

基于遗传算法的智能粒子滤波重采样策略研究

刘海涛^{①②} 林艳明^① 陈永华^① 周尔民^{*①} 彭博^②

^①(华东交通大学机电与车辆工程学院 南昌 330013)

^②(清华大学苏州汽车研究院 苏州 215131)

摘要: 智能粒子滤波通过借鉴遗传算法思想能够减轻粒子退化现象。在基于遗传算法的智能粒子滤波基础上, 该文提出对低权值粒子的改进的智能粒子滤波(IIPF)处理策略。在对粒子进行分离、交叉后, 优化遗传算子, 对低权值粒子进行自适应处理。低权值粒子根据权值大小自行判断是否为底层粒子; 底层粒子将直接进行变异, 其余低权值粒子将根据变异概率随机变异。仿真结果表明, 改进的智能粒子滤波(IIPF)性能优于智能粒子滤波、一般粒子滤波算法和拓展卡尔曼滤波。在1维仿真实验中, 改进的智能粒子滤波误差较一般粒子滤波算法和智能粒子滤波分别降低了10.5%和8.5%, 且具有更好的收敛性; 在多维仿真实验中, 改进的智能粒子滤波较智能粒子滤波在高度均方根误差和平均误差上分别降低了8.5%和7.5%, 在速度均方根误差和平均误差上分别降低了11.5%和7.6%; 在乘性噪声和非高斯随机噪声中, 改进的智能粒子滤波依旧有10%以上的性能优势。

关键词: 粒子滤波; 遗传算法; 粒子退化; 自适应

中图分类号: TN713; TN911.7

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2021)12-3459-08

DOI: 10.11999/JEIT200561

A Study on Resampling Strategy of Intelligent Particle Filter Based on Genetic Algorithm

LIU Haitao^{①②} LIN Yanming^① CHEN Yonghua^① ZHOU Ermin^① PENG Bo^②

^①(School of Mechatronics & Vehicle Engineering, East China Jiaotong University, Nanchang 330013, China)

^②(Suzhou Automotive Research Institute, Tsinghua University, Suzhou 215131, China)

Abstract: The intelligent Particle Filter (PF) based on the genetic algorithm can reduce particle degradation. An adaptive processing strategy for low weight particles is proposed for an Intelligent Particle Filter (IPF) based on the genetic algorithm. After the particles are separated and crossed, the genetic operators are optimized to deal with the low weight particles adaptively. Low weight particles determine whether they are the bottom particle according to the weight size. Then the bottom particles mutate directly, and the rest low-weight particles mutate randomly according to the mutation probability. Simulation results show that the performance of the Improved Intelligent Particle Filter (IIPF) is better than intelligent particle filter, general particle filter algorithms and extended Kalman filter. In the one-dimensional simulation experiment, the error of the improved intelligent particle filter is reduced by 10.5% and 8.5% compared with general particle filters and intelligent particle filter, and the improved intelligent particle filter has better convergence. In the multi-dimensional simulation experiment, the improved intelligent particle filter reduces the root-mean-square error and average error of the altitude by 8.5% and 7.5%, and the root-mean-square error and average error of the speed by 11.5% and 7.6%, respectively. Moreover, under the cases of multiplicative noise and non-Gaussian random noise, the improved intelligent particle filter still has more than 10% performance advantage.

Key words: Particle Filtering (PF); Genetic algorithm; Particle degradation; Adaptive

收稿日期: 2020-07-08; 改回日期: 2020-12-09; 网络出版: 2020-12-31

*通信作者: 周尔民 zhouermin@sina.com

基金项目: 国家自然科学基金(51765017), 江西省自然科学基金(20202BABL204043), 江西省重点研发计划(20202BBEL53007)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (51765017), The Natural Science Foundation of Jiangxi Province (20202BABL204043), The Key Research and Development Projects of Jiangxi Province (20202BBEL53007)

