

基于蝙蝠算法的粒子滤波法研究

陈志敏 田梦楚 吴盘龙 薄煜明 顾福飞 岳聪

Intelligent particle filter based on bat algorithm

Chen Zhi-Min Tian Meng-Chu Wu Pan-Long Bo Yu-Ming Gu Fu-Fei Yue Cong

引用信息 Citation: *Acta Physica Sinica*, 66, 050502 (2017) DOI: 10.7498/aps.66.050502

在线阅读 View online: <http://dx.doi.org/10.7498/aps.66.050502>

当期内容 View table of contents: <http://wulixb.iphy.ac.cn/CN/Y2017/V66/I5>

---

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于分段信号相关累加的变速度多站联合直接定位方法

An improved direct position determination method based on correlation accumulation of short-time signals with variable velocity receivers

物理学报.2017, 66(2): 020503 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.66.020503>

基于优化核极限学习机的风电功率时间序列预测

Wind power time series prediction using optimized kernel extreme learning machine method

物理学报.2016, 65(13): 130501 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.65.130501>

自调整平滑区间粒子滤波平滑算法

Auto-adjust lag particle filter smoothing algorithm for non-linear state estimation

物理学报.2016, 65(4): 040502 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.65.040502>

小管径气液两相流空隙率波传播的多尺度相关性

Multi-scale cross-correlation characteristics of void fraction wave propagation for gas-liquid two-phase flows in small diameter pipe

物理学报.2016, 65(1): 010501 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.65.010501>

语音信号序列的 Volterra 预测模型

Volterra prediction model for speech signal series

物理学报.2015, 64(20): 200507 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.64.200507>

## 基于蝙蝠算法的粒子滤波法研究\*

陈志敏<sup>1)†</sup> 田梦楚<sup>2)</sup> 吴盘龙<sup>2)</sup> 薄煜明<sup>2)</sup> 顾福飞<sup>1)</sup> 岳聪<sup>2)</sup>

1)(中国卫星海上测控部, 江阴 214431)

2)(南京理工大学自动化学院, 南京 210094)

(2016年8月24日收到; 2016年12月11日收到修改稿)

标准粒子滤波容易出现粒子贫化问题, 滤波精度不稳定, 并且需要大量粒子才能对非线性系统进行准确估计, 降低了算法的综合性能. 针对该问题, 本文提出了一种基于蝙蝠算法的新型粒子滤波算法. 该算法用粒子表征蝙蝠个体, 模拟蝙蝠群体搜索猎物的过程, 粒子群体通过调整频率、响度、脉冲发射率, 追随当前最优粒子在解空间中进行搜索, 并可以动态控制全局搜索及局部搜索的相互转换, 进而提高粒子整体的质量和分布的合理性; 此外, 改进算法引入Lévy飞行策略, 从而避免局部极值的不良吸引. 实验表明新型粒子滤波方法提高了粒子多样性和滤波预测精度, 同时大大降低了对非线性系统进行状态预测所需的粒子数量.

**关键词:** 粒子滤波, 蝙蝠算法, 粒子多样性, 状态估计

**PACS:** 05.45.Tp, 05.40.-a

**DOI:** 10.7498/aps.66.050502

## 1 引言

非线性系统广泛存在, 并且在系统中还可能存在非高斯噪声, 这些因素会降低基于卡尔曼理论框架的常规滤波算法的性能<sup>[1,2]</sup>. 粒子滤波 (particle filter, PF)<sup>[3]</sup> 是一种基于蒙特卡罗思想的滤波技术, 由于其状态函数和观测函数没有做非线性及非高斯的假设, 因此粒子滤波可以不受系统非线性和非高斯噪声的限制. 目前粒子滤波算法已经广泛应用于诸多实际工程领域, 例如目标跟踪、导航制导、状态监视、故障检测、参数估计、系统辨识等. 针对粒子滤波的权值退化问题, 可以采用重采样方法进行解决<sup>[4]</sup>. 但是重采样算法仅复制大权值样本<sup>[5,6]</sup>, 会导致粒子的贫化现象<sup>[7,8]</sup>, 即高权值粒子被多次复制, 小权值粒子被直接舍弃. 虽然较小权值的粒子对于目标状态估计的贡献有限, 但是却代表着一定的状态信息, 重采样阶段对粒子的舍弃, 必将影响到状态估计的精度.

针对粒子滤波的样本贫化问题, 国内外学者进

行了大量研究, 文献<sup>[9]</sup>提出了基于权值选择的粒子滤波, 该滤波方法从粒子集中选择权值较大的粒子用于下一时刻的状态估计, 可以减轻粒子的贫化程度, 但容易导致粒子权值的退化. 文献<sup>[10]</sup>提出了确定性重采样的粒子滤波, 该方法对重采样阶段进行确定性优化, 提高了粒子的多样性. 文献<sup>[11]</sup>提出了饱和粒子滤波, 其根据不同特点的系统选择特定的重采样方法, 使得粒子逼近真实值. 但上述两种方法依然是基于传统重采样的框架, 未能从根本上彻底解决粒子贫化的问题.

基于群体智能优化思想的PF是现代粒子滤波领域中一个崭新的发展方向<sup>[12]</sup>, 将粒子滤波中的粒子视为生物群体中的个体, 利用模拟生物集群的运动使粒子的分布更加合理. 由于群体智能优化粒子滤波主要是对粒子的分布进行迭代寻优<sup>[13,14]</sup>, 并不涉及对低权值粒子的直接舍弃, 因此可以从根本上彻底解决粒子的贫化问题. 国内外学者已成功将各类经典群体智能优化算法与粒子滤波进行结合, 并在此基础上提出了各种改进算法. 文献<sup>[15]</sup>

\* 国家自然科学基金 (批准号: 61501521, U1330133, 61473153) 和中国博士后科学基金 (批准号: 2015M582861) 资助的课题.

† 通信作者. E-mail: [chenzhimin@188.com](mailto:chenzhimin@188.com)

提出了基于小生境技术的群体智能粒子滤波算法,该算法通过多模寻优增强粒子的多样性和寻优能力,从而提高粒子滤波的精度.文献[16]将粒子群优化算法和蚁群优化算法的优化思想共同作用到粒子滤波的样本更新中,实现粒子之间信息共享,从而增强了粒子的全局寻优能力.文献[17]提出了自适应粒子群优化改进粒子滤波算法,自适应地控制邻域粒子的数量,提高了粒子分布的合理性和滤波的精度.

