

智能优化的代价评估粒子滤波算法

王进花, 曹洁, 李伟

(兰州理工大学电气工程与信息工程学院, 甘肃 兰州 730050)

摘要: 针对噪声未知情况下粒子滤波算法进行状态估计时准确性低的问题,对智能优化的代价评估粒子滤波算法进行研究。结合代价评估粒子滤波算法特点设计了智能优化重采样策略,利用概率质量函数评价粒子的可信度,通过交叉变异操作引导粒子向风险较小的区域移动,改善基于风险和代价进行样本更新而导致的样本贫乏问题;通过对风险较大粒子的变异,扩展了粒子的后验分布区域。仿真结果表明,提出的智能优化代价评估粒子滤波算法具有良好的粒子优化性能,能在噪声统计特性未知情况下提高状态估计的精度。

关键词: 粒子滤波; 代价评估粒子滤波; 未知噪声; 重采样

中图分类号: TP 391

文献标志码: A

DOI:10.3969/j.issn.1001-506X.2017.12.32

Cost-reference particle filter algorithm of intelligent optimization

WANG Jinhua, CAO Jie, LI Wei

(College of Electrical and Information Engineering, Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China)

Abstract: Aiming at the problem of low accuracy of state estimation of the particle filter (PF) algorithm with unknown noise, the intelligent optimization cost-reference particle filter (IOCRPF) algorithm is investigated. The intelligent optimization resampling strategy is designed based on the characteristics of the cost-reference particle filter (CRPF) algorithm. The probability mass function is used to evaluate the credibility of particles, and the crossover and mutation operations are used to guide the particles to move to the less risky areas. Therefore, it can improve the impoverishment of samples resulted from samples update based on risk and cost. And the posterior distribution area is extended through the mutation of the riskier particles. The simulation results show that the IOCRPF algorithm has superior performance of particle optimization and improves the accuracy of state estimation under the condition of unknown noise statistical characteristics.

Keywords: particle filter (PF); cost-reference particle filter (CRPF); unknown noise; resampling

0 引言

粒子滤波 (particle filter, PF) 是一种递归贝叶斯估计方法,其基于蒙特卡罗采样思想近似计算无法解析的非线性积分问题,通过一个赋予相应权值信息的粒子集合来近似真实的后验密度函数,并通过重要性采样和重采样步骤对粒子集合进行传递和更新^[1-3]。由于该方法理论上适应任何非线性、非高斯系统,有效扩展了滤波技术在参数和状态估计中的应用范围,例如,在状态估计和目标跟踪^[4-5]、故障诊断^[6-9]、网络与通信^[10-11]等领域均有广泛的应用研究。

但是目前存在的 PF 方法及其改进算法,在应用中都要求已知噪声统计特性,因此在实际应用中均假设过程噪声和量测噪声的统计特性是已知的。然而,实际上噪声的真

实统计特性不仅仅依赖于系统建模误差和所采用传感器的量测精度,同时也受环境和人为干扰因素的影响,使得系统和量测噪声的先验信息很难准确获得。针对这种情况,文献[12]首次提出了代价评估粒子滤波 (cost-reference particle filter, CRPF),CRPF 不需要已知过程噪声和量测噪声的统计特性,在粒子滤波框架中实现状态估计,是解决高非线性和噪声统计特性未知问题的高效方法,同时,相对传统 PF,CRPF 需要的样本数少,因此计算量小、耗时短,适于在线处理。基于以上特点,CRPF 在研究中得到了良好的效果。文献[13-14]详细介绍了 CRPF 的算法原理及特点,并通过在通信系统和目标跟踪中的实验,证明了该算法在非线性和非高斯系统及噪声统计特性未知情况下的优越性。文献[15]针对天波雷达背景噪声强度大、统计特性未知等

收稿日期:2016-12-14; 修回日期:2017-05-23; 网络优先出版日期:2017-10-23。

网络优先出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2422.TN.20171023.0916.010.html>

基金项目:国家自然科学基金(61263031);甘肃省自然科学基金(1506RJZA105);甘肃省科技计划项目(1606RJZA145);甘肃省教育厅项目(2014B-027)资助课题

特点,采用 CRPF 实现天波超视距雷达目标状态估计;文献[16]提出了一种 H_∞ 和 CRPF 结合的滤波算法,用于未知非高斯噪声的非线性动力学系统的状态估计问题中,取得良好的效果。

