mathbf{w}_k, \\ \mathbf{z}_k = h(\mathbf{x}_k) + \mathbf{v}_k. \end{cases} \quad (2)$$

其中: \mathbf{x}_k 和 \mathbf{z}_k 分别是 k 时刻的系统状态和量测;映射 $f(\cdot)$ 和 $h(\cdot)$ 分别是系统状态转移模型函数和量测模型函数; \mathbf{w}_k 和 \mathbf{v}_k 分别是过程噪声和观测噪声. CMS-PF 算法可描述如下:

Step 1: 初始化. 当 $k = 0$ 时,从先验分布函数中抽取粒子 $\{\mathbf{x}_0^i, 1/N; i = 1, 2, \dots, N\} \sim p(\mathbf{x}_0)$.

Step 2: 映射重要性采样. 当 $k \geq 1$ 时:

Step 2.1: 预测样本. 从建议分布中随机抽取 N 个样本 $\{\mathbf{x}_{k,k-1}^i; i = 1, 2, \dots, N\}$,再通过系统方程 $\mathbf{x}_{k,k-1}^i = f(\mathbf{x}_{k-1}^i, \mathbf{u}_{k-1}) + \mathbf{w}_{k-1}^i$ 生成预测样本集 $\mathbf{x}1_{k,k-1} = \{\mathbf{x}1_{k,k-1}^i; i = 1, 2, \dots, N\}$.

Step 2.2: 映射样本. 按权重大小从预测样本集中选出权重较大(好)的样本,然后由映射公式 $\mathbf{x}2_{k,k-1} = \mathbf{x}_k + r\eta(\text{big}(\mathbf{x}_{k,k-1}^i) - \text{small}(\mathbf{x}_{k,k-1}^i))$ 生成映射样本集 $\mathbf{x}2_{k,k-1} = \{\mathbf{x}2_{k,k-1}^i; i = 1, 2, \dots, N\}$. 其中: x_k 为

k 时刻的状态真值, r 为混沌序列, η 为调节因子, $\text{big}(\cdot)$ 和 $\text{small}(\cdot)$ 分别为求取粒子集中权重较大样本和权重较小样本的运算.

Step 2.3: 构造候选样本集. 合并 $\mathbf{x}1_{k,k-1}$ 和 $\mathbf{x}2_{k,k-1}$, 得到候选样本集 $\mathbf{x}'_{k,k-1} = \mathbf{x}1_{k,k-1} \cup \mathbf{x}2_{k,k-1}$.

Step 2.4: 优选样本. 优选竞争准则为: 对候选样本集 $\mathbf{x}'_{k,k-1} = \mathbf{x}1_{k,k-1} \cup \mathbf{x}2_{k,k-1}$ 中的所有粒子,计算其相应的似然函数 $p(\mathbf{z}_k/\mathbf{x}_k)$; 将计算的似然函数按升序的顺序进行排列,选取后半似然函数对应的粒子作为优选粒子集 $\{\mathbf{x}_{k,k-1}^i; i = 1, 2, \dots, N\}$,保存计算的似然函数结果并参与下一步权重计算;同时,摒弃前半似然函数对应的粒子及其权重.

Step 2.5: 计算优选粒子集的归一化权重,即

$$\begin{cases} w_k^i = w_{k-1}^i \frac{p(\mathbf{z}_k/\mathbf{x}_k^i)p(\mathbf{x}_k^i/\mathbf{x}_{k-1}^i)}{q(\mathbf{x}_k^i/\mathbf{x}_{k-1}^i, \mathbf{z}_k)}, \\ \bar{w}_k^i = w_k^i / \sum_{i=1}^N w_k^i. \end{cases} \quad (3)$$

为了减小计算量,似然函数 $p(\mathbf{z}_k/\mathbf{x}_k^i)$ 的运算可直接使用 Step 2.4 存储的计算结果.若粒子滤波器采用 $p(\mathbf{x}_k/\mathbf{x}_{k-1})$ 作为建议分布,则式(3)可简化为 $w_k^i = w_{k-1}^i p(\mathbf{z}_k/\mathbf{x}_k^i)$.

