

# 基于权值优化的粒子滤波算法研究

杜正聪<sup>1</sup>, 辛 强<sup>1,2</sup>, 邓 寻<sup>1,2</sup>

(1. 攀枝花学院, 四川 攀枝花 617000; 2. 西华大学 电气信息学院, 成都 610039)

**摘要:**为解决粒子滤波算法中存在的权值退化和实时性差的问题,提出了一种改进的权值优化组合粒子滤波算法(imp-WOPF),该算法通过对粒子权值设定门限 *Thershold*,剔除权重小于 *Thershold* 的粒子,减少不必要的粒子运算,然后对小于粒子群权值均值的粒子进行权值优化组合,以增大小权值粒子的权值,保持了粒子多样性,提高了算法的实时性。仿真结果表明,该算法能够在保证估计精度的同时,有效降低重采样过程中的计算量,有利于实时信号的处理。

**关键词:**粒子滤波; 权值优化; 门限; 均方根误差; 重采样

**中图分类号:** TN957.51

**文献标志码:** A

**文章编号:**

粒子滤波(Particle filtering, PF)作为处理非线性非高斯系统滤波问题的主要手段,克服了Kalman滤波的缺陷,它对系统的过程噪声和观测噪声没有分布限制,在非高斯状态下,处理非线性时变系统的概率密度估计以及状态滤波等方面具有巨大的优势和广阔的前景<sup>[1]</sup>。粒子滤波是现代信号处理学科与统计模拟理论的交叉学科,对其研究有着重要的理论意义和现实价值<sup>[2]</sup>。

虽然粒子滤波在非高斯背景的非线性随机系统的状态滤波和概率密度估计问题方面取得了可喜的进展,但粒子滤波仍然不够成熟,还有许多需要解决的问题;例如,如何在实际应用中给出最优的建议分布,如何开发更高效的重采样算法,如何有效解决算法中权重退化及样本贫化等问题,以及如何使粒子滤波算法高效、实时实现等。因此,有必要进一步研究粒子滤波及其相关算法,完善其理论体系,拓展其应用领域。

针对粒子滤波中存在的权重退化和实时性差的问题,目前的改进方法主要有三种。第一种是建议分布的选取,Shephard<sup>[3]</sup>通过引入辅助变量到建议分布函数中来近似后验概率密度函数,提出了辅助变量粒子滤波算法,通常能取得较好的状态估计,但当状态噪声较大时,滤波精度较差;Julier<sup>[4]</sup>等人利用UKF来产生建议分布函数,由于新的观测值的加入,滤波性能得到改善,但计算量较大,实时性差;袁泽剑<sup>[5]</sup>等人提出用高斯厄米特滤波算法来生成建议分布,但其不适合非高斯系统;朱志宇<sup>[6]</sup>等人通过把系统模型置于Stiefel流形上,用Langevin分布来表示状态的转移概率密度函数,用高斯分布表示似然函数,提出了Stiefel流形粒子滤波算法。第二种是改进重采样算法,邹国辉<sup>[7]</sup>等人提出了基于优化重采样的粒子滤波算法,通过保留粒子和抛弃粒子的线性组合来产生新的粒子,粒子多样性丧失得到缓解,但步长系数选取困难;谌剑<sup>[8]</sup>等提出了权值优化组合粒子滤波算法,该方法能提高算法精度,但增加了计算量,实时性差。第三种是智能优化思想,Higuchi<sup>[9]</sup>等人提出基于遗传思想的粒子滤波算法,抑制了粒子多样性的丧失,但在解决多维问题时存在困难;杨璐<sup>[10]</sup>等人利用遗传算法中变异和杂交等方法来丰富粒子的多样性,提出了一种基于遗传算法的改进粒子滤波算法,但计算较复杂且耗时多;李红伟<sup>[11]</sup>等人提出了一种基于差分进化的粒子滤波算法,取得了较好的滤波效果,但存在交叉概率和变异因子等参数设置困难的缺点。