1 引言

系统状态估计是从系统噪声测量中推断出系统内部隐状态的方法,其典型代表就是贝叶斯滤波。卡尔曼滤波和粒子滤波(Particle Filter, PF)是在贝叶斯滤波的基础上发展出来的状态估计技术。对于线性、高斯系统,卡尔曼滤波具有良好估计性能;对于非高斯、非线性系统,卡尔曼滤波易发散,而粒子滤波估计性能更具优势^[1]。粒子滤波算法基本框架最早由Gordon等人^[2]提出,已广泛运用于机器人^[3]、通信与信号处理^[4,5]、目标追踪^[6,7]及目标定位^[8]等领域。粒子退化是粒子滤波算法的一个重要问题,相关学者通过研究重采样方法来克服粒子匮乏的影响。近年来提出了大量重采样方法,比如分区重采样^[9]、并行重采样^[10]、系统重采样^[11]、残差重采样^[12]、正则重采样^[13]等,但上述重采样方法均未能有效解决粒子退化问题。遗传重采样算法为解决粒子匮乏问题提供了一条有效的研究思路。叶龙等人^[14]提出一种遗传重采样粒子滤波,在粒子滤波重采样中对粒子进行分区、交叉、变异等处理,有效抑制粒子退化。2012年,Bi等人^[15]将遗传重采样粒子滤波算法应用于高速公路交通状况估计,并取得了良好的估计效果。Bi等人^[16]将遗传重采样算法运用于电池健康状态估计中,其估计效果在性能上明显优于一般粒子滤波。Khong等人^[17]利用遗传重采样粒子滤波降低车辆跟踪中的误差,即使车辆在受到各种遮挡情况下也能有效跟踪。张民等人^[18]对遗传重采样进行改进,其基本原理是将粒子群分类,保留最佳粒子群体,并将权值最低的粒子群体进行变异。上述遗传重采样算法有效提高了粒子多样性,但并未系统性分析粒子多样性和粒子后验概率分布情况。Yin等人^[19]提出一种智能粒子滤波算法(Intelligent Particle Filter, IPF),该算法在重采样过程中结合遗传算法,将粒子按权值分为大、小两个群体,对权值较小的群体进行交叉、变异,使其进化成权值较大的粒子,有效克服了粒子退化的影响,并在多种模型中估计效果高于PF。但IPF中,遗传重采样粒子完全根据变异概率随机变异。在低权值粒子中,粒子权值分布并非均匀,粒子权值越低,该粒子越容易被淘汰,从而使得粒子多样性在多次迭代以后受到损失。因此,在交叉和变异算子中增加自适应处理,有望进一步提高粒子利用率并降低粒子退化影响。

本文在智能粒子滤波的基础上提出一种改进智能粒子滤波方法(Improved Intelligent Particle Filter, IIPF)。设计一种新的遗传重采样策略,对低权值粒子进行自适应处理,优化变异算子,以提

高粒子多样性和估计性能。最后通过仿真实验来验证改进的智能粒子滤波性能。

2 基本粒子滤波算法与智能粒子滤波

2.1 基本粒子滤波算法

粒子滤波采用一组样本(或称粒子)来近似表示系统的后验概率分布,并使用这一近似的表示来估计非线性系统的状态。系统状态如下

$$\mathbf{x}_k = f(\mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{v}_{k-1}) \quad (1)$$

$$\mathbf{y}_k = h(\mathbf{x}_k, \mathbf{u}_k) \quad (2)$$

其中, \mathbf{x}_k 为系统状态, \mathbf{y}_k 为观测状态, \mathbf{v}_{k-1} 为系统噪声, \mathbf{u}_k 为观测噪声。

在贝叶斯理论框架下的 m 阶马尔可夫假设下的后验概率密度函数为

$$\begin{aligned} p(\mathbf{x}_{0:k}|\mathbf{y}_{1:k}) &= \frac{p(\mathbf{y}_k, \mathbf{x}_{0:k}, \mathbf{y}_{1:k-1})}{p(\mathbf{y}_k, \mathbf{y}_{1:k-1})} \\ &= \frac{p(\mathbf{x}_{0:k-1}|\mathbf{y}_{1:k-1})p(\mathbf{x}_k|\mathbf{y}_k)p(\mathbf{x}_k|\mathbf{x}_{k-1})}{p(\mathbf{y}_k|\mathbf{y}_{1:k-1})} \end{aligned} \quad (3)$$

其中, $\mathbf{x}_{0:k} = \{\mathbf{x}_0, \mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_k\}$ 为系统状态序列, $\mathbf{y}_{0:k} = \{\mathbf{y}_0, \mathbf{y}_1, \mathbf{y}_2, \dots, \mathbf{y}_k\}$ 为系统观测值序列。 $p(\mathbf{x}_{0:k}|\mathbf{y}_{1:k})$ 为后验分布的解析解, $p(\mathbf{x}_k|\mathbf{x}_{k-1})$ 为对应系统状态式(1)的过渡分布, $p(\mathbf{x}_k|\mathbf{y}_k)$ 为观测状态式(2)的统计公式。