由以上分析可见,CRPF 在噪声统计特性未知的系统状态估计中具有良好的性能,但 CRPF 算法依然是在 PF 框架下实现状态估计,在重采样过程中同样存在粒子多样性消失的问题,以上文献中并未考虑此问题,即大权值粒子作为父代粒子被多次复制,小权值粒子被抛弃,导致子代粒子多样性缺失。针对粒子贫乏问题,许多学者提出了各种智能优化重采样方法,文献[17]首次基于差分进化的思想对重采样方式进行优化,提出了差分进化粒子滤波算法。文献[18]中提出了一种改进适应度函数的差分进化算法,提升了滤波精度。文献[19-21]中将蚁群算法和遗传算法与粒子滤波结合,有效抑制了粒子贫乏的现象。虽然这些方法通过优化重采样方法均改善了粒子多样性,但增加了 PF 计算的负担,当采样时间大于状态估计的时间,滤波器在实际应用中是没有意义的。

可见,CRPF 算法主要解决未知噪声系统的状态估计问题,但以上文献并未对其基于代价和风险估计引起的样本退化问题进行深入研究,导致算法在多次迭代后可能陷入局部最优。现有各种 PF 的重采样优化算法是针对具体应用而设计的,需要平衡运算成本和性能提升的需求。针对上述问题,本文针对未知噪声的非线性系统状态估计,在 CRPF 算法中引入改进的智能优化重采样方法,提出了一种智能优化的代价评估粒子滤波算法(intelligent optimization cost-reference particle filter, IOCRPF),结合 CRPF 算法优势克服噪声未知系统的状态估计问题。

1 代价评估粒子滤波

考虑非线性、非高斯随机状态空间模型

$$\begin{cases} \mathbf{x}_k = g(\mathbf{x}_{k-1}) + \mathbf{u}_k \\ \mathbf{y}_k = h(\mathbf{x}_k) + \mathbf{w}_k \end{cases} \quad (1)$$

式中, k 表示采样时刻; \mathbf{x}_k 是 k 时刻的系统状态向量; \mathbf{y}_k 是 k 时刻系统状态的测量向量; $g(\cdot)$ 和 $h(\cdot)$ 分别是系统状态转移函数和测量函数,都可以是非线性函数; \mathbf{u}_k 和 \mathbf{w}_k 分别是系统状态噪声和量测噪声。基于这个状态空间模型,从每一时刻获得的测量序列 $\{\mathbf{y}_1, \mathbf{y}_2, \dots, \mathbf{y}_k\}$ 中估计出目标的时变状态序列 $\{\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_k\}$ 。

在 CRPF 算法中需要定义一对重要函数,即代价函数和风险函数用来表示粒子性能质量,同时引入遗忘因子,并基于代价最小化原则给出一种噪声统计特性未知情况下的粒子权重评价方法。代价函数定义为

$$\alpha(x_{0:k}^i | y_{1:k}, \lambda) = \lambda C_{0:k-1}^i | y_{1:k-1}, \lambda + \Delta \alpha(x_k^i | y_k) \quad (2)$$

将式(2)简写为

$$C_k^i = \lambda C_{k-1}^i + \Delta C_k^i \quad (3)$$

式中, i_p 是粒子索引; $\lambda(0 \leq \lambda \leq 1)$ 是遗忘因子; ΔC_k^i 是代价增

量,表示在给定测量 y_k 的条件下 x_k^i 的准确性,通过 $\|y_k - h(x_k^i)\|^q (q \geq 1)$ 计算。基于代价的随机测量通过一组“粒子和代价”集来表示,即

$$\Xi = \{x_k^i, C_k^i\}_{i_p=1}^N \quad (4)$$

式中, N 是粒子数量。风险函数定义为

$$R(x_{k-1}^i | y_k) = \Delta C(E[x_k^i] | y_k) = \Delta C(g(x_{k-1}^i) | y_k) \quad (5)$$

式中,风险函数是代价增量 ΔC_k^i 的预测。那么,代价函数的预测定义为

$$C_k^i = \lambda C_{k-1}^i + R(x_{k-1}^i | y_k) \quad (6)$$

按式(7)计算概率质量函数(probability mass function, PMF),也称类权值。

$$\tilde{\pi}_k^i \propto \mu_1(R_k^i) = \frac{1}{(R_k^i - \min\{R_k^i\}_{i_p=1}^N + \delta)^\beta} \quad (7)$$

$\delta, \beta > 0, \delta$ 是为了保证分母不为 0。按照以上参数定义,CRPF 算法通过风险估计、选择、粒子传递、代价更新步骤,递推计算获得状态估计。CRPF 算法步骤如下:

步骤 1 在 $k=0$ 时刻,从先验分布中获取 N 个样本, $x_0^i \sim P_0(x_0)$, 设初始时刻粒子的代价 $C_0^i = 0$, 则 $k=0$ 时刻样本和代价集合为 $\{x_0^i, C_0^i\}_{i_p=1}^N$ 。初始化传递密度协方差 σ_0^{2,i_p} 。