权值优化组合粒子滤波算法(WOPF)<sup>[8]</sup>通过在重采样之前对粒子权值及粒子权值均值进行加权线性相关。该算法增大了权值较小粒子的权值,使得更多的粒子能够被重采样,较好地抑制了样本枯竭,保持了粒子的多样性,提高了估计精度,具有一定的实用意义。但是该算法是对所有粒子进行权值优化组合,在增大小权值粒子权值的同时,也减小了大权值粒子的权值,在一定程度上限制了滤波精度的进一步提高,和增加了计算复杂度。在此基础上提出了一种改进的权值优化组合粒子滤波算法(imp-WOPF),通过对粒子权值设定门限 *Thershold*,剔除权值小于 *Thershold* 的粒子,然后对小于粒子群权值均值的粒子进行权值优化组合,能够在保证精度的同时,有效降低重采样过程中的计算量,增加了实时系统信号处理的可操作性。通过一维非线性跟踪模型,证明了该算法的有效性。

## 1 标准粒子滤波算法

收稿日期: 2013-12-29 修回日期: 2014-01-17

资助项目: 四川省应用基础研究项目(No. 2011JY0115)

作者简介: 杜正聪,男,教授,博士,研究方向为电子对抗与通信信号处理; E-mail: 873029015@qq.com

粒子滤波算法的基本思路是：根据系统状态的先验条件分布生成一系列随机样本，然后依据量测不断修正粒子的权值和位置，通过修正后的粒子信息更新先验条件分布。 $k$ 时刻目标状态的后验分布可表示为<sup>[2]</sup>

$$p(x_{0:k} | z_{1:k}) \approx \sum_{i=1}^{N_s} w_k^i \delta(x_{0:k} - x_{0:k}^i), \quad (1)$$

其中， $p(x_0)$ 为系统的状态先验概率， $p(x_{0:k} | z_{1:k})$ 为 $k$ 时刻目标状态的后验概率分布， $\{x_{0:k}^i, i=0, \dots, N_s\}$ 为粒子集， $x_{0:k}$ 是0到 $k$ 时刻的状态集， $\{w_k^i, i=0, \dots, N_s\}$ 为相应的权值。此外， $\sum_{i=1}^{N_s} w_k^i = 1$ ，权值通过重要性采样法选择。若粒子集 $\{x_{0:k}^i\}_{i=1}^{N_s}$ 可以由重要性密度函数 $q(x_{0:k} | z_{1:k})$ 得到，则权值 $w_k^i \propto \frac{p(x_{0:k}^i | z_{1:k})}{q(x_{0:k}^i | z_{1:k})}$ 。通过

$Pr(x_k^{j*} = x_k^i) = \phi_k^i$ 对粒子进行重采样，可以产生权值更新的粒子集，以抑制滤波过程中粒子退化的问题。

## 2 基于权值优化的粒子滤波算法

### 2.1 权值选优

标准粒子滤波算法将所有粒子参与到状态估计中，在一定程度上增加了计算复杂度和加剧了权值退化现象。为了最大限度地保证参与状态估计的粒子最优，有必要对粒子权值设定门限 *Thershold*，剔除权值小于 *Thershold* 的粒子，以增加实时系统信号处理的可操作性。可设门限值  $Thershold = \alpha \cdot \bar{w}_k$ ， $0 < \alpha < 1$ ，应根据具体情况选择  $\alpha$  的值。

### 2.2 权值优化组合算法<sup>[8]</sup>

在重采样过程中，较大权值的粒子被复制，同时，较小权值的粒子被丢弃。较大权值的粒子随着重采样次数的增加，被复制得越来越多，加入运算的粒子类型就变得匮乏，可能导致滤波效果差，甚至发散。权值优化组合粒子滤波算法(WOPF)是基于滤波过程中小权重粒子的丢失提出的。该算法主要是通过将粒子群的权值 $\{w_k^i, i=0, \dots, N_s\}$ 取均值 $\bar{w}_k$ ，在将 $w_k^i$ 与 $\bar{w}_k$ 进行适当的加权线性相关得到 $\{x_k^i, \phi_k^i\}_{i=1}^{N_s}$ ，来提高小权值粒子的权值，丰富粒子多样性，提高滤波精度。优化组合公式：