Step 3: 重采样. 计算有效样本数^[11-12]

$$N_{\text{eff}} = \text{round}\left(1 / \sum_{i=1}^N (w_k^i)^2\right),$$

其中 $\text{round}(\cdot)$ 为取整运算. 如果 $N_{\text{eff}} < N_{\text{th}}$ (N_{th} 为给定的阈值),则对粒子集进行重采样.

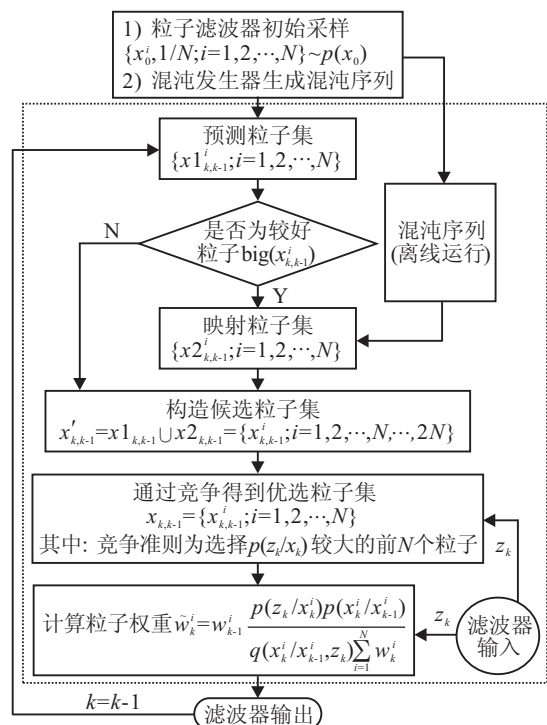


图 1 CMS-PF 流程

Step 4: 输出. 按下式对状态进行估计:

$$\begin{cases} p(\mathbf{x}_k/z_k) \approx \sum_{i=1}^N \tilde{w}_k^i \delta(\hat{\mathbf{x}}_k - \mathbf{x}_k^i), \\ \hat{\mathbf{x}}_k = E(\mathbf{x}_k/z_k) \approx \sum_{i=1}^N \tilde{w}_k^i \mathbf{x}_k^i, \\ \hat{P}_k \approx \sum_{i=1}^N \tilde{w}_k^i (\hat{\mathbf{x}}_k - \mathbf{x}_k^i)(\hat{\mathbf{x}}_k - \mathbf{x}_k^i)^T. \end{cases} \quad (4)$$

Step 5: 令 $k = k + 1$, 返回 Step 2.

CMS-PF 仿真流程如图 1 所示.

2.3 算法性能分析

映射采样以较少的计算量为粒子滤波提供了大量的备选粒子, 混沌序列的遍历性可保证这些备选粒子分布更具均匀性, 从而提升了其参与组合的优选粒子集的多样性. 同时, 算法具有以下优点: 1) 算法可以并行运行, 实施简单; 2) 具有不同的使用方案, 或定时运行, 或在预测出现一定偏差时调用; 3) 混沌映射可以根据背景需要调整映射粒子数, 更增添了改进算法的灵活性和自适应性. 这些优点都表明所提出的算法具有一定的先进性和应用前景. 此外, 在设计 CMS-PF 的过程中, 还需注意以下几点:

1) x_k 是未知的, 一般用 $\text{big}(\mathbf{x}_k^i)$ 代替, 它表示粒子集 $\{\mathbf{x}_k^i; i = 1, 2, \dots, N\}$ 中具有较大权重的粒子. 因为权重是粒子与真实状态接近程度的一种度量, 距离真实状态近的粒子具有较大的权重, 距离真实状态远的粒子具有较小的权重. 因此, 映射样本分布在以多个大权重粒子(好粒子)为核心的超空间上, 它们在保证样本有效的前提下, 具有较好的差异性. 这里需要强调的是, 作者还将 k 时刻的预估结果 $\hat{\mathbf{x}}_k$ 作为生成候选粒子集的一个备选粒子, 由于 $\hat{\mathbf{x}}_k$ 距真实状态近, 一般情况下由它生成的映射粒子竞争力较强.