步骤 2 递归更新: $k=1, 2, \dots, K$ (总时间步数),分别按照式(8)和式(7)计算风险函数 R_k^i 和概率质量函数 PMF $\tilde{\pi}_k^i (i_p=1, 2, \dots, N)$

$$R_k^i = \lambda C_{k-1}^i + \|y_k - h[g(x_{k-1}^i)]\|^q, q \geq 1 \quad (8)$$

步骤 3 重采样:以 $\{\tilde{\pi}_k^i\}_{i_p=1}^N$ 为概率进行重采样,获得样本代价集合 $\{\tilde{x}_k^i, \tilde{C}_k^i\}_{i_p=1}^N$ 。

步骤 4 粒子更新($i_p=1, 2, \dots, N$)

$$x_k^i \sim p_k(x_k | \tilde{x}_{k-1}^i) = N(g(\tilde{x}_{k-1}^i), \sigma_{k-1}^{2,i_p} \mathbf{I}) \quad (9)$$

$$\sigma_{k,i_p}^{2,i_p} = \frac{k-1}{k} \sigma_{k-1}^{2,i_p} + \frac{\|x_k^i - g(\tilde{x}_{k-1}^i)\|^2}{k \times \dim[x]} \quad (10)$$

\mathbf{I} 是维数与 x 相同的矩阵,可见,在 CRPF 算法中传递密度的协方差是在线调整的。

步骤 5 计算代价函数和更新 PMF($i_p=1, 2, \dots, N$)

$$C_k^i = \lambda \tilde{C}_{k-1}^i + \|y_k - h(x_k^i)\|^q \quad (11)$$

$$\pi_k^i \sim \mu_2(C_k^i) = \frac{1}{(C_k^i - \min\{C_k^i\}_{i_p=1}^N + \delta)^\beta} \quad (12)$$

归一化 PMF,得到样本代价集合 $\{x_k^i, C_k^i\}_{i_p=1}^N$ 。

步骤 6 状态估计

$$\hat{x}_k = \sum_{i_p=1}^N \pi_k^i x_k^i \quad (13)$$

可见,CRPF 算法与 PF 算法相似,也是基于重要性采样、粒子权重评价和重采样 3 个主要步骤来实现。不同之处在于粒子权重度量采用代价评估的方法,在 CRPF 算法的递推估计中不涉及对过程噪声和量测噪声的计算,因此,在计算中不需要已知噪声统计特性,改善了 PF 中由于外界随机干扰对依据量测似然度评价的不利影响。但 CRPF 算法依然存在着粒子贫乏现象,当系统噪声和量测噪声较大

时,每个样本对应的风险和代价都会很大,由式(12)可见, C_k^p 小的样本的类权值远大于其他样本的类权值,导致重采样结果样本的多样性丧失。

2 智能优化的重采样算法

依据重采样的思路,重采样就是选择大权值粒子、抛弃小权值粒子的过程,所以本文以类权值作为衡量粒子可信度的一个标准,并在重采样过程中引入遗传进化策略,考虑计算的实时性和粒子的有效性,对交叉操作和变异操作进行改进,以适应 CRPF 的算法特点。首先,按照类权值的大小,将样本分为大权值粒子集和小权值粒子集,只对小权值粒子进行操作,减少计算量。对于交叉操作,采用大权值粒子来修正小权值粒子,这样可以增强小权值粒子的适应性,但并不改变大权值粒子,因此,保持了大权值粒子的优越性。然后根据给定的变异概率对修正后的小权值粒子进行变异操作。将小权值粒子进化成为大权值粒子,可以改善粒子贫乏问题。

设粒子集为 $\{x_k^{i_p}, \pi_k^{i_p}\} (i_p = 1, 2, \dots, N)$, 其中, $\pi_k^{i_p}$ 为归一化的 PMF, 将粒子按 $\pi_k^{i_p}$ 的值从大到小的顺序排序, 即

$$W = \{x_k^1, x_k^2, \dots, x_k^N\} \quad (14)$$

将粒子集分为大权值粒子集和小权值粒子集, 即

$$x_k^{i_p} \in \begin{cases} C_L, & \pi_k^{i_p} \leq \pi_T \\ C_H, & \pi_k^{i_p} > \pi_T \end{cases} \quad (15)$$

定义有效粒子数为整数, 即

$$N_{\text{eff}} = \left\lceil \frac{1}{\sum_{i=1}^N (\pi_k)^2} \right\rceil \quad (16)$$