$$\bar{w}_k = \frac{1}{N_s} \sum_{i=1}^{N_s} w_k^i, \quad (2)$$

$$\phi_k^i = \frac{T-1}{T} w_k^i + \frac{1}{T} \bar{w}_k, \quad (3)$$

其中， $T(1 \leq T \leq +\infty)$ 为比例系数。

$$\phi_k^i - w_k^i = \frac{T-1}{T} w_k^i + \frac{1}{T} \bar{w}_k - w_k^i = \frac{1}{T} (\bar{w}_k - w_k^i) = \begin{cases} > 0, & \text{当 } w_k^i < \bar{w}_k \text{ 时} \\ = 0, & \text{当 } w_k^i = \bar{w}_k \text{ 时} \\ < 0, & \text{当 } w_k^i > \bar{w}_k \text{ 时} \end{cases} \quad (4)$$

### 2.3 权值优化组合改进算法

由(4)式可以看出，权值优化组合在增大小权值粒子权值的同时，也减小了大权值粒子的权值，在一定程度上限制了滤波精度的进一步提高，和增加了计算复杂度。为此，只对权值小于粒子群权值均值 $\bar{w}_k$ 的粒子进行如(3)式所示的权值优化组合，其可以表示为

$$\begin{cases} \phi_k^i = \frac{T-1}{T} w_k^i + \frac{1}{T} \bar{w}_k, & \text{当 } w_k^i < \bar{w}_k \text{ 时} \\ \phi_k^i = w_k^i, & \text{其他} \end{cases} \quad (5)$$

在优化过程中，权重的相对值保持不变，重采样后的概率分布与重采样前接近。

在权值优化过程中， $T$ 值选取也将影响滤波的效果。由(5)式可得，当 $w_k^i < \bar{w}_k$ 时， $\phi_k^i$ 随 $T$ 增大而减小。由此，应根据具体应用合理的选择 $T$ 值，但是优化后的权值不能偏离实际的权值太多，既不能过小

也不能过大。本文将通过仿真实验讨论  $T$  值的选取。

#### 2.4 基于权值优化的粒子滤波算法

为解决粒子滤波算法中存在的权值退化和实时性差的问题, 本文提出了一种改进的权值优化粒子滤波算法 (imp-WOPF)。其通过对粒子权值设定门限  $Thershold$ , 剔除权值小于  $Thershold$  的粒子, 然后在剩余粒子中对权值小于粒子群权值均值  $\bar{w}_k$  的粒子进行权值优化组合, 进而重采样, 这样可以有效的降低重采样过程中的计算量, 增加了实时系统信号处理的可操作性。imp-WOPF 算法具体实现过程如下:

(I) 初始化

参数设定: 粒子数  $i=1, 2, L, N_s$ , 仿真时间  $k=1, 2, L, T_s$ 。采样:  $x_0^i \sim q(x_0 | z_0)$ , 由  $k=1$  递推计算。

(II) 权值更新

$$x_k^i \sim q(x_k | x_{k-1}^i, z_k),$$

$$w_k^i \propto w_{k-1}^i \frac{p(z_k | x_k^i) p(x_k^i | x_{k-1}^i)}{q(x_k^i | x_{k-1}^i, z_k)}。$$

(III) 权值选优

设置门限  $Thershold$ ,  $w_k^i < \alpha \bar{w}_k$  时, 舍弃该粒子, 余下  $M$  个权值较大的粒子  $w_k^{*i}$ 。

(IV) 权值优化组合改进算法

$$\bar{w}_k^* = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M w_k^{*i},$$

$$\begin{cases} \phi_k^i = \frac{T-1}{T} w_k^{*i} + \frac{1}{T} \bar{w}_k^*, & \text{当 } w_k^{*i} < \bar{w}_k^* \text{ 时} \\ \phi_k^i = w_k^{*i}, & \text{其他} \end{cases}。$$