计算粒子权值

$$\begin{aligned} w_k^i &= p(\mathbf{x}_{0:k}|\mathbf{y}_{1:k})/q(\mathbf{x}_{0:k}|\mathbf{y}_{1:k}) \propto p(\mathbf{y}_k|\mathbf{x}_k^i) \\ &\quad \cdot p(\mathbf{x}_k^i|\mathbf{x}_{k-1}^i)/q(\mathbf{x}_k^i|\mathbf{x}_{0:k-1}^i, \mathbf{y}_{1:k}) \end{aligned} \quad (4)$$

其中, w_k^i 为粒子权值,归一化后粒子可表示为 \tilde{w}_k^i 。

经推导,概率分布可表示为

$$p(\mathbf{x}_{0:k}|\mathbf{y}_{1:k}) \approx \sum_{i=1}^N \tilde{w}_k^i \delta(\mathbf{x}_k - \mathbf{x}_k^i) \quad (5)$$

其中, $\delta(\cdot)$ 为狄拉克三角测量。

重采样是粒子滤波的重要步骤,标准的粒子滤波采用序贯重要性采样方法。首先选择一个随机数 $u_i \in (0, 1]$,当满足式(6)时,抽取 \tilde{w}_k^j 所对应的粒子 \mathbf{x}_k^j 作为子代。

$$\sum_{t=1}^{j-1} \tilde{w}_k^t \leq u_i \leq \sum_{t=1}^j \tilde{w}_k^t \quad (6)$$

传统重采样算法所得到的子代粒子都来自权值较大的父代粒子,迭代多次后所产生的子代粒子都来自少数几个初始粒子,将无法充分覆盖后验概率分布区域,从而严重影响估计性能。为降低粒子匮乏的影响,可直接增加粒子数量。但随着粒子数量的增加,运算效率也会降低。

为有效解决粒子匮乏现象，Yin等人^[19]提出了一种智能粒子滤波，该方法未直接将权值低的粒子抛弃，而是使其通过交叉、变异，进化成为新的粒子，从而不断产生新的粒子，以提高粒子多样性。

2.2 智能粒子滤波

为解决重采样后粒子退化问题，Yin等人^[19]提出一种智能粒子滤波算法(IPF)。该算法的重采样过程结合遗传算法的思想，将低权值粒子与随机抽取的高权值粒子进行交叉、变异处理，生成新的粒子，以提高粒子的多样性。

(1) 分离：将粒子根据权值大小分为两个群体，权值较大的群体保留，不发生交叉、变异操作，而权值较小的群体进行后续交叉、变异操作。

$$\mathbf{x}_k^i \in \begin{cases} C_L, & \tilde{w}_k^i \leq W_T \\ C_H, & \tilde{w}_k^i > W_T \end{cases} \quad (7)$$

其中， C_L 为权值小的粒子群集合， C_H 为权值大的粒子群集合， W_T 是用于区分粒子的阈值。

$$N_{\text{eff}} = 1 / \sum_{i=1}^N (\tilde{w}_k^i)^2 \quad (8)$$

有效粒子个数(N_{eff})用于判断是否仍有必要继续进行重采样。若粒子的有效粒子个数超过了预先设定的阈值，重采样过程终止；否则，继续进行。将权值集合按降序进行排列得到集合 Z ，式(7)中的阈值 W_T 设置为 Z 中的第 N_{eff} 个值。

(2) 交叉：如式(9)所示，交叉后的权值较小粒子表示为 \mathbf{x}_{kS}^l ， \mathbf{x}_{kL}^l 和 \mathbf{x}_{kH}^j 分别代表随机取自 C_L 和 C_H 中的粒子。

$$\mathbf{x}_{kS}^l = \alpha \mathbf{x}_{kL}^l + (1 - \alpha) \mathbf{x}_{kH}^j \quad (9)$$

其中， $l = 1, 2, \dots, L$ ， L 为 C_L 中的粒子个数，而 $j = 1, 2, \dots, H$ ， H 为 C_H 中的粒子个数。对于每一个 \mathbf{x}_{kS}^l ，都有随机取自 C_H 中的粒子 \mathbf{x}_{kH}^j 与之匹配， α 为随机取自 $[0, 1]$ 的粒子交叉系数。