蝙蝠算法(bat algorithm, BA)<sup>[18]</sup>由剑桥大学Yang教授于2010年提出,其通过模拟蝙蝠捕食行为而进行自适应智能寻优,和粒子群优化算法一样,蝙蝠算法也是基于群体的随机搜索机制,但区别在于蝙蝠算法的随机性更强,因此蝙蝠算法具有更好的收敛速度和收敛精度.国内外很多学者已将蚁群优化算法、遗传算法、模拟退火算法、粒子群优化算法等与PF融合,而蝙蝠算法作为最新的群体智能优化算法之一,各种研究及扩展尚处于起步阶段,目前关于将其与PF进行融合的报道较少.文献[18]已证明,蝙蝠算法的寻优搜索能力优于粒子群优化算法、蚁群优化算法等主流群体智能优化方法,因此若能将蝙蝠算法与粒子滤波进行结合,则对群体智能粒子滤波性能的进一步提高具有重要意义.

本研究结合蝙蝠算法的智能自适应迭代寻优机制以及粒子滤波的特点,对蝙蝠算法的位置更新方式进行改进,并将蝙蝠算法和粒子滤波进行融合,提出了蝙蝠算法智能优化粒子滤波(bat algorithm optimized particle filter, BA-PF),在增加粒子多样性的同时,提高了粒子滤波的精度.

## 2 粒子滤波算法

粒子滤波的关键思想是利用一组加权的随机样本  $x_k = \{x_k^i, w_k^i\}_{i=1}^{N_s}$  来近似表征后验概率密度<sup>[19]</sup>:

$$P(x_k|y_{1:k}) \approx P_{N_s}(x_k|y_{1:k}) = \sum_{i=1}^{N_s} w_k^i \delta(x_k - x_k^i), \quad (1)$$

式中,  $x_k$  为  $k$  时刻的状态值,  $y_{1:k}$  为  $1-k$  时刻的观测值,  $w_k^i$  为  $k$  时刻粒子  $i$  的权重,  $\delta(\cdot)$  为狄拉克函数. 当(1)式随着观测值递推更新时,即可用样本

均值代替原先需要依据后验概率密度函数进行的积分运算,从而获得最小的方差估计<sup>[20]</sup>.

## 3 蝙蝠算法

蝙蝠算法是模拟自然界中蝙蝠利用一种声呐来探测物、避免障碍物的随机搜索算法. BA的仿生原理将种群数量为  $NP$  蝙蝠个体映射为  $D$  维问题空间中的  $NP$  个可行解,将优化过程和搜索模拟成蝙蝠个体移动过程和搜寻猎物<sup>[21]</sup>. 利用解问题的适应度函数来衡量蝙蝠所处位置的优劣,其在优化和搜索过程中通过种群寻优,不断提高. 在蝙蝠算法中,为了模拟蝙蝠探测猎物、避免障碍物,蝙蝠算法有以下应用规则:

1) 所有蝙蝠个体都能运用回声定位去感应距离,同时它们也能通过一种特殊的方式对猎物及背景障碍物进行区分;

2) 蝙蝠在位置  $X_i$  以速度  $V_i$  随意飞行时,会以固定频率  $f_{\min}$ 、可变化波长  $\lambda$  及响度  $A_0$  去搜索猎物,同时可以根据目标物与自己距离的大小自适应地调节发射出的脉冲波长,在靠近猎物时调节发射脉冲的频度  $r$ ;

3) 假定发射脉冲的响度是在最大值  $A_0$  到固定最小值  $A_{\min}$  之间变化的. 频率范围  $[f_{\min}, f_{\max}]$  所对应的波长范围为  $[\lambda_{\min}, \lambda_{\max}]$ , 频率越高,波长越短,飞行距离也就越短.

## 4 蝙蝠算法智能优化粒子滤波

### 4.1 整体改进原理

传统粒子滤波的重采样方法通过删除小权值粒子来避免粒子匮乏现象的产生,但经过多次迭代后,会导致粒子的贫化问题.

针对以上问题,本研究利用蝙蝠算法对粒子滤波进行优化. 算法的实现思路如下: 将粒子散布在搜索空间,每个粒子以不同的脉冲频率搜索最优位置. 粒子在初始迭代时刻采用较低的脉冲频度和较大的脉冲音强进行全局搜索,通过全局搜索行为更新粒子的状态,得到新解. 随后进行局部搜索,在平均音强的半随机指导下,若旧解的适应度函数值低于新解的适应度函数值,则视为搜索到了当前迭代时刻的最优解,此时用新解代替旧解,并逐渐增

加脉冲频度, 减小脉冲音强. 通过和处于较优位置粒子进行比较, 令粒子整体逐渐向搜索空间中的最优位置靠拢, 从而提高粒子群整体样本的质量. 其中, 搜索脉冲频率决定了粒子的速度, 而脉冲频度和音强则决定了接受更新后位置的概率.

在 BA-PF 的信息交互机制中, 改进方法设置粒子目标函数的计分板, 将各个迭代子时刻的粒子目标函数值与计分板的目标函数值进行对比更新, 从而得到当前滤波时刻所有粒子所经历的全局最优值, 利用全局最优值与各个粒子进行信息交互, 从而实现全局最优值的指导作用.

### 4.2 BA-PF 目标函数设计

考虑到若要确保粒子滤波器的精度, 需在蝙蝠的自适应寻优行为中引入最新的观测值, 因此设计的目标函数公式如下:

$$I = \exp \left[ -\frac{1}{2\mathbf{R}_k} (z_{\text{New}} - z_{\text{Pred}}(i))^2 \right], \quad (2)$$

其中,  $z_{\text{New}}$  为滤波器最新的观测值,  $z_{\text{Pred}}$  为滤波器预测的观测值,  $\mathbf{R}_k$  为量测噪声方差. 从目标函数值计算公式可以看出, 其充分发挥了每个时刻最新观测值对算法信息内部交互的指导作用.

### 4.3 BA-PF 全局搜索公式设计

蝙蝠在搜索食物的时候, 结合了搜索过程中群体最佳蝙蝠所处位置和搜索脉冲频率来指导飞行行为. 本文考虑到, 当前蝙蝠中的最优个体被局部极值所吸引, 缺乏有效的机制来摆脱不良束缚, 从而导致群体的多样性迅速降低并失去进化能力. 因此若直接将蝙蝠位置更新公式用于粒子滤波, BA-PF 会出现蝙蝠算法的早熟现象, 从而影响滤波的精度.