2) r 是混沌序列. 常用的混沌系统主要有 Logistic, Duffing 和 Lorenz 等. 选择何种混沌系统作为映射基准是设计混沌映射采样的关键技术之一, 原则是生成的混沌序列空间分布均匀性好.

3) α 是调节因子, 其大小直接影响算法精度. 当 α 较小时, 样本集紧紧围绕在较好粒子的周围, 样本集中的样本几乎均为有效样本, 从而很好地解决了粒子滤波算法的退化问题, 但 α 较小, 致使样本之间的差异亦较小, 这在很大程度上降低了样本的多样性; 当 α 较大时, 样本相对分散在最佳粒子的周围, 样本集具有较好的多样性. 但 α 较大, 有的样本可能已经成为无效样本, 从而严重影响粒子滤波的跟踪精度. 可见, 调节因子 α 的选择对混沌映射重采样算法性能的影响较大.

3 算法性能仿真

3.1 场景描述

为了验证 CMS-PF 的性能, 选择单变量非平稳增长模型(UNGM)进行仿真. 其状态空间方程为

$$\begin{cases} x_k = \eta x_{k-1} + \beta \frac{x_{k-1}}{1 + x_{k-1}^2} + \gamma \cos(1.2k) + w_k, \\ y_k = \frac{x_k^2}{20} + v_k, \quad k = 1, 2, \dots, M. \end{cases} \quad (5)$$

其中: $v_k \sim N(v_k; 0, \sigma_v^2)$, $w_k \sim N(w_k; 0, \sigma_w^2)$. 该模型具有很强的非线性, 其似然函数呈双峰, 很难用传统滤波方法解决其状态估计问题^[1]. 为了进行比较, 这里采用 EKF, UKF, PF, ESPF^[9], CMS-PF 等对其状态分别进行跟踪. 仿真参数设置如下: $x_0 = 0.1$, $\sigma_w^2 = 1$, $\eta = 0.5$, $\beta = 25$, $\gamma = 8$, $M = 50$, $p(x_0) \sim N(0, 1)$. 所用计算机配置为 Core Processor 4600+2.4 GHz, 1 G 内存, 仿真软件为 Matlab 7.1.

3.2 仿真结果及分析

图 2 给出了采用 EKF 和 CMS-PF 跟踪 UNGM 模型的一次仿真过程. 其中: $\sigma_v^2 = 1$; “●”划线表示状态真值; “○”划线表示 EKF 跟踪结果; “☆”划线表示 CMS-PF 跟踪结果. 由图 2 可见, CMS-PF 能够对 UNGM 状态进行很好的跟踪, 其估计误差明显好于 EKF, 这说明 CMS-PF 是有效的.

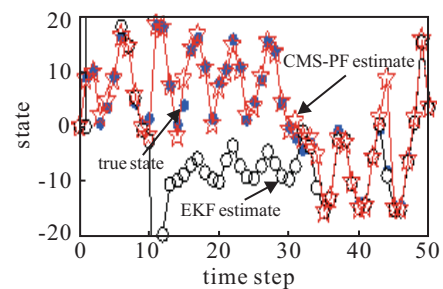


图 2 状态真值, EKF 和 CMS-PF 估计值 ($N = 200$)

表 1 给出了采用 PF, CMS-PF 分别进行 20 次独立仿真实验后的 RMSE 及其均值、方差. 其中: $\sigma_v = 1$, 序号 21 为 RMSE 的均值, 序号 22 为 RMSE 的方差. 由表 1 可以看出, 在选取相同的初始抽样粒子的条件下, 与 PF 相比, CMS-PF 跟踪的 RMSE 小, 这说明 CMS-PF 的滤波精度优于 PF.