进行归一化:

$$\phi_k^i = \phi_k^i / \sum_{i=1}^M \phi_k^i。$$

(V) 重采样

$$x_k^{i*} \sim \{x_k^i, \phi_k^i\}, \text{ 其中 } j = \{1, L, M\},$$

$$Pr(x_k^{i*} = x_k^i) = \phi_k^i。$$

权值重分配:

$$\phi_k^{i*} = 1/M。$$

(VI) 预测

$$\hat{x}_k = \sum_{i=1}^M \phi_k^{i*} x_k^{i*},$$

$$P_k = \sum_{i=1}^M \phi_k^{i*} (x_k^{i*} - \hat{x}_k)(x_k^{i*} - \hat{x}_k)^T。$$

(VII) 权值恢复

将  $M$  个粒子的权值恢复到归一化前的权值, 与舍弃的粒子一起返回 (II) 迭代。

#### 2.5 理论证明

K-L 距离 (Kullback-Leiblar divergence), 常用来衡量相同事件空间里两个随机分布的差异。两个随机变量概率分布的 K-L 距离为<sup>[12]</sup>

$$K(p, q) = \sum_{i=1}^n p_i \log \frac{p_i}{q_i}, \quad (6)$$

其中, 两个随机变量分别为  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ ,  $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_n\}$ , 它们的概率分布分别为  $p = \{p_1, p_2, \dots, p_n\}$ ,  $q = \{q_1, q_2, \dots, q_n\}$ 。  $K(p, q)$  越大就表示两随机变量概率分布差异越大,  $K(p, q)$  越小就表示两随机变量概率分布差异越小,  $K(p, q) = 0$  就表示两个随机变量概率分布相同。

设优化组合前粒子的概率分布为  $\{x_d^i, w_d^i\}_{i=1}^{N_s}$ , 其状态估计为  $\bar{x}_d = \sum_{i=1}^{N_s} x_d^i w_d^i$ ; 重采样后的粒子为  $\{x_s^j, n_j\}_{j=1}^m$ , 其中  $\sum_{j=1}^m n_j = N_s$ ,  $n_j$  表示粒子  $x_s^j$  被复制的次数。经过重采样后, 粒子的状态估计为  $\hat{x}_s = \frac{1}{N_s} \sum_{j=1}^m n_j x_s^j = \sum_{j=1}^m \frac{n_j}{N_s} x_s^j$ , 粒子集的概率分布表示为  $\{x_s^j, n_j / N_s\}_{j=1}^m$ , 由于重采样将粒子部分丢弃, 剩余粒子的权重  $n_j / N_s$  将大于重采样前的粒子权重  $w_d^i$ , 即  $n_j / (N_s w_d^i) > 1$ , 则重采样前后粒子概率分布的 K-L 距离可表示为<sup>[8]</sup>

$$K(d, s) = \sum_{j=1}^m \frac{n_j}{N_s} \log \frac{n_j}{N_s w_d^i} = W > 0. \quad (7)$$

在 WOPF 中, 权值优化后的粒子的概率分布为  $\{x_o^i, \phi_k^i\}_{i=1}^{N_s}$ , 重采样后的概率分布为  $\{x_e^i, n_a / N_s\}_{i=1}^{N_s}$ , 则重采样前与重采样后粒子概率分布的 K-L 距离可表示为<sup>[8]</sup>

$$K(o, e) = \sum_{a=1}^{m'} \frac{n_a}{N_s} \log \frac{n_a}{N_s \phi_k^i} = W', \quad (8)$$

本文提出的 imp-WOPF 算法中, 门限设置后的粒子的概率密度  $\{x_f^i, \phi_g^i\}_{i=1}^M$ , 重采样后的概率分布为  $\{x_g^i, n_a / N_s\}_{i=1}^M$ 。则重采样前与重采样后粒子概率分布的 K-L 距离为

$$K(f, g) = \sum_{a=1}^{m^*} \frac{n_a}{N_s} \log \frac{n_a}{N_s \phi_k^i} = W^*, \quad (9)$$