针对该问题, 本文对全局搜索公式进行改进, 引入 Lévy 飞行模式来模拟蝙蝠个体的飞行搜索行为. 该策略充分利用了 Lévy 飞行模式的随机游走特性, 由于在搜索过程中 Lévy 飞行会产生较大跳跃且方向多次急剧改变, 因此可以有效避免蝙蝠个体被局部最优值吸引束缚. 改进后的 BA-PF 全局搜索公式如下:

$$f_i = f_{\min} + (f_{\max} - f_{\min}) \times \beta, \quad (3)$$

$$v_i(k) = v_i(k) + (x_{\text{best}}(k) - x_i(k)) \times f_i, \quad (4)$$

$$x'_i(k) = x_i(k) + v_i(k) \otimes L(\lambda), \quad (5)$$

其中,  $\beta$  为  $[0, 1]$  之间的随机数,  $f_i$  为粒子  $i$  的搜索脉冲频率且  $f_i \in [f_{\min}, f_{\max}]$ ,  $x'_i(k)$  为粒子  $i$  在  $k$  时刻的待选位置,  $v_i(k)$  为粒子  $i$  在  $k$  时刻的速度,  $x_{\text{best}}(k)$  为粒子群在  $k$  时刻的全局最优位置,  $L(\lambda)$  表示跳跃步长服从 Lévy 分布的随机搜索向量. (由于搜索是在  $k$  时刻进行的子迭代行为, 因此在 (4) 式和 (5) 式中时刻均为  $k$ )

从 (3)—(5) 式可以看出, 搜索脉冲频率决定了粒子移动的速度, 与蝙蝠的搜索行为一致. 此外, 引入 Lévy 飞行模式的策略拓展了搜索空间, 能够提升对粒子分布的优化效果.

### 4.4 BA-PF 局部搜索公式设计

在蝙蝠寻优过程中, 需要根据脉冲频度和音强共同决定全局搜索信息的实用方式, 同时为了防止 BA-PF 中粒子的过度集中, 本文设置的 BA-PF 局部搜索公式如下:

若  $\text{rand} < r_i$ , 则

$$x_i(k) = x'_i(k), \quad (6)$$

若  $\text{rand} > r_i$ , 则

$$x_i(k) = x_{\text{best}}(k) + \varepsilon A(k), \quad (7)$$

其中,  $\text{rand}$  均为均匀分布的随机数,  $r_i$  为脉冲频度,  $\varepsilon$  为  $[-1, 1]$  之间的随机数,  $A(k)$  为  $k$  时刻所有粒子的平均音强. 从 (6) 式和 (7) 式可以看出, 与蝙蝠的寻优行为相同, BA-PF 中的  $r_i$  决定了接受更新后位置的概率, 而  $A(k)$  决定了不接受新位置后粒子自身的移动强度.

### 4.5 BA-PF 局部搜索能力调整策略设计

蝙蝠个体在搜索猎物的时候, 初始阶段发射超声波脉冲的音强较大且频度较低, 这有利于在更广阔的空间中进行搜索, 一旦搜索到了猎物, 就逐渐减小脉冲音强并增加脉冲发射次数, 以利于准确掌握猎物的空间位置, 并对蝙蝠的局部搜索能力进行调整, 更新脉冲频度和脉冲强度. 为了使粒子模拟这种局部搜索能力自适应调整行为, 设置以下搜索能力调整公式:

$$A_i(k) = aA_i(k), \quad (8)$$

$$r_i(k) = r_i(0)[1 - \exp(-\gamma k)], \quad (9)$$

其中,  $a$  为衰减系数,  $\gamma$  为增强系数. 算法中设置  $0 < a < 1$  且  $\gamma > 0$ . 可以看出, 随着  $k$  的增加,  $A_i(k)$  会逐渐减小, 而  $r_i(k)$  会逐渐接近  $r_i(0)$ , 符合蝙蝠的寻优行为.

### 4.6 算法步骤

1) 在初始时刻, 采样  $N$  个粒子  $\{x_i(0), i = 1, \dots, N\}$  作为算法的初始粒子.  $x_i(k)$  服从重要性密度函数:

$$x_i(k) \sim q(x_i(k)|x_i(k-1), z(k)). \quad (10)$$

2) 模拟蝙蝠的全局搜索行为, 利用 (3)—(5) 式更新粒子的位置和速度.

3) 模拟蝙蝠的局部搜索行为, 生成均匀分布的随机数  $rand$ , 若  $rand < r_i$ , 则执行 (6) 式; 若  $rand > r_i$ , 则执行 (7) 式.

4) 生成另一个独立的随机数  $rand$ , 若  $rand < A_i(k)$  且  $I(x_i(k)) > I(x'_i(k))$ , 则粒子当前位置为  $x_i(k)$ , 否则粒子的当前位置为  $x'_i(k)$ .

5) 对粒子的局部搜索能力进行调整, 利用 (8) 式和 (9) 式更新脉冲频度和脉冲强度.

6) 计算并对比目标函数值, 更新全局最优值.

$$x_{\text{best}}(k) \in \{x_1(k), x_2(k), \dots, x_N(k)|I(x)\} \\ = \max\{I(x_1(k)), I(x_2(k)), \dots, I(x_N(k))\}. \quad (11)$$

7) 当算法符合设定的精度阈值  $\varepsilon$  时, 说明粒子已经分布在真实值附近, 或者达到最大迭代次数时, 此时停止优化. 否则转入步骤 2).

8) 计算重要性权值:

$$w_i(k) \approx w_i(k-1)p(z(k)|x_i(k)). \quad (12)$$

9) 进行归一化:

$$w_i(k) = w_i(k) / \sum_{i=1}^N w_i(k). \quad (13)$$

10) 状态输出:

$$\tilde{x}(k) = \sum_{i=1}^N w_i(k)x_i(k). \quad (14)$$

上述思路充分利用了整个粒子群的有效信息, 有利于粒子跳出局部最优, 避免迭代次数浪费在状态值变化不明显的情形, 使得算法更多地由于达到精度终止阈值  $\varepsilon$  而停止优化, 减少算法迭代至最大迭代次数才停止的概率, 从而提高运算效率. 在有

效粒子样本的数量方面, 该方式可以增加粒子的多样性, 从而提高粒子样本的质量.

标准粒子滤波重采样过程与 BA-PF 的采样示意图如图 1—图 4 所示.