表 2 给出了采用 EKF, UKF, PF, ESPF (基于进化采样的粒子滤波器算法^[9]), CMS-PF 等 5 种算法分别进行 50 次独立实验后的 RMSE 均值及单次跟踪 50 步的仿真时间. 由表 2 可以看出, CMS-PF 精度优于 EKF, UKF 和 PF, 与 ESPF 接近; 运行时间略高于 PF, 明显低于 ESPF.

表 1 20 次独立 Monte Carlo 仿真实验的 RMSE 比较

序号	N = 10		N = 50		N = 100		N = 200		N = 1000	
	PF	CMS-PF	PF	CMS-PF	PF	CMS-PF	PF	CMS-PF	PF	CMS-PF
1	8.7005	5.0842	8.1912	4.6440	5.1073	4.8492	5.0356	4.2781	7.5292	4.5256
2	10.011	8.5499	4.9006	3.3350	3.5858	5.5307	4.1445	5.5704	3.4105	4.9705
3	9.4752	6.3566	4.8830	4.4455	5.2619	4.6779	9.2921	4.8265	4.2882	4.1264
4	7.4009	10.4865	3.6403	4.8033	4.7474	6.6960	3.6725	6.4720	4.7250	6.1692
5	11.0407	6.0480	5.3165	4.5807	4.3515	4.4857	4.4257	3.1331	3.6282	4.8015
6	4.7339	11.6497	4.6947	6.4460	10.135	3.6635	4.7201	4.3183	4.6722	4.1974
7	3.7166	9.6852	3.9926	4.6619	5.2889	8.4282	4.3636	6.3219	5.1707	5.6268
8	11.5004	8.8816	6.8369	5.3307	5.6126	5.9780	3.9200	5.1411	4.3840	3.8485
9	11.7448	7.7269	5.0788	4.0614	7.7291	4.8572	5.6041	3.8698	4.9748	3.5776
10	10.1507	11.7729	6.6961	5.5459	5.0058	4.5856	4.6367	4.0391	5.4552	3.7469
11	7.4851	6.9984	5.4839	3.7281	5.3297	5.0538	4.4724	3.6801	7.8354	4.0343
12	8.1474	8.8712	5.0297	5.6646	4.0810	5.0876	5.2010	4.0424	3.5313	3.9695
13	10.7819	3.1766	6.3514	5.3806	4.4154	3.7554	3.7843	3.5108	4.3304	4.1510
14	4.7420	7.9492	6.2598	5.7815	5.7719	4.0591	6.5770	2.9770	2.5776	4.5518
15	7.7535	6.8920	10.6096	7.9493	10.057	5.9595	8.5323	5.4616	4.2627	4.4147
16	10.9284	7.1147	4.9691	10.2225	8.1405	5.2677	4.5243	5.1070	3.1032	3.4061
17	9.6270	11.1456	5.3377	4.5812	3.3768	4.4570	3.6111	4.6384	5.2548	4.8511
18	3.2789	3.0574	10.7665	6.8313	4.9069	6.8708	5.7966	5.6405	4.6684	5.9460
19	9.1444	8.1348	5.1845	5.1165	2.7747	4.3630	4.1271	5.5001	4.5572	4.3204
20	5.9345	7.7574	9.0161	6.2743	5.4844	5.5148	3.8859	5.285	3.7059	4.1762
21	8.3149	7.8669	6.1619	5.4692	5.5582	5.207	5.0163	4.6907	4.6032	4.4706
22	6.9494	5.9912	4.0614	2.4456	3.9881	1.3307	2.3654	1.0060	1.6665	0.5581