设定第 N_{eff} 个粒子的 PMF 为阈值 π_T , 令 $x_{kl}^i \in C_L (l = 1, 2, \dots, N_L), x_{kh}^j \in C_H (j = 1, 2, \dots, N_H), N_L$ 和 N_H 分别代表小权值粒子和大权值粒子的数量, 按式(17)对小权值粒子进行交叉操作, x_{ks}^i 表示交叉后的粒子。

$$x_{ks}^i = \alpha x_{kl}^i + (1 - \alpha) x_{kh}^j \quad (17)$$

式中, 参数 $\alpha \in [0, 1], \alpha$ 越大, 表示从 x_{kl}^i 中传递更多的信息给后代粒子 x_{ks}^i , 若 $\alpha = 1$, 则没有进行交叉操作, x_{kh}^j 从 C_H 中随机抽取。通过交叉操作, 小权值粒子 x_{kl}^i 被修正成为 x_{ks}^i , 使后代粒子 x_{ks}^i 向后验概率高的区域靠拢, 增强了粒子的可信度和粒子的多样性, 避免了传统重采样方法直接将小权值粒子抛弃而导致的粒子枯竭现象, 致使后验估计仅由少数大权值粒子计算而使得结果具有随机性, 最终使状态估计失败。

为了进一步改善粒子的多样性, 对修正后的小权值粒子按照一定的概率随机进行变异操作, 在一定程度上增强粒子分布的随机性, 进一步增强粒子多样性。

$$x_{km}^i = \begin{cases} 2x_{kh}^j - x_{ks}^i, & r_l \leq p_M \\ x_{ks}^i, & r_l > p_M \end{cases} \quad (18)$$

式中, r_l 是关于 x_{ks}^i 的随机变量, 从 $[0, 1]$ 的均匀分布中

抽样得到; p_M 表示变异概率, 需要提前设置, 若 $p_M = 0$, 则不进行变异。参数 α 和 p_M 需要根据不同的系统进行调节。

图 1 为普通 PF 重采样示意图, 圆点表示粒子, 圆点面积越大则表示该粒子的权值越大。由图 1 可见, 子代粒子不能充分包含后验分布的区域, 一些具有高概率的区域没有产生后代粒子。

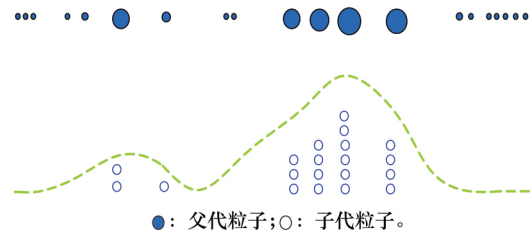


图 1 普通 PF 重采样过程示意图

Fig. 1 PF resampling process diagram

图 2 表示引入智能优化后的粒子重采样的效果。圆点表示粒子, 圆点面积越大则表示该粒子的权值越大。由图 2 可见, 在交叉变异之前, 大权值粒子只占有极少数, 大多数粒子权值较小。智能优化方法没有直接将小权值粒子抛弃, 通过选择性的进行优化, 小权值粒子被进化成为大权值粒子, 优化后小权值粒子都向高概率区域聚拢, 再经过重采样, 大多数父代粒子被保留, 只有少量小权值粒子被抛弃, 增加了粒子的多样性, 相比图 1, 子代粒子覆盖了更多的后验分布区域。同时, 考虑算法的实时性, 以有效粒子数作为依据设定阈值, 将所有粒子按照类权值的大小分为大权值粒子和小权值粒子, 只对类权值小于阈值的小权值粒子进行优化操作, 这样既可增强粒子多样性, 同时减少算法运行时间。

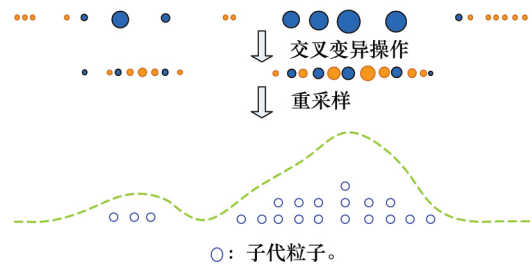


图 2 智能优化重采样过程示意图

Fig. 2 Process diagram of the intelligent optimization resampling

3 智能优化的 CRPF 算法实现

(1) 初始化, $x_0^{i_p} \sim P_0(x_0), C_0^{i_p} = 0$, 初始化传递密度协方差 $\sigma_0^{2 \cdot i_p}$ 。

(2) 递归更新: 按照式(8)~式(12)计算风险函数、代价函数、PMF, 并归一化 PMF。

(3) 采用智能优化算法进行重采样。

①按照式(15), 根据 $\pi_k^{i_p}$ 的大小, 将粒子集分为大权值粒子集 C_H 和小权值粒子集 C_L ;