从图 1、图 2 中可以看出, 标准粒子滤波的重采样过程直接舍弃了小权值粒子, 对大权值粒子进行复制. 重采样操作后, 粒子过于集中, 粒子多样性受损, 将影响下一时刻的估计精度.

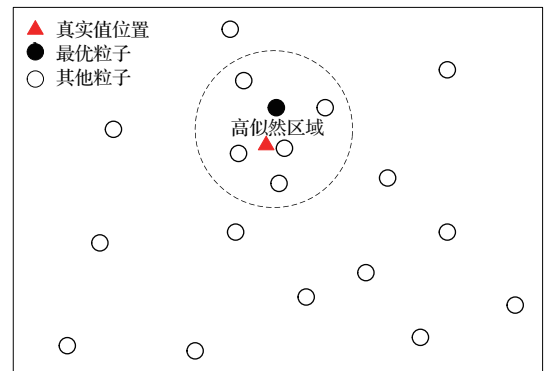


图 1 重采样前粒子分布图

Fig. 1. Particle distribution before resampling.

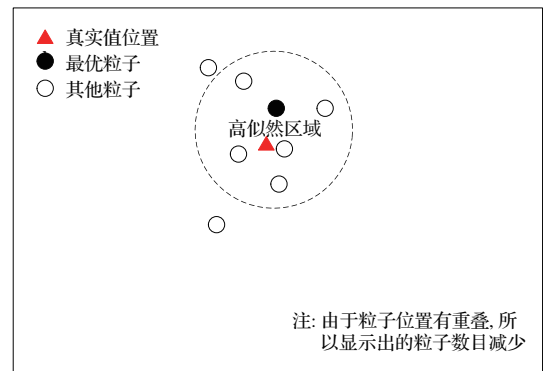


图 2 重采样后粒子分布图

Fig. 2. Particle distribution after resampling.

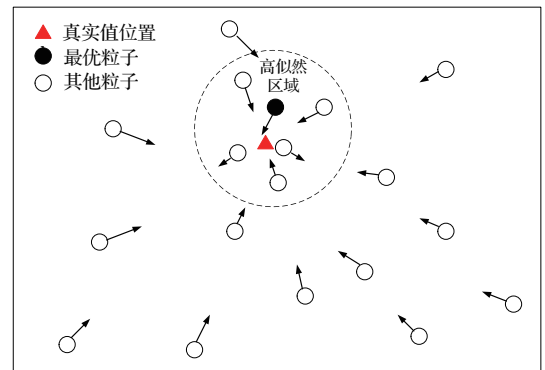


图 3 BA-PF 优化前粒子分布图

Fig. 3. Particle distribution before BA-PF optimization.

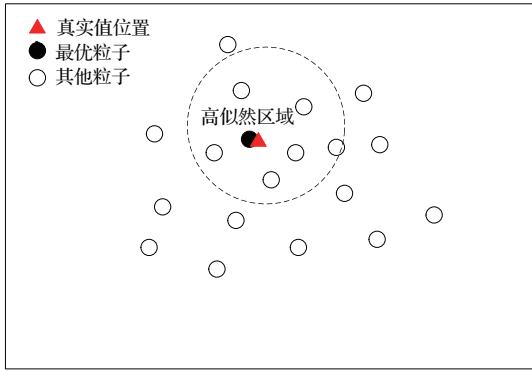


图4 BA-PF 优化后粒子分布图

Fig. 4. Particle distribution after BA-PF optimization.

从图3、图4中可以看出,在BA-PF中,低权值粒子向最优粒子方向移动,最优粒子周围权值相对较高的粒子由于Lévy飞行的作用会作方向不定的随机移动,最优粒子也随着每次迭代进行随机移动一步.经过若干次优化迭代后,粒子整体向着高似然区域移动,但又不全部聚集在最优值附近,整个粒子分布更加合理.

## 5 BA-PF 性能分析

### 5.1 收敛性分析

设BA-PF的搜索空间为 $S$ ,显然其Lebesgue测度是大于0的,即 $l[S] > 0$ .最优解空间 $R_{gbest}$ 是一个Borel子集,同样根据粒子群最优解空间 $R_{gbest}$ 的定义可知, $l[R_{gbest}] > 0$ ,且有

$$\prod_{k=1}^{\infty} [1 - u_k(R_{gbest})] = 0, \quad (15)$$

其中, $u_k(\cdot)$ 为第 $k$ 次迭代结果的概率测度.

根据上述条件,由F. SOLIS提出的随机搜索算法收敛准则,则有:

$$\lim_{k \rightarrow \infty} P[x^k \in R_{gbest}] = 1, \quad (16)$$

其中, $\lim_{k \rightarrow \infty} P[x^k \in R_{gbest}]$ 表示第 $k$ 步的结果 $x^k$ 落到 $R_{gbest}$ 里的概率值为1.也就是说经过一定的迭代次数后,蝙蝠算法优化粒子滤波中必然有粒子飞到最优区域 $R_{gbest}$ 中,由于在粒子群中保留了粒子最佳位置,而此时的最佳位置 $x_{best}(k)$ 又在最优解空间 $R_{gbest}$ 中.根据BA-PF的迭代性质,以后的迭代中,所有的粒子都向最优区域靠拢,最终收敛于最优区域内,从而实现全局收敛.

BA-PF采用了种群的方式进行搜索,可以同时搜索解空间内的多个区域.同时,BA-PF既发挥了个体的作用,又发挥了全局最优信息的指导,完整保留了蝙蝠算法在个性和社会性之间寻找动态平衡的优点.BA-PF在寻找全局最优值时的效率高于PSO-PF,如果使 $A_i = 0$ 及 $r_i = 1$ 替换频率的自适应变化,那么BA-PF会演变为PSO-PF.因此在某种程度上可以认为BA-PF是PSO-PF由响度和脉冲率控制的局部搜索的一种均衡组合.

由于BA的寻优效率相对较高,因此在进行BA-PF迭代机制设计时需要考虑:1)如果BA-PF在每一时刻的迭代中都实现了最终收敛,那么所有粒子集中在少数几个状态值上,反而会降低样本的多样性,从而影响滤波算法的精度;2)BA-PF实现最终收敛是以较多迭代次数为代价的,这会增加滤波算法的运算复杂度,影响滤波算法的实时性.

因此,我们通过设置最大迭代次数或迭代终止阈值的方式提前结束粒子的寻优过程,使得BA-PF中的粒子群体有向最优区域靠拢的趋势,但不会达到全局收敛,从而确保BA-PF在精度和速度方面的优势.