由 (3) 式知,  $\phi_k^i$  在区间  $(1, +\infty)$  上是  $T$  的单调函数, 故有

$$\phi_k^i = w_k^i, \quad W' = W(T \rightarrow +\infty), \quad (10)$$

$$\phi_k^i = \bar{w}_k \text{ 且 } N_s \bar{w}_k = 1(T=1), \quad (11)$$

$$W' \stackrel{(9)(10)}{=} \sum_{i=1}^{N_s} \frac{1}{N_s} \log \frac{1}{N_s \bar{w}_k} = 0. \quad (12)$$

由 (9) ~ (11) 式, 有  $W' \in (0, W)$ , 则

$$W' < W \quad (T = (1, +\infty)), \quad (13)$$

$$W^* = \sum_{a=1}^{m^*} \frac{n_a}{N_s} \log \frac{n_a}{N_s \phi_k^i} \stackrel{m^* < m', \phi_k^i < \phi_k^j}{<} \sum_{a=1}^{m'} \frac{n_a}{N_s} \log \frac{n_a}{N_s \phi_k^i} = W' \stackrel{(12)(13)}{\Rightarrow} \quad (14)$$

$$W^* < W' < W \Rightarrow K(f, g) < K(o, e) < K(d, s)$$

因此, imp-WOPF 算法重采样前后的 K-L 距离较 WOPF 和 PF 小, 即 imp-WOPF 算法重采样得到的概率分布和重采样前的概率密度分布更加相近。

### 3 算法仿真及性能分析

考虑一维非线性追踪模型:

$$x_k = 0.5x_{k-1} + 25 \frac{x_{k-1}}{1+x_{k-1}^2} + 8\cos(1.2k) + u_k, \quad (15)$$

$$y_k = \frac{x_k^2}{20} + v_k, k = 1, 2, \dots, N_s. \quad (16)$$

$x_0 \sim N(0, 5), u_k \sim N(0, 10), v_k \sim N(0, 1)$ , 粒子数取 100, 300, 500 和 1000, 仿真步数 100。通过对比

PF, WOPF, imp-WOPF 的最小均方根误差 RMSE 以及计算量, 对算法进行性能评价。RMSE 定义为

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N_s} \sum_{n=1}^{N_s} (x_k - \hat{x}_k)^2}, \quad (17)$$

其中  $x_k$  为真值,  $\hat{x}_k$  为估计值。取  $Thershold = 0.1\bar{w}_k$ , 进行 50 次独立仿真实验。当  $T=10$ , 粒子数 1000 时, 图 1 为三种算法的 RMSE 曲线, 图 2 为其中一次的状态估计仿真曲线。当  $T=10$ , 粒子数取不同值时, 表 1 为三种算法 50 次独立实验 RMSE 和消耗时间的均值。当粒子数 1000 时, 表 2 为 imp-WOPF 在不同  $T$  值时的 RMSE 均值。

通过表 1 可以看出, 当粒子数为 100 时, 该算法状态估计的 RMSE 较 PF 和 WOPF 分别降低了 17.8% 和 8.4%, 计算量较 PF 和 WOPF 分别降低了 24.1% 和 18.8%; 当粒子数为 300 时, 该算法状态估计的 RMSE 较 PF 和 WOPF 分别降低了 9.8% 和 8.6%, 计算量较 PF 和 WOPF 分别降低了 29.8% 和 8.9%; 当粒子数为 500 时, 该算法状态估计的 RMSE 较 PF 和 WOPF 分别降低了 12.4% 和 8.1%, 计算量较 PF 和 WOPF 分别降低了 29.4% 和 7.2%; 当粒子数为 1000 时, 该算法状态估计的 RMSE 较 PF 和 WOPF 分别降低了 7.6% 和 0.5%, 计算量较 PF 和 WOPF 分别降低了 17.8% 和 4.7%。本文提出的改进的权值优化组合算法 imp-WOPF 精度较 PF 和 WOPF 高, 且由于减少了粒子数目, 降低了计算量, 从而可以简化粒子滤波器的结构, 有利于实时系统的处理, 具有现实意义。