(3) 变异：为提高粒子多样性，对交叉后的粒子 \mathbf{x}_{kS}^l 进行变异操作，得到新的粒子 \mathbf{x}_{km}^l 。

$$\mathbf{x}_{km}^l = \begin{cases} 2\mathbf{x}_{kH}^j - \mathbf{x}_{kS}^l, & r_l \leq p_M \\ \mathbf{x}_{kS}^l, & r_l > p_M \end{cases} \quad (10)$$

其中， \mathbf{x}_{km}^l 是变异后的粒子， $r_l \in [0, 1]$ 为随机选取的变异系数， p_M 为预先设定的变异概率。在实际运用中，可调节参数 α 和 p_M 的大小，达到最佳效果。

与传统粒子滤波算法相比，智能粒子滤波大幅度提高粒子多样性，降低粒子退化现象。然而，在该算法中粒子均为随机变异，而低权值粒子群中粒子权值分布未必均匀，粒子权值越低，粒子越易淘

汰。因此，在变异算子中加入自适应处理，有望进一步提高粒子的利用率。

3 改进智能粒子滤波

为进一步提高粒子多样性，优化粒子的交叉系数或变异概率的选择，在变异算子中加入自适应处理，提出一种改进智能粒子滤波方法，如表1。图1(a)所示为智能粒子滤波的遗传重采样示意图，图1(b)所示为改进智能粒子滤波的遗传重采样示意图。改进智能粒子滤波在遗传重采样中增加了自适应处理，即粒子根据其权值大小自行分为高权值粒子、低权值粒子和底层粒子，高权值粒子保留其状态信息；低权值粒子将根据变异概率随机变异；底层低权值粒子作为低权值粒子中的特殊群体，具有优先变异的资格；底层低权值粒子的变异策略不是根据变异概率变异，而是直接变异。

改进智能粒子滤波的遗传重采样中分离、交叉算子与智能粒子滤波相同，通过式(7)和式(9)得到粒子 \mathbf{x}_{kS}^l 和 \mathbf{x}_{kH}^j 。然而改进智能粒子滤波的变异算子与智能粒子滤波不同， \mathbf{x}_{kS}^l 基于自适应变异参数，经过自适应变异策略，得到最终的新粒子 \mathbf{x}_{kE}^l 。

自适应变异参数为

$$m_k^l = p_M \delta_k^l n_l \quad (11)$$

$$\delta_k^l = 1 / \left(w_k^l \sum_{i=1}^n \frac{1}{w_k^i} \right) \quad (12)$$

表1 改进的智能粒子滤波算法

- (1) 获取 N 个初始粒子 \mathbf{x}_0^i ，其中 $i = 1, 2, \dots, N$ 。
- (2) For $k = 1, 2, \dots$ 。
 - (a) 抽取粒子样本 \mathbf{x}_k^i ，计算权值 w_k^i ；
 - (b) 将粒子按权值大小分为 \mathbf{x}_{kL}^i 和 \mathbf{x}_{kH}^j ；
 - (c) 根据式(11)、式(12)及式(13)得到变异后的新粒子 \mathbf{x}_{kE}^l ；
 - (d) 更新 \mathbf{x}_{kE}^l 和 \mathbf{x}_{kH}^j 权值；
 - (e) 根据权值进行重采样过程。
- end

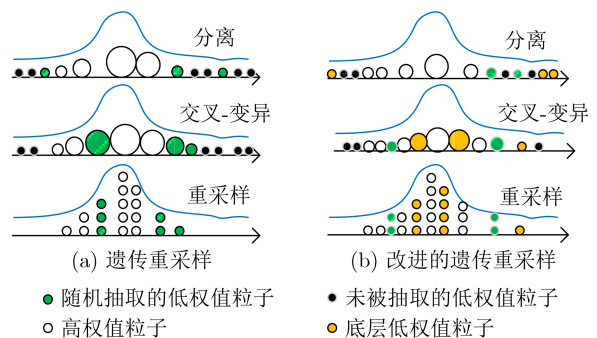


图1 智能粒子滤波和改进智能粒子滤波的遗传重采样示意图

其中, m_k^l 为改进的自适应变异参数, δ_k^l 为粒子权值归一化后的倒数, n_l 为 C_L 粒子数量。

如式(12)所示, 粒子权值越小, δ_k^l 就越大, 同时 m_k^l 就越大。式(13)表达了改进智能粒子滤波的自适应变异策略。

$$\mathbf{x}_{kE}^l = \begin{cases} 2\mathbf{x}_{kH}^j - \mathbf{x}_{kS}^l, & p_M \leq m_k^l \\ 2\mathbf{x}_{kH}^j - \mathbf{x}_{kS}^l, & p_M > m_k^l, r_l \leq p_M \\ \mathbf{x}_{kS}^l, & p_M > m_k^l, r_l > p_M \end{cases} \quad (13)$$