### 5.2 运算复杂度分析

与标准粒子滤波相比,BA-PF增加了自适应迭代寻优步骤,减少了重采样步骤.设粒子数量为 $N$ ,最大迭代次数为 $M$ ,对应的运算复杂度分析如下.

1)自适应迭代寻优部分.在全局搜索行为中,每个粒子状态更新的时间复杂度为 $3 \times O(1)$ ;在局部搜索行为中,每个粒子状态修正的时间复杂度为 $2 \times O(1)$ ;此外,考虑到更新脉冲频度和脉冲强度的运算复杂度为 $2 \times O(1)$ ,则一次迭代内全体粒子的状态更新时间复杂度为 $7 \times N \times O(1)$ .以最大迭代次数 $M$ 计,可得自适应迭代部分的运算复杂度为 $O(7 \times M \times N)$ .由于精度终止阈值的存在,很多时刻算法并不会达到最大次数 $M$ ,因此严格来说,自适应迭代寻优部分的运算复杂度小于等于 $O(7 \times M \times N)$ .

2) 重采样部分. 粒子滤波的重采样过程涉及到粒子的交互对比, 因此其运算复杂度为  $O(N \times N)$ .

综上所述, 与标准粒子滤波相比, BA-PF 增加的运算复杂度最高为  $O(7 \times M \times N)$ , 减少的运算复杂度为  $O(N \times N)$ . 在实际使用中, 由于最大迭代次数和终止阈值的设置, BA-PF 的迭代次数一般不会很多; 此外 BA-PF 迭代寻优过程与重采样过程相比, 操作数略高. 因此在最后的总体运算时间上, BA-PF 也是略高于 PF 的, 这也与下文的仿真测试结果相符.

## 6 仿真实验

实验硬件条件为英特尔 i5-4200U 处理器、8 G 内存, 软件环境为 matlab2010b, 选取单变量非静态增长模型, 仿真对象的过程模型和量测模型如下:

过程模型

$$x(t) = 0.5x(t-1) + \frac{25x(t-1)}{1 + [x(t-1)]^2} + 8 \cos[1.2(t-1)] + w(t), \quad (17)$$

量测模型

$$z(t) = \frac{x(t)^2}{20} + v(t), \quad (18)$$

式中,  $w(t)$  和  $v(t)$  为零均值高斯噪声. 由于该系统是高度非线性, 并且似然函数呈双峰状, 因此, 传统的滤波方法很难处理此系统. 设系统噪声方差  $Q = 1$  和  $Q = 10$ , 量测噪声方差  $R = 1$ , 滤波时间步数为 50, 最大脉冲率  $R_0 = 0.5$ , 最大脉冲音量  $A_0 = 0.25$ ,  $f_{\min} = 0$ ,  $f_{\max} = 1.7$ , 最大迭代次数为 15, 用 PF, PSO-PF、文献 [22] 算法, BA-PF 对该非线性系统进行状态估计和跟踪.

在实际应用中, 我们很难获得初始时刻的准确值, 大多是凭借先验信息给出状态初值, 而这个状态初值一般是具有误差的. 为了与实际应用情形相符, 在本文的状态初值设置中, 我们在真实值的基础上加上一定幅度的随机误差, 从而获得状态估计初值. 该随机误差的大小对于前面一些时刻的滤波性能有较大影响, 但粒子滤波具有一定的反馈机制, 当前时刻的预测误差会参与修正下一时刻的滤波结果, 因此初值误差对于后面时刻的滤波精度影

响不大. 此处我们设置初始时刻随机误差上限为 2.5, 并在距离状态初值 2 的范围内利用正态分布获得初始时刻的粒子群.

均方根误差公式为

$$\text{RMSE} = \left[ \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (x_t - \hat{x}_t)^2 \right]^{1/2}. \quad (19)$$

### 6.1 精度测试

1) 当粒子数  $N = 20$ ,  $Q = 1$  时, 仿真结果如图 5、图 6 所示.

2) 当粒子数  $N = 50$ ,  $Q = 1$  时, 仿真结果如图 7、图 8 所示.

3) 当粒子数  $N = 100$ ,  $Q = 1$  时, 仿真结果如图 9、图 10 所示.

表 1 给出了不同方法的实验结果对比.

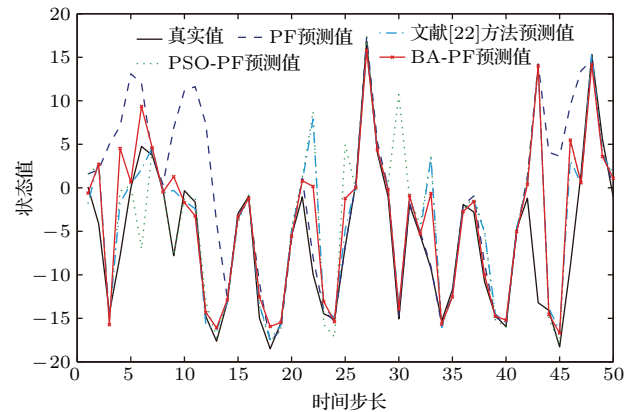


图 5 (网刊彩色) 滤波状态估计 ( $N = 20$ ,  $Q = 1$ )

Fig. 5. (color online) State estimation of filter ( $N = 20$ ,  $Q = 1$ ).

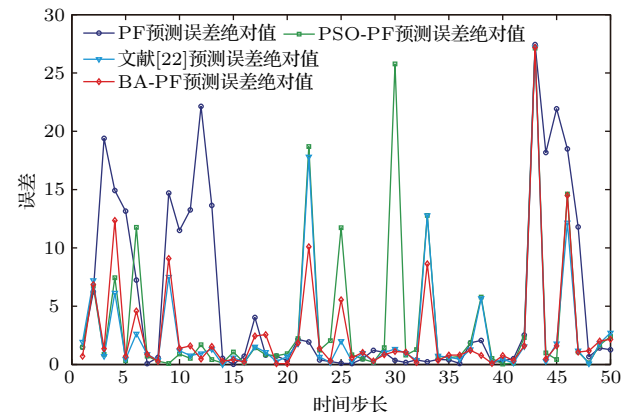


图 6 (网刊彩色) 滤波误差绝对值 ( $N = 20$ ,  $Q = 1$ )

Fig. 6. (color online) Absolute value of filter error ( $N = 20$ ,  $Q = 1$ ).