表 1  $T=10$  时均方根误差和计算量的均值

粒子数	RMSE 均值				计算量均值 (s)			
	100	300	500	1000	100	300	500	1000
PF	6.9382	6.1068	5.6371	4.9895	0.3129	0.3722	0.4039	0.4270
WOPF	6.3894	6.0379	5.4201	4.6593	0.2981	0.3129	0.3347	0.3797
imp-WOPF	5.8921	5.5581	5.0139	4.6356	0.2439	0.2871	0.3121	0.3625

通过表 2 可以看出, 当  $T$  为 1 时, 每一个粒子的权值均与粒子群权值均值相等, 使得权值多样性丧失, 误差较大; 当  $T$  超过 12 时, 粒子权值的大小几乎没有改变, 其误差近似 PF。因此,  $T$  值不能过小也不能过大,  $T$  值宜取 2~12。

表 2 不同  $T$  值时的均方根误差均值

$T$	1	2	4	6
RMSE	7.2977	4.7109	4.6685	4.6093
$T$	8	10	12	15
RMSE	4.6533	4.6356	4.6794	4.7892
$T$	20	40	80	100
RMSE	4.9318	4.9129	5.0038	4.9817

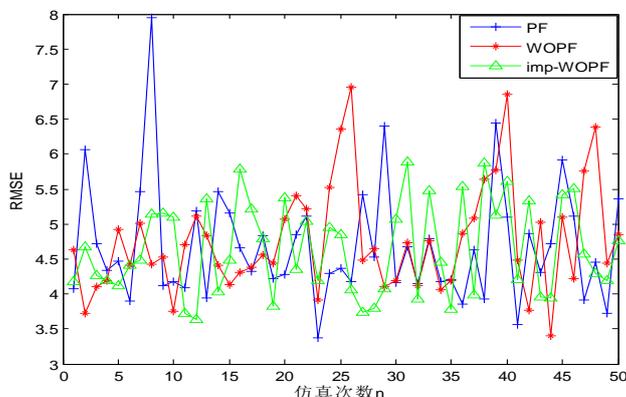


图 1 均方根误差曲线

Fig.1 Root mean square error curve

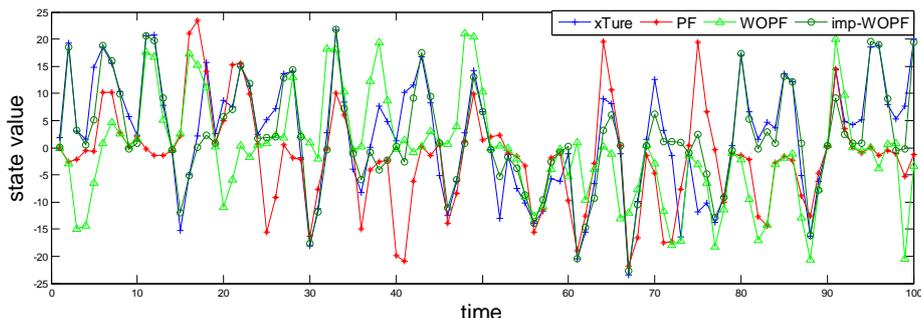


图2 一次独立的系统状态估计

## 4 结束语

本文提出的改进算法 (imp-WOPF), 通过对粒子权值设定门限 *Thershold*, 剔除权重小于 *Thershold* 的粒子, 在重采样之前合理的选择 *T* 值 (*T* 值不能过小也不能过大, *T* 值宜取 2~12), 对权值小于粒子群权值均值的粒子进行权值优化组合, 有效地抑制了权值退化和降低了计算复杂度, 使得该算法状态估计的 RMSE 和计算量均优于 PF 和 WOPF。它为工程实践中简化粒子滤波器结构提供了有效依据, 具有现实意义。下一步的研究重点将是门限的选取准则。