②按照式(17)对小权值粒子进行交叉操作;

③将交叉后的小权值粒子根据条件按式(18)进行变异操作;

④对优化后的粒子根据式(12)更新类权值 π_k^i 并归一化,以 $\{\pi_k^i\}_{i_p=1}^N$ 作为粒子可信度,对样本代价集合 $\{x_k^i, C_k^i\}_{i_p=1}^N$ 进行重采样。

(4) 按式(13)进行状态估计。

4 实验结果

为验证 IOCRPF 算法的精度和运算时间等基本性能,利用典型一维非线性系统模型对算法性能进行仿真实验。首先对引入智能优化算法前后粒子分布情况进行仿真分析;其次,对算法在非线性系统的状态估计性能进行仿真分析,并与 PF、无迹 PF(unscented PF, UPF)和 CRPF 进行对比。实验环境为联想启天 M7350,CPU 为英特尔酷睿 i3-2120,内存 3 GB。

一维非线性系统模型为

$$\begin{cases} x_k = 0.5x_{k-1} + 25 \frac{x_{k-1}}{1+x_{k-1}^2} + 8\cos[1.2(k-1)] + u_k \\ y_k = \frac{x_k^2}{20} + w_k \end{cases} \quad (19)$$

为了验证算法对未知噪声的状态估计效果,在模型中选取非高斯系统噪声和量测噪声分别为

$$u_k \sim \Gamma(3, 2)$$

$$w_k \sim N(0, 1) + 0.04N(0, 1) + 2.5 \times 10^{-2} \cdot N(0, 1)$$

其中,粒子滤波器要求系统的统计特性完全已知,假设用 PF 和 UPF 进行状态估计时,噪声相同且均为零均值高斯噪声,系统噪声和量测噪声方差分别为 $\sigma_u^2 = 0.001, \sigma_w^2 = 0.01$,CRPF 和 IOCRPF 则不要求系统的统计特性。仿真中粒子数目设为 $N=100$,变异概率 $p_M=0.5, \alpha=0.8$,遗忘因

子 $\lambda=0.95$,其他参数: $\delta=0.1, \beta=2, q=2$,代价初值 $C_0=0$ 。

算法的评价指标选择平均绝对误差(mean absolute error, MAE)、平均有效粒子数 \bar{N}_{eff} 和一次仿真的完成时间。

平均绝对误差定义为

$$\text{MAE} = \frac{1}{N_s T} \sum_{s=1}^{N_s} \sum_{k=1}^T |x_{sk} - \hat{x}_{sk}| \quad (20)$$

式中, x_{sk} 和 \hat{x}_{sk} 分别是第 s 次仿真第 k 步状态的实际值和估计值,总的仿真次数为 $N_s=50$,一次仿真中的时间步数 $T=60$ 。