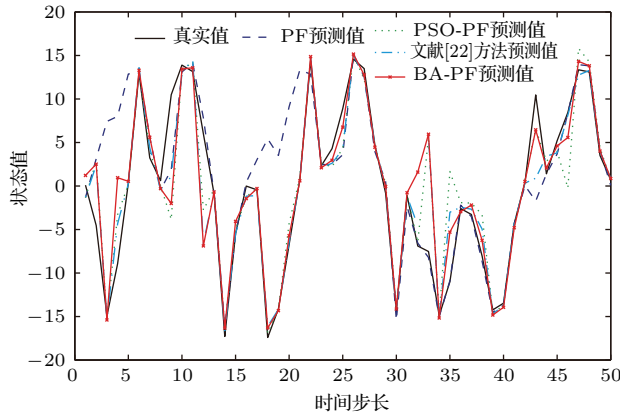


图7 (网刊彩色) 滤波状态估计 ( $N = 50, Q = 1$ )  
Fig. 7. (color online) State estimation of filter ( $N = 50, Q = 1$ ).

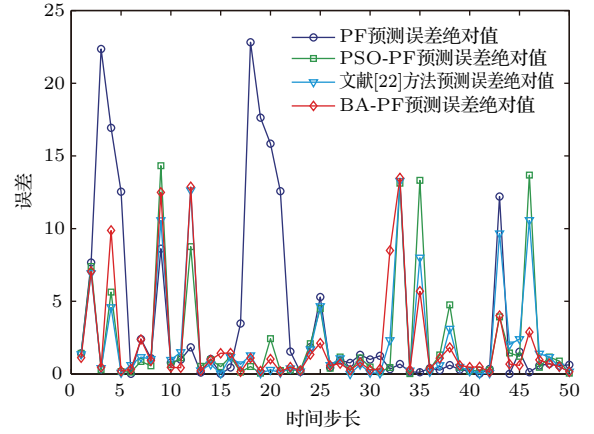


图8 (网刊彩色) 滤波误差绝对值 ( $N = 50, Q = 1$ )  
Fig. 8. (color online) Absolute value of filter error ( $N = 50, Q = 1$ ).

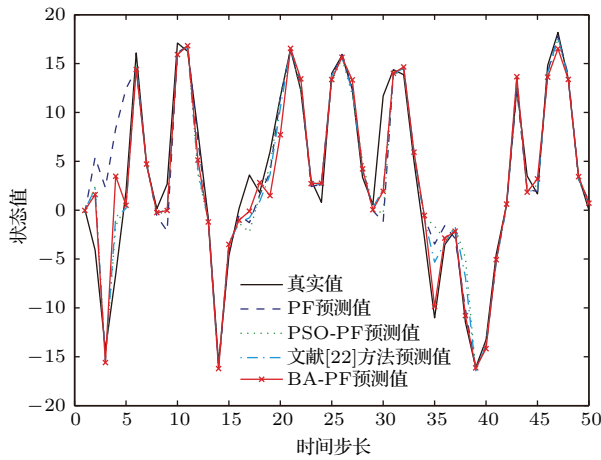


图9 (网刊彩色) 滤波状态估计 ( $N = 100, Q = 1$ )  
Fig. 9. (color online) State estimation of filter ( $N = 100, Q = 1$ ).

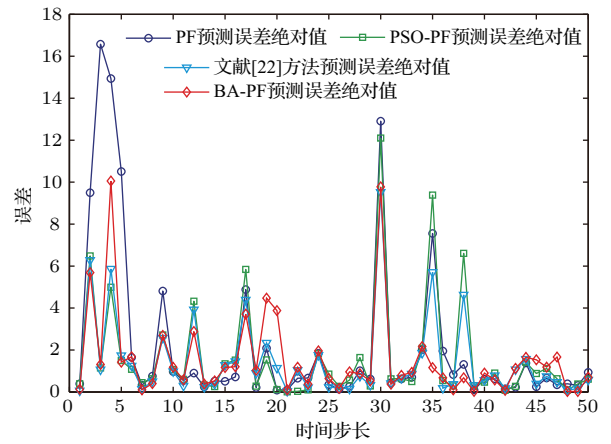


图10 (网刊彩色) 滤波误差绝对值 ( $N = 100, Q = 1$ )  
Fig. 10. (color online) Absolute value of filter error ( $N = 100, Q = 1$ ).

表1 实验结果对比

Table 1. Comparison of simulation results model.

参数	RMSE				运算时间/s			
	PF	PSO-PF	文献 [22]	BA-PF	PF	PSO-PF	文献 [22]	BA-PF
$N = 20, Q = 1$	6.5381	4.6833	4.5329	4.4270	0.0937	0.1270	0.1127	0.1115
$N = 50, Q = 1$	5.6093	4.2659	4.1974	4.1428	0.1128	0.1561	0.1405	0.1389
$N = 100, Q = 1$	4.7167	4.1642	4.0952	4.0231	0.1302	0.1819	0.1719	0.1686
$N = 20, Q = 10$	7.9260	5.4358	5.1635	5.1046	0.0941	0.1287	0.1183	0.1171
$N = 50, Q = 10$	6.2514	5.1572	4.8620	4.7652	0.1184	0.1635	0.1464	0.1454
$N = 100, Q = 10$	5.3629	4.6981	4.5936	4.5331	0.1267	0.1884	0.1821	0.1761

从上述仿真实验结果可以看出, BA-PF 的精度最高, 且运算实时性也高于文献 [22] 的改进自适应粒子滤波算法, 表现出了最好的综合性能, 这是因为 BA-PF 在 PF 的基础上, 模拟蝙蝠个体及群体

搜寻猎物的过程, 与粒子群优化机制的粒子滤波相比, BA-PF 可以进行全局搜索和局部搜索的自动切换, 使粒子分布更加合理化, 从而用更少的迭代次数完成寻优, 提高了滤波的稳定性和速度. 从

图5—图10可以看出,标准PF在有些时刻精度极低,而在有些时刻精度很高,甚至高于BA-PF,滤波精度出现了明显起伏,最终的平均精度表现一般.而BA-PF虽然有些时刻的精度低于PF,但是整体精度表现稳定,很少出现滤波明显发散的情形,最终的平均精度较高.

从运行机制进行分析,由于标准PF的粒子多样性程度低,大部分粒子集中在少数几个状态值上,但这少数几个状态值只是标准PF自身认为的高可信度状态值,若上述状态值接近于真实值,则滤波精度会很高,但是如果上述状态值远离真实值,则滤波误差会非常高,这类似于一种赌博的行为;而BA-PF在每个时刻的精度较为稳定,这是由于BA-PF的粒子多样性程度高,并且通过群体智能的迭代寻优操作,粒子合理地分布在整个状态空间内,分摊了高误差出现的风险,最终表现为减小了滤波发散的可能性.