表 2 滤波精度及计算复杂性比较

算法	EKF	UKF	PF	ESPF	CMS-PF
RMSE	17.875	9.0621	5.5364	5.2062	5.2070
time/s	0.0044	0.0231	0.0637	0.2621	0.1110

图 3 给出了算法运行时间和 RMSE 随粒子数变化的过程. 其中: $\sigma_v = 10$; 实线表示估计误差 (RMSE) 随粒子数的变化过程; 虚线表示运行时间 (time) 随粒子数的变化过程; 序号 1 ~ 12 代表粒子数 $N = 10, 25, 50, 75, 100, 200, 300, 400, 500, 600, 700, 800$. 由图 3 可以看出, 随着粒子数的增加, CMS-PF 的运行时间逐渐增加, RMSE 逐渐减小. 这说明增加粒子数可以提高滤波精度, 但代价是计算量也随之以惊人的速度增加.

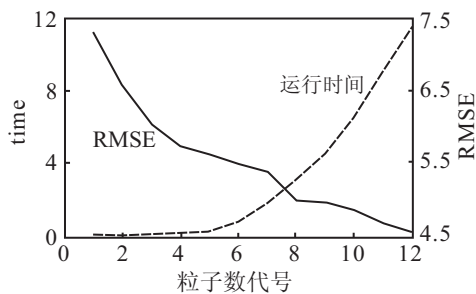


图 3 粒子数、运行时间和精度

3.3 混沌系统对算法性能的影响

另一类非常简单却得到广泛研究和应用的混沌

动力学系统被定义为

$$x(k+1) = \tau(x(k+1)) = 1 - 2x^2(k+1), \quad (6)$$

其中 $x(k) \in (-1, 1)$. 研究表明, 该映射产生的混沌序列具有均值为零、自相关为 δ 函数、互相关为零的类似白噪声的概率统计特性, 其根本特性是对初值的极端敏感性. 通常, 混沌系统在迭代次数较大时才能表现出较好的分离性和均匀性, 因此在具体应用中, 可选择先迭代 T_0 次后再开始记录混沌序列, 以确保系统完全进入混沌状态.

表 3 给出了使用 EKF 和 CMS-PF 等方法分别进行 20 次独立实验后的 RMSE. 其中: $\sigma_v = 10$; EKF 的初始设置为 $x_0 = 0.1, P_0 = 2$; CMS1-PF 和 CMSR1-PF 为基于 randn 序列映射采样的粒子滤波; CMS2-PF 和 CMSR2-PF 为基于式 (1) 序列映射采样的粒子滤波; CMS3-PF 和 CMSR3-PF 为基于式 (6) 序列映射采样的粒子滤波; CMS-PF 为免重采样的改进粒子滤波; CMSR-PF 为带重采样的改进粒子滤波; 序号 21 为 RMSE 的均值; 序号 22 为 RMSE 的方差. 由表 3 可以看出, CMS-PF 估计的 RMSE 小于 EKF; 基于式 (6) 序列映射采样的粒子滤波估计的 RMSE 小于基于式 (1) 及 randn 序列映射采样的粒子滤波. 这说明 CMS 是有效的; CMS-PF 甚至不用进行重采样, 而且精度不降低; 选择向最好粒子各个方向延伸的序列作为映射采样基准, 能够最大限度地改善粒子滤波性能.