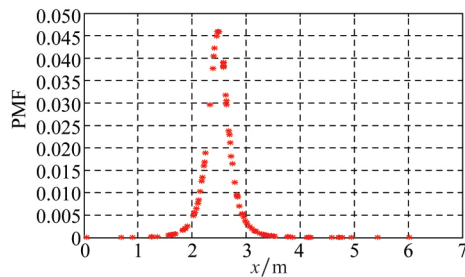
平均有效粒子数定义为

$$\bar{N}_{\text{eff}} = \frac{1}{T} \sum_{k=1}^T N_{\text{eff},k} \quad (21)$$

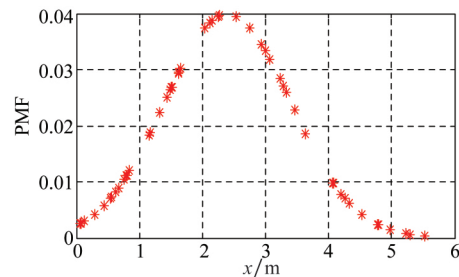
式中, $N_{\text{eff},k}$ 为 k 时刻的有效粒子数。

4.1 粒子分布情况仿真分析

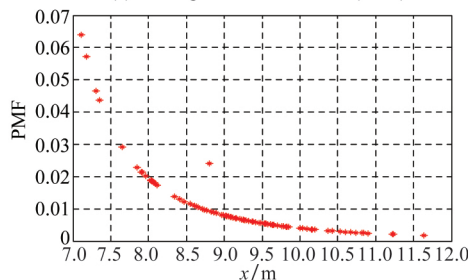
图 3 对比分析了引入智能重采样前的 CRPF 算法和智能优化重采样算法 IOCRPF 保持粒子多样性的能力,分别是取时间步数 $k=15, 30, 50$ 时重采样优化前后粒子分布结果对比,图 3(a)、图 3(c)、图 3(e)为未引入智能重采样的 CRPF 算法的粒子分布,图 3(b)、图 3(d)、图 3(f)为引入智能优化重采样的 IOCRPF 算法的粒子分布情况,可见,未引入智能重采样的图中,粒子分布有两个缺点,其一,只有少量的粒子具有较大权值,而对状态后验概率贡献微小的小权值粒子占有大多数;其二,粒子分布呈现尖峰状态,不能充分包含状态的后验区域,可能导致估计的较大偏差。引入智能重采样的图中,通过智能重采样的交叉操作,将大权值粒子的特性传递给小权值粒子,使后代粒子得到优化,减少了小权值粒子的数量,增强了粒子多样性;通过变异操作进一步优化了粒子分布,削弱了尖峰状态,使得粒子分布能够充分包围后验区域,扩展了粒子的状态搜索空间。图 3(c)和图 3(d)更加明显,优化前的粒子全部仅分布在一侧,优化后的粒子则可以充分包含后验区域。



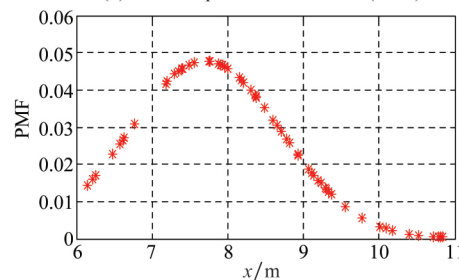
(a) CRPF 粒子分布($k=15$)
(a) CRPF particle distribution ($k=15$)



(b) IOCRPF 粒子分布($k=15$)
(b) IOCRPF particle distribution ($k=15$)



(c) CRPF 粒子分布($k=30$)
(c) CRPF particle distribution ($k=30$)



(d) IOCRPF 粒子分布($k=30$)
(d) IOCRPF particle distribution ($k=30$)

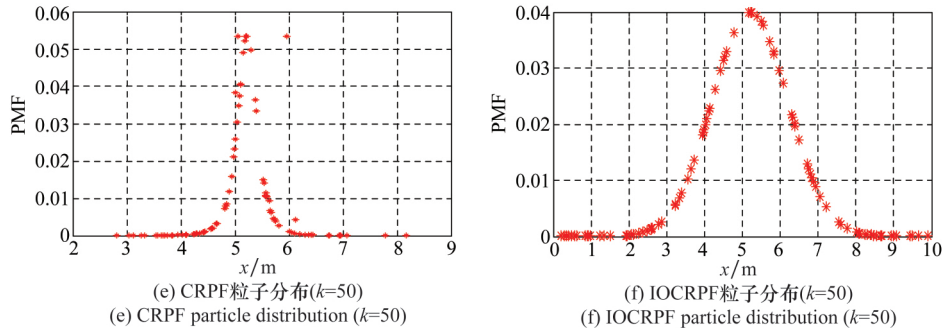


图 3 粒子分布情况对比

Fig. 3 Comparison of particles distribution

4.2 状态估计性能仿真分析

图 4 是分别用 4 种算法进行状态估计的结果,图 5 是相应于 4 种算法的状态估计误差。表 1 为在不同的过程噪声和量测噪声的情况下对 4 种算法的性能对比。

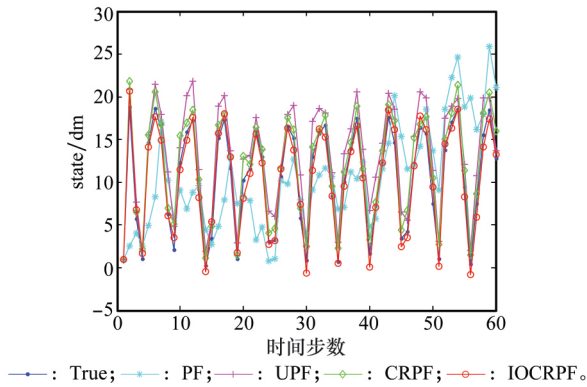


图 4 状态估计结果

Fig. 4 State estimation results

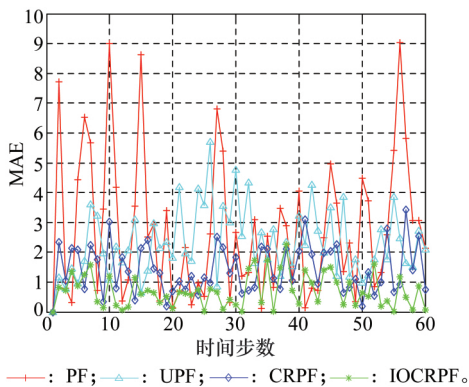


图 5 误差曲线

Fig. 5 Error curve

由结果可见,在不同噪声的情况下,从 4 种算法的性能对比中可得到相同的结论。UPF 的一次平均运行时间最多,CRPF 和 IOCRPF 的运行时间短;从有效粒子数看,很明显优化之后的 IOCRPF 的有效粒子数均远大于其他 3 种方法,可见,智能优化重采样方法有效抑制了粒子退化;从状态估计的准确性来看,IOCRPF 的误差最小,PF 和 UPF