从上述分析可以得出结论,标准PF的运行机制是集中风险,BA-PF的运行机制是分摊风险.此外,我们可以从BA-PF的特性得出群体智能优化粒子滤波法的一些共性.

1) 粒子数越少,出现滤波发散的概率越大.当粒子数减少时,群体智能优化粒子滤波和PF的滤波发散概率都会增加,但群体智能优化粒子滤波由于其分摊风险的机制,其发散的概率会低于PF.

2) 粒子数越少,群体智能优化粒子滤波的优势越明显.群体智能优化粒子滤波可以用较小的粒子数达到所需精度,例如PF在粒子数为100时的预测误差为5.3629,运算时间为0.1267 s,而BA-PF在粒子数为20时,预测误差为4.4270,运算时间为0.1115 s,综合性能具有明显优势.此外取较多粒子数时的群体智能优化粒子滤波算法还可以应用于对运算速度要求不高,而对精度有高要求的场景.

3) 群体智能优化算法的平均精度高于PF,但并非每个时刻的预测精度都高于PF.PF的滤波过程带有一定的“赌博”性质,如果其认为的高可信度状态值距离真实值很近,则其精度会很高,这种情况下群体智能优化粒子滤波的精度很可能会低于PF;但是如果PF“赌错了”高可信度状态值,则该时刻的滤波精度会很低.

4) 初始时刻滤波结果发散的概率更大.由于初始时刻设置的初值往往是有误差的,受该误差的影

响,初始一段时间内群体智能优化粒子滤波算法和PF的滤波发散概率均会高于平均值.

## 6.2 粒子多样性测试

为了测试BA-PF滤波估计时的样本多样性,也结合实际应用中滤波器长时间工作的特点,这里将运行步数增加至100步.取PF和BA-PF在 $k = 10, k = 25, k = 95$ 时刻的粒子分布,如图11—图13所示.

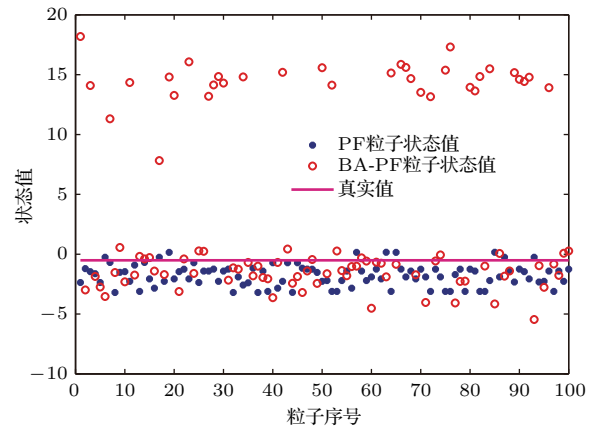


图11 (网刊彩色)  $k = 10$ 时粒子状态分布情况

Fig. 11. (color online) Particle distribution when  $k = 10$ .

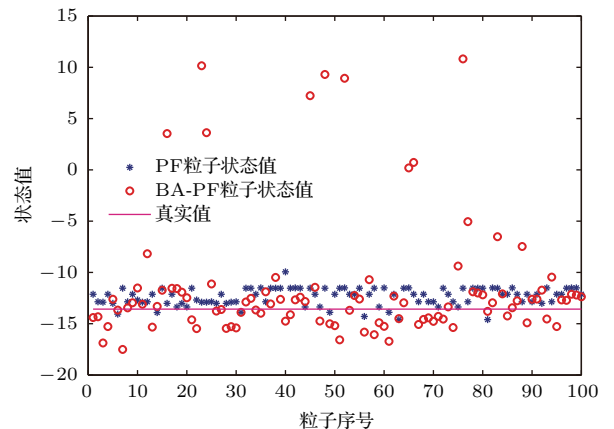


图12 (网刊彩色)  $k = 25$ 时粒子状态分布情况

Fig. 12. (color online) Particle distribution when  $k = 25$ .

从图11—图13可以看出,标准PF随着迭代过程的进行,粒子多样性明显降低,尤其在滤波过程后期,大部分粒子仅仅聚集在几个状态值上,这将严重影响滤波器的估计性能.而在BA-PF中,粒子集在整体向高似然真实区域移动的同时,在低似然区域也合理地保留了部分粒子,这是由于BA-PF根据粒子群体当前寻找到的最优位置为目

标, 调整自身的飞行轨迹, 以提高整个群体的迭代搜索效率和粒子分布的多样性. 此外, BA-PF 避免了传统重采样对粒子的舍弃, 很好地解决了粒子贫化的问题.

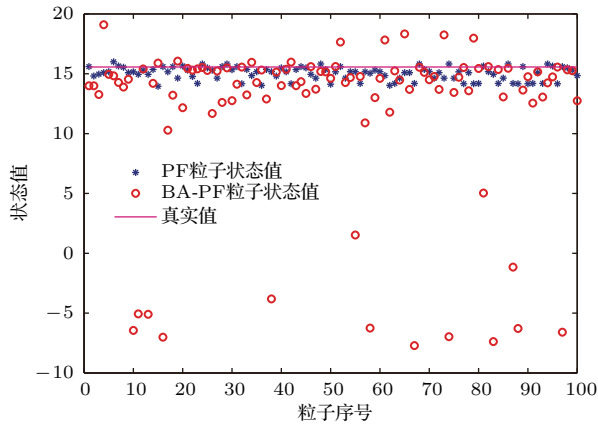


图 13 (网刊彩色)  $k = 95$  时粒子状态分布情况

Fig. 13. (color online) Particle distribution when  $k = 95$ .

## 7 结 论

作为最新的智能优化算法之一, 蝙蝠算法完美结合了标准粒子群优化算法以及和声算法的主要优点, 同时兼具全局搜索和局部搜索能力, 在计算精度和效率方面具有明显的优势. 本文将蝙蝠算法融入粒子滤波, 算法可以在全局搜索和局部搜索之间实现自适应转换, 同时结合了最新的观测值, 使粒子群智能地向全局范围内更优的位置移动, 提高了样本整体的质量. 实验结果证明了本文算法可以明显提高粒子滤波的精度和粒子多样性, 且综合性能优于 PSO-PF.