表 3 基于不同序列映射的采样粒子滤波估计 RMSE 及均值比较

序号	RMSE							
	EKF	UKF	CMS1-PF	CMSR1-PF	CMS2-PF	CMSR2-PF	CMS3-PF	CMSR3-PF
1	30.006 5	12.039 8	4.942 5	5.921 4	4.596 7	4.771 3	4.108 7	4.589 1
2	29.209 3	9.325 8	6.168 3	3.333 7	5.537 1	4.991 2	5.537 4	3.959 0
3	20.587 8	14.052 1	5.101 3	4.183 1	4.477 7	3.434 4	3.848 5	4.266 4
4	24.782 3	8.326 9	5.144 2	4.219 7	5.857 7	6.607 9	5.320 2	4.417 3
5	41.224 7	9.125 5	4.097 3	6.009 8	4.852 5	5.565 7	5.240 4	4.552 7
6	23.960 7	11.235 6	5.486 9	4.355 5	4.894 6	5.401 9	4.600 1	3.634 5
7	33.208 2	10.254 7	3.487 8	4.578 0	6.265 7	5.399 2	5.484 2	4.661 9
8	13.349 9	13.236 9	6.208 0	5.951 7	6.275 5	5.906 3	3.396 4	4.531 2
9	22.656 7	6.258 7	5.331 0	5.234 8	4.765 3	5.214 6	4.362 3	3.910 3
10	11.834 7	10.214 5	4.241 8	5.693 0	6.947 4	8.595 5	5.602 2	5.449 4
11	19.203 2	9.256 8	5.290 6	5.709 6	7.315 0	4.023 2	5.321 2	3.214 0
12	59.206 7	12.236 9	4.698 2	5.091 4	5.363 8	7.187 8	3.731 2	3.503 2
13	15.871 3	7.954 9	5.502 0	4.086 3	4.759 0	2.507 3	4.138 4	4.524 1
14	13.900 5	8.021 5	3.980 3	5.369 6	4.600 2	5.640 3	5.515 9	3.722 0
15	33.418 1	15.265 0	5.413 7	4.560 1	6.119 2	6.050 2	4.503 4	3.782 0
16	20.936 7	8.259 7	4.189 4	3.169 9	5.498 5	5.816 6	4.969 5	4.416
17	15.376 4	6.320 4	6.243 8	3.398 7	6.263 5	7.597 6	5.100 4	6.025 9
18	58.630 2	7.369 7	4.316 4	5.014 0	5.141 9	5.355 5	5.376 9	3.295 8
19	21.024 8	9.021 4	3.950 9	3.590 2	5.167 7	5.948 4	4.521 1	4.637 5
20	22.016 2	13.236 4	6.449 9	4.512 7	8.898 0	4.861 6	4.836 0	4.110 4
21	26.520 2	10.054 0	5.012 2	4.699 2	5.679 8	5.543 8	4.775 7	4.260 1
22	179.380 5	6.543 7	0.757 4	0.798 1	1.230 2	1.870 3	0.456 6	0.471 8

图 4 和图 5 分别给出了基于 randn 及混沌映射的一次采样粒子及其相应权重。其中, 图 (a) 为 k 时刻预测前粒子及基于此的映射采样粒子; 图 (b) 为 k 时刻预测粒子及映射粒子; 图 (c) 为没有映射采样及有映射采样的粒子 (“●”代表状态真值; “*”代表有映射采样; “○”代表没有映射采样)。图 (d) 为没有映射采样的粒子权重; 图 (e) 为预测粒子及映射粒子的粒子权重; 图 (f) 为有映射采样的粒子权重。