误差大,因为 PF 和 UPF 算法均需确定的高斯噪声分布,不适合对未知的非高斯噪声系统的估计,所以跟踪误差大,精度低,IOCRPF 算法结合了 CRPF 算法对未知噪声状态估计的优势,并引入智能优化重采样策略增强了粒子的健壮性,因此其误差最小,准确性最高。

表 1 4 种算法在不同噪声下的运行结果

Table 1 Results of four algorithms under different noise condition			
$u_k \sim \Gamma(3, 2), w_k \sim N(0, 1) + 0.04N(0, 1) + 2.5 \times 10^{-2} N(0, 1)$			
算法	\bar{N}_{eff}	MAE	时间/s
PF	—	4.747	0.083 284
UPF	—	2.481 6	0.115 65
CRPF	12.356	1.518 9	0.072 485
IOCRPF	20.837	0.756 76	0.082 86
$u_k \sim \Gamma(4, 3), w_k \sim 0.1N(0, 1) + 4 \times 10^{-4} N(0, 1) + 1.6 \times 10^{-7}$			
算法	\bar{N}_{eff}	MAE	时间/s
PF	—	3.530 8	0.091 32
UPF	—	1.969 4	0.163 22
CRPF	13.831	1.221 7	0.068 364
IOCRPF	21.436	0.543 6	0.072 556

5 结 论

通过分析 CRPF 算法在未知噪声背景下进行状态估计的特点和存在的问题,在 CRPF 的重采样过程中引入智能优化算法,同时考虑传统遗传算法重采样计算量大的问题,针对 CRPF 算法特点设计了遗传操作策略,采用概率质量函数设计粒子进化判别阈值,只将 PMF 低于阈值的粒子进化成为大权值粒子,同时引导粒子向小风险区域移动,一方面增加了粒子多样性,另一方面,使粒子的分布更充分地覆盖后验分布区域,使得优化后的粒子集更能表示真实的后验概率,同时减少了重采样的时间。最后,通过对非线性系统,且噪声为非高斯分布的情况下,将本文算法与 PF、UPF、CRPF 进行仿真比较,在两组不同噪声情况下的仿真结果可以看出,本文提出的智能优化代价评估粒子滤波算法,其平均有效粒子数分别从优化前的 12.356 和 13.831 提高至 20.837 和 21.436;平均绝对误差分别从优化前的 1.518 9 和 1.221 7 降低至 0.756 76 和 0.543 6。可见,样本集的多样性和分布区域得到了明显的优化,算法对噪声的适应性强,在

噪声未知情况下进行状态估计的精度明显优于其他方法,改善了 PF 算法在未知噪声估计中准确性低的问题,同时,提高了 CRPF 算法运行中出现的样本贫乏问题。

参考文献:

- [1] DOUCET A, GODSILL S J, ANDRIEU C. On sequential monte carlo sampling methods for bayesian filtering[J]. *Statistics and Computing*, 2000, 10(3): 197-208.
- [2] STEPHEN G P, TAKEMASA M. A local particle filter for high-dimensional geophysical systems[J]. *Nonlinear Processes in Geophysics*, 2015, 2(6): 1631-1658.
- [3] 李伟, 曹洁, 李军, 等. 噪声相关粒子滤波算法[J]. *电子科技大学学报*, 2016, 45(3): 436-441.
LI W, CAO J, LI J, et al. Particle filter algorithm with correlative noise[J]. *Journal of University of Electronic Science and Technology of China*, 2016, 45(3): 436-441.
- [4] QUANG P B, MUSSO C, GLAND F L. Particle filtering and the Laplace method for target tracking[J]. *IEEE Trans. on Aerospace & Electronic Systems*, 2016, 52(1): 350-366.
- [5] 陈典兵, 朱明, 高文, 等. 基于残差矩阵估计的稀疏表示目标跟踪算法[J]. *物理学报*, 2016, 65(19): 194201-194207.
CHEN D B, ZHU M, GAO W, et al. Visual tracking based on the estimation of representation residual matrix[J]. *Acta Physica Sinica*, 2016, 65(19): 194201-194207.
- [6] YIN S, ZHU X. Intelligent particle filter and its application to fault detection of nonlinear system[J]. *IEEE Trans. on Industrial Electronics*, 2015, 62(6): 3852-3861.
- [7] OLIVIER L E, CRAIG I K. Fault-tolerant nonlinear MPC using particle filtering [J]. *IFAC-Papersonline*, 2016, 49(7): 177-182.
- [8] 陈雄姿, 于劲松, 唐荻音, 等. 基于改进核平滑辅助粒子滤波的失效预测方法[J]. *系统工程与电子技术*, 2015, 37(1): 101-108.
CHEN X Z, YU J S, TANG D Y, et al. Failure prognostics using improved kernel smoothing auxiliary particle filtering[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2015, 37(1): 101-108.
- [9] 郭健彬, 纪丁菲, 王鑫, 等. 混杂系统粒子滤波混合状态估计及故障诊断算法[J]. *系统工程与电子技术*, 2015, 37(8): 1936-1942.
GUO J B, JI D F, WANG X, et al. Hybrid state estimation and fault diagnosis algorithm of hybrid systems using particle filter[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2015, 37(8): 1936-1942.
- [10] LI W S, WANG Z D, YUAN Y, et al. Particle filtering with applications in networked systems; a survey[J]. *Complex & Intelligent Systems*, 2016, 2(4): 293-315.
- [11] LYUDMILA M, RENÉ B, ANDREAS H. Freeway traffic estimation within particle filtering framework[J]. *Automatica*, 2007, 43(2): 290-300.
- [12] MIGUEZ J, BUGALLO M F, DJURIĆ, et al. A new class of particle filters for random dynamical systems with unknown statistics[J]. *EURASIP Journal on Applied Signal Processing*, 2004, 15(6): 2287-2294.
- [13] LIM J. Particle filtering for nonlinear dynamic state systems with unknown noise statistics[J]. *Nonlinear Dynamics*, 2014, 78(2): 1369-1388.
- [14] MIGUEZ J, XU S, BUGALLO M F, et al. Particle filtering for systems with unknown noise probability distributions[C]// *Proc. of the IEEE Workshop on Statistical Signal Processing*, 2004: 522-525.
- [15] 卢锦, 苏洪涛, 水鹏朗. 采用代价参考粒子滤波器估计天波雷达目标状态[J]. *西安电子科技大学学报*, 2013, 40(5): 20-25.
LU J, SU H T, SHUI P L. Target state estimation of the over-the-horizon radar using the cost-reference particle filter[J]. *Journal of Xidian University*, 2013, 40(5): 20-25.
- [16] YU Y H. Combining H_∞ filter and cost-reference particle filter for conditionally linear dynamic systems in unknown non Gaussian noises[J]. *Signal Processing*, 2013, 93(7): 1871-1878.
- [17] 王浩, 杨峰, 姚宏亮. 离散动态贝叶斯网络的进化粒子滤波推理算法[J]. *计算机研究与发展*, 2008, 45(9): 295-299.
WANG H, YANG F, YAO H L. Inferring discrete DBN using evolutionary particle filter[J]. *Journal of Computer Research and Development*, 2008, 45(9): 295-299.
- [18] 曹洁, 李玉琴, 吴迪. 基于改进差分进化的高精度粒子滤波算法[J]. *上海交通大学学报*, 2014, 48(12): 1714-1720.
CAO J, LI Y Q, WU D. A high precision particle filter based on improved differential evolution[J]. *Journal of Shanghai Jiaotong University*, 2014, 48(12): 1714-1720.
- [19] LIU H, YU L, RUAN C W, et al. Tracking air-to-air missile using proportional navigation model with genetic algorithm particle filter[J]. *Mathematical Problems in Engineering*, 2016(9): 1-11.
- [20] ABADI M, REZAEI H. Data clustering using hybridization strategies of continuous ant colony optimization, particle swarm optimization and genetic algorithm[J]. *British Journal of Mathematics & Computer Science*, 2015, 6(4): 336-350.
- [21] CHATZI E N, SMYTH A W. Particle filter scheme with mutation for the estimation of time-invariant parameters in structural health monitoring applications[J]. *Structural Control & Health Monitoring*, 2013, 20(7): 1081-1095.

作者简介:

王进花(1978-),女,副教授,博士,主要研究方向为状态检测与估计、非线性滤波方法及应用。

E-mail: wjh0615@lut.cn; 770274257@qq.com

曹洁(1966-),女,教授,博士研究生导师,主要研究方向为智能信息处理、非线性理论及应用。

E-mail: caoj@lut.cn

李伟(1982-),男,博士研究生,主要研究方向为多源信息融合、非线性控制理论与仿真。

E-mail: layz815@163.com