## 参考文献

[1] Hossein T N, Akihiro T, Seiichi M 2012 *IEEE Trans. Intell. Transp. Syst.* **13** 748

[2] Li H W, Wang J 2012 *IET Radar Sonar Navig.* **6** 180  
 [3] Vasileios M, Panos S 2012 *J. Comput. Phys.* **231** 602  
 [4] Yang W M, Zhao M R 2016 *Acta Phys. Sin.* **65** 040502 (in Chinese) [杨伟明, 赵美蓉 2016 物理学报 **65** 040502]  
 [5] Du M, Nan X M, Guan L 2013 *IEEE Trans. Image Process.* **22** 3852  
 [6] Chen Z M, Qu Y X, Liu B, Fu M H, Chen J H 2016 *Proc. Inst. Mech. Eng. G: J. Aerosp. Engineering* **230** 747  
 [7] Zhang Q, Qiao Y K, Kong X Y, Si X S 2014 *Acta Phys. Sin.* **63** 110505 (in Chinese) [张琪, 乔玉坤, 孔祥玉, 司小胜 2014 物理学报 **63** 110505]  
 [8] Wang X, Han C Z 2013 *Acta Automatica Sinica* **39** 1152 (in Chinese) [王晓, 韩崇昭 2013 自动化学报 **39** 1152]  
 [9] Zhang Q, Hu C H, Qiao Y K 2008 *Control and Decision* **23** 117 (in Chinese) [张琪, 胡昌华, 乔玉坤 2008 控制与决策 **23** 117]  
 [10] Li T, Sattar T P, Sun S 2012 *Signal Process.* **92** 1637  
 [11] Pawel M S, Zsófia L, Robert B 2013 *Automatica* **49** 147  
 [12] Yu Y, Zheng X 2011 *Signal Process.* **91** 1339  
 [13] Zhong J, Fung Y F 2012 *IET Control Theory Appl.* **6** 689  
 [14] Xian W, Long B, Li M, Wang H 2013 *IEEE Trans. Instrum. Meas.* **63** 2  
 [15] Liu Y L, Lin B J 2010 *Control and Decision* **25** 361 (in Chinese) [刘云龙, 林宝军 2010 控制与决策 **25** 361]  
 [16] Qiu X N, Liu S R, Lü Q 2010 *Control Theory & Applications* **27** 1724 (in Chinese) [邱雪娜, 刘士荣, 吕强 2010 控制理论与应用 **27** 1724]  
 [17] Chen Z M, Bo Y M, Wu P L, Duan W Y, Liu Z F 2013 *Control and Decision* **28** 193 (in Chinese) [陈志敏, 薄煜明, 吴盘龙, 段文勇, 刘正凡 2013 控制与决策 **28** 193]  
 [18] Gandomi A H, Yang X S, Alavi A H, Talatahari S 2013 *Neural Comput. Appl.* **22** 1239  
 [19] Li L L, Zhou Y Q 2014 *Neural Comput. Appl.* **25** 1369  
 [20] Yao Z N, Liu D M, Liu S D, Zhu X L 2014 *Acta Phys. Sin.* **63** 227502 (in Chinese) [姚振宁, 刘大明, 刘胜道, 朱兴乐 2014 物理学报 **63** 227502]  
 [21] Rodrigues D, Pereira L A M, Nakamura R Y M, Costa K A P, Yang X S, Souza A N 2014 *Expert Syst. Appl.* **41** 2250  
 [22] Chen Z M, Qu Y X, Xi Z D, Liu B, Kang D Y 2016 *Asian J. Control* **18** 1877

# Intelligent particle filter based on bat algorithm\*

Chen Zhi-Min<sup>1)†</sup> Tian Meng-Chu<sup>2)</sup> Wu Pan-Long<sup>2)</sup> Bo Yu-Ming<sup>2)</sup>  
Gu Fu-Fei<sup>1)</sup> Yue Cong<sup>2)</sup>

1) (*China Satellite Maritime Tracking and Controlling Department, Jiangyin 214431, China*)

2) (*School of Automation, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China*)

( Received 24 August 2016; revised manuscript received 11 December 2016 )

## Abstract

Particle filter is apt to have particle impoverishment with unstable filtering precision, and a large number of granules are required to estimate the nonlinear system accurately, which reduces the comprehensive performance of the algorithm. To solve this problem, a new particle filter based on bat algorithm is presented in this paper, where particles are used to represent individual bat so as to imitate the search process of bats for preys. In traditional resampling process, particles are directly discarded, the improved algorithm adopts another approach and solves the problem of particle impoverishment. It combines the advantages of particle swarm optimization algorithm and harmonic algorithm perfectly. New particle filter has capacity of global and local search and is superior in computation accuracy and efficiency. By adjusting frequency, loudness, and impulse emissivity of particle swarm, the optimal particle at that time is followed by particle swarm to search in the solution space. The global search and local search can be switched dynamically to improve the overall quality of the particles swarm as well as the distribution rationality. In addition, the improved particle filter uses Lévy flight strategy to avoid being attracted by harmful local optimal solution, it expands the space of research and further promotes the optimization effect of particle distribution. Using the useful information about particle swarm, improved particle filter can make particles get rid of local optimum and reduce the waste of iterations in insignificant status change. Based on the number of valid particle samples, it can improve quality of particle samples by expanding their diversity. In information interaction mechanism of improved particle filter, the method in this paper sets scoreboard of particle target function to compare the value of particle target function at each iteration sub-moment with the value of target function on scoreboard to gain global optimum of all particles at current filtering moment. Taking information interaction between global optimum and particle swarm, the guiding function of global optimum is realized. The process of particle optimization is ended prematurely through setting a maximum iteration or termination threshold. There is a tendency for the whole particle swarm closing to high likelihood area without global convergence so that the advantages of improved particle filter in accuracy and speed will not be damaged. In addition, convergence analysis and computational complexity analysis are given in this paper. Experiment indicates that this method can improve the particle diversity and prediction accuracy of particle filter, and meanwhile reduce the particle quantity obviously which is required by the state value prediction for nonlinear system.

**Keywords:** particle filter, bat algorithm, particle diversity, state estimation

**PACS:** 05.45.Tp, 05.40.-a

**DOI:** 10.7498/aps.66.050502

\* Project supported by the National Natural Science Foundation of China (Grant Nos. 61501521, U1330133, 61473153) and the China Postdoctoral Science Foundation (Grant No. 2015M582861).

† Corresponding author. E-mail: [chenzhimin@188.com](mailto:chenzhimin@188.com)