由图 4 可以看出, 基于序列映射的粒子集有部分粒子是较好的, 经预测粒子集与映射粒子集竞争后的优选粒子集比竞争前的两个粒子集都好, 其中粒子均

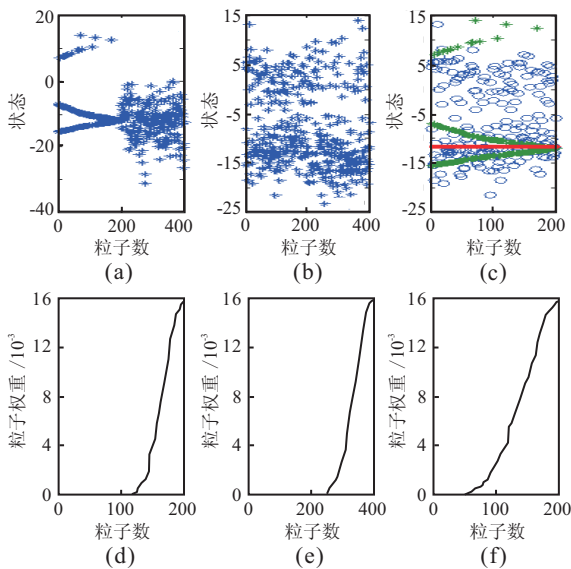


图 4 基于 randn 的一次采样粒子及其权重

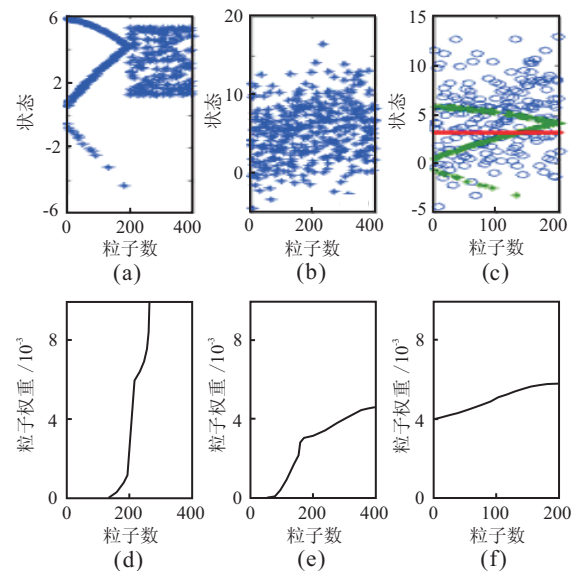
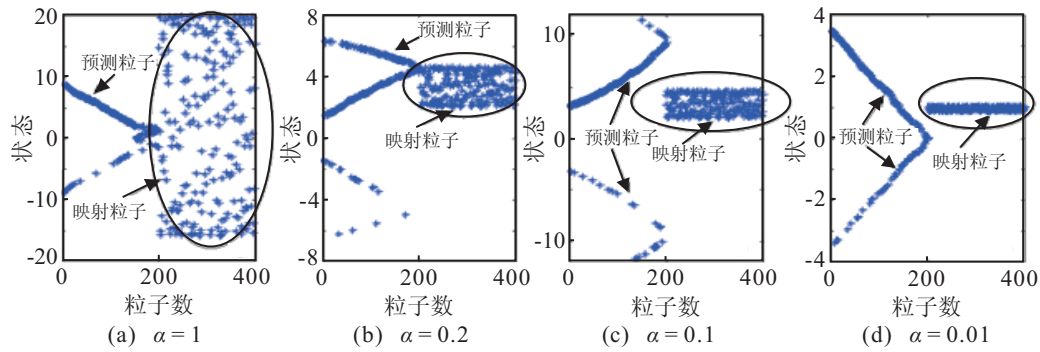


图 5 基于 chaos 映射的一次采样粒子及其权重

分布在状态真值的附近; 未经映射-候选-竞争过程的粒子集具有较多的小权重粒子, 少有粒子具有较大权重, 致使大量的运算量浪费在对估计毫无影响的粒子上; 而经过映射-候选-竞争的粒子集少有粒子具有小权重, 因为优选粒子集中的粒子取的是候选粒子集中重要性权值较大的粒子, 它们的重要性权值较预测粒子集、映射粒子集都大。这说明通过映射生成的粒子与预测粒子竞争, 可使较好的粒子保留下来并参与状态估计, 从而大大减小了粒子退化和多样性下降对滤波性能的影响。

图 6 给出了调节因子 α 对混沌映射采样粒子的影响。由图 6 可以看出, 当调节因子 α 较大时, 混沌映

图6 调节因子与样本 ($N = 200$)

射粒子的散布范围很广, 粒子集具有较好的多样性, 但部分粒子是退化样本, 改进效果不明显; 当 α 较小时, 粒子集几乎集中在一个样本上, 粒子之间的差异较小, 对提高粒子多样性不利. 这说明选择合适的 α 对于CMS很重要, 仿真发现 $\alpha \in [0.2, 0.8]$ 时具有较好的效果.