### 参考文献:

[1] Steven M K.统计信号处理基础—估计与检测理论[M]. 罗鹏飞译. 北京:电子工业出版社,2003.  
Steven M K.Fundamentals of statistical signal processing—estimation and detection theory[M]. Luo P F Translation. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2003.  
[2]朱志宇.粒子滤波算法及其应用[M].北京:科学出版社,2010.  
Zhu Z Y.Particle filter algorithm and its application[M].Beijing:Science Press,2010.  
[3] Pitt M K, Shephard N. Filtering via simulation:auxiliary particle filters[J].Journal of the American Statistical Association,1999,694(94) : 590-599.  
[4] Simon J,Jeffrey U,Hugh F. Durrant W. A new method for the nonlinear transformation of means and covariances in filters and estimators[J]. IEEE Transactions on Automatic Control,2000,45(3):477-482.  
[5] 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 Z J,Zheng N N,Jia X C. The gauss-hermite particle filter[J]. Acta Electronica Sinica, 2003,31(7): 970-973.  
[6] 朱志宇,杨官校.基于 Stiefel 流形的粒子滤波器研究[J].物理学报, 2010, 59(12): 8316-8321.  
Zhu Z Y, Yang G X. Stiefel manifold particle filtering[J]. Acta Phys sin, 2010, 59(12): 8316-8321.

[7]邹国辉,敬忠良,胡洪涛.基于优化组合重采样的粒子滤波算法[J].上海交通大学学报, 2006, 40(7): 1135-1139.  
Zhou G H,Jing Z L,Hu H T.A particle filter algorithm based on optimizing combination resampling[J].Acta Shanghai Jiaotong University,2006,40(7):1135-1139.  
[8] 湛剑,严平,张静远.权值优化组合粒子滤波算法研究[J].计算机工程与应用,2009,45(24):33-39.  
Chen J,Yan P,Zhang J Y. Research on weight optimal combination particle filter algorithm[J]. Computer Engineering and Applications, 2009,45(24):33-39.  
[9] Higuchi T.Monte Carlo filtering using genetics algorithm operators[J].Journal of Statistical Computation and Simulation,1997, 59 (1):1-23.  
[10] 杨璐,李明,张鹏.一种新的改进粒子滤波算法[J].西安电子科技大学学报,2010, 37(5):862-865.  
Yang L,Li M,Zhang P.A new improved particle filter algorithm[J].Journal Of Xidian University, 2010,37(5) : 862-865.  
[11] 李红伟,王俊,王海涛.一种基于差分演化的粒子滤波算法[J].电子与信息学报,2011,33(7):1639-1643.  
Li H W,Wang J,Wang H T.A new particle filter based on differential evolution method[J].Journal of Electronics & Information Technology, 2011, 33(7):1639 -1643.  
[12] 王国俊,傅丽,宋建社.二值命题逻辑中命题的真度理论[J].中国科学:A,2001,31(11): 998- 1007.  
Wang G J,Fu L,Song J S. Truth degree of propositions in two-valued logic[J].Science in China,2001,31(11): 998-1007.

## Particle Filter Algorithm Based On Weight Optimization

DU Zheng-cong<sup>1</sup>, XIN Qiang<sup>1,2</sup>, DENG Xun<sup>1,2</sup>

(1. Panzihua University, Panzihua Sichuan 617000,China;

2. college of Information and Electronic, Xihua University, Chengdu 610039,China)

**Abstract:** To solve weights degradation and real-time problem in particle filtering algorithm, this paper presented an improved weight optimization particle filtering algorithm (imp-WOPF),the algorithm setted the threshold for particle weight value of the newly

generated, and eliminating particles of weights less than threshold. Then, using weighted linear combination between particle weights less than mean of the particle swarm weights and mean of the particle swarm weights before resampling, inhibiting sample depletion and improving the estimation accuracy. With ensuring the accuracy of the estimated, it reduce effectively the amount of computation in the process of the resampling. The simulation results showed the effectiveness of the algorithm.

**Key words:** particle filtering; weight optimization; threshold; RMSE; resampling

(责任编辑 游中胜)

收稿日期: 2013-12-29 修回日期: 2014-01-17

资助项目: 四川省应用基础研究项目(No. 2011JY0115)

作者简介: 杜正聪, 男, 教授, 博士, 研究方向为电子对抗与通信信号处理; E-mail: 873029015@qq.com