4 结 论

本文设计了一种基于混沌映射采样的粒子滤波改进算法. 首先通过映射的方式生成一些备选粒子; 然后依据自身的权重与预测粒子进行竞争, 从而增加了粒子的多样性和有效性. 仿真实验表明了算法的有效性. 该方法的提出为非线性滤波领域存在的问题提供了一种新的解决方法, 也为设计高效的粒子滤波提供了新的参考思路. 关于CMS-PF存在的一些细节问题, 如在具体应用背景下如何选择最优的混沌序列、调节因子以及映射粒子数等, 将是下一步的研究方向.

参考文献(References)

- [1] 朱志宇, 李冀, 杨官校. 基于施蒂费尔流形和线性优化重采样的粒子滤波器[J]. 控制与决策, 2010, 25(11): 1747-1751.
(Zhu Z Y, Li J, Yang G X. Particle filtering based on Stiefel manifold and linear optimizing resampling[J]. Control and Decision, 2010, 25(11): 1747-1751.)
- [2] 王宪, 袁洪. 基于粒子滤波的GPS多径估计[J]. 控制与决策, 2010, 25(8): 1139-1143.
(Wang X, Yuan H. GPS multipath estimation based particle filtering[J]. Control and Decision, 2010, 25(8): 1139-1143.)
- [3] 宁小磊, 王宏力, 张琪, 等. 区间衍生粒子滤波器[J]. 物理学报, 2010, 59(7): 24-32.
(Ning X L, Wang H L, Zhang Q, et al. Interval diffracted particle filter[J]. Acta Physica Sinica, 2010, 59(7): 24-32.)
- [4] Merwe R, Doucet A, Freitas N, et al. The unscented particle filter[R]. London: Engineering Department, Cambridge University, 2000.
- [5] Doucet A, Godsill S, Andrieu C. On sequential Monte Carlo sampling methods for Bayesian filtering[J]. Statistics and Computing, 2000, 10(3): 197-208.
- [6] Doucet A, Godsill S. On sequential Monte Carlo sampling methods for Bayesian filtering[R]. London: Engineering Department, Cambridge University, 1998.
- [7] Doucet A, Gordon N J, Krishnamurthy V. Particle filters for state estimation of jump Markov linear systems[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2001, 49(5): 613-624.
- [8] Musso C, Oudjane N, LeGland F. Improving regularised particle filters[C]. Sequential Monte Carlo Methods in Practice. New York: Springer-Verlag, 2001: 247-271.
- [9] 胡振涛, 潘泉, 梁彦, 等. 基于进化采样的粒子滤波算法[J]. 控制理论与应用, 2009, 26(3): 269-273.
(Hu Z T, Pan Q, Liang Y, et al. The particle filter algorithm based on evolution sampling[J]. Control Theory & Applications, 2009, 26(3): 269-273.)
- [10] 宋莹, 陈增强, 袁著祉. 基于混沌优化的非线性预测控制器[J]. 控制理论与应用, 2007, 24(4): 269-270.
(Song Y, Chen Z Q, Yuan Z Z. A nonlinear predictive controller based on chaos optimization[J]. Control Theory & Application, 2007, 24(4): 269-270.)
- [11] 吕娜, 冯祖仁. 非线性交互粒子滤波算法[J]. 控制与决策, 2007, 22(4): 378-383.
(Lv N, Feng Z R. Nonlinear interacting particle filter algorithm[J]. Control and Decision, 2007, 22(4): 378-383.)
- [12] 刘云龙, 林宝军. 一种基于小生境技术的群智能粒子滤波算法[J]. 控制与决策, 2010, 25(2): 316-320.
(Liu Y L, Lin B J. Swarm intelligence particle filtering based on niching technique[J]. Control and Decision, 2010, 25(2): 316-320.)