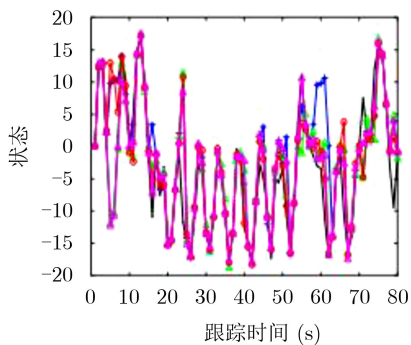
其中, \mathbf{x}_{kE}^l 为改进的变异过程所获取的粒子。当满足 $m_k^l \geq p_M$ 的条件时, 即可判断该粒子为底层粒子, 直接变异。当不满足 $m_k^l \geq p_M$ 时, 判断该粒子为非底层粒子, 该粒子将根据变异概率进行变异; 当满足条件 $r_l \leq p_M$ 时, 粒子进行变异, 否则, 该粒子保留。改进后的变异过程中, 权值粒子越低的粒子变异概率越大。当 $m_k^l > 1$ 时, 该粒子必定变异。改进后的变异过程, 能够使得权值非常低的粒子(底层粒子)变异成高权值粒子的概率大幅度增加, 有效提高底层粒子利用率, 以降低粒子贫乏的影响, 提高粒子滤波性能。

4 仿真分析

实验仿真环境如下: 处理器为Intel(R) Core (TM) i5-6200U CPU @ 2.3 GHz; RAM为8 GB; 操作系统为Windows10 64位。为验证算法性能, 选择两组运动模型, 分别计算平均误差和均方根误差

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^T E_k^2}{T}} \quad (14)$$

$$\overline{\text{RMSE}} = \frac{1}{S} \sum_{u=1}^S \text{RMSE} \quad (15)$$



(a) 状态

其中, E_k 为 k 时刻的平均误差, $E_k = (1/N) \sum_{i=1}^N |\mathbf{x}_k^i - \mathbf{x}_k|$, RMSE为全过程均方根误差, $\overline{\text{RMSE}}$ 为全过程均方根误差的均值, T 为跟踪时长, S 为仿真次数。

4.1 1维仿真模型

该模型是一种单变量非稳态增长模型, 由于其高度非线性和双峰性质, 难以进行估计, 因此广泛运用于粒子滤波测试中。

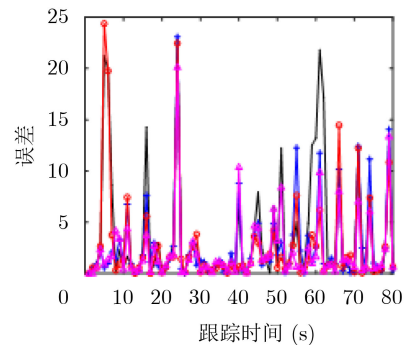
$$x_k = 0.5x_{k-1} + 0.25 \frac{x_{k-1}}{1 + x_{k-1}^2} + 8 \cos(1.2(k-1)) + u_k \quad (16)$$

$$y_k = \frac{x_k^{20}}{20} + v_k, \quad k = 1, 2, \dots, n \quad (17)$$

其中, u_k 和 v_k 为高斯噪声, 方差分别为4和1。

选择交叉系数 α 和变异概率 p_M 分别为0.85和0.5, 将正则粒子滤波(Regularized Particle Filter, RPF), PF和IPF作为对照组, 进行1维仿真实验。图2为1维仿真模型的系统状态及平均误差。在大部分跟踪过程中, IPF和IIPF误差均小于PF和RPF, 在55~63 s尤为明显。而IIPF在IPF中增加了自适应过程, 使其在非线程度更高的系统中, 误差小于IPF, 尤其在5 s时和15 s附近效果显著。图3所示为当 N 取200、跟踪至63 s时, 粒子后验概率分布图。图3中, IIPF后验概率分布区域更为均匀, 且底层低权值粒子数量因变异至高权值区域而减少, 同时, IIPF峰值区域粒子分布较IPF更为均匀。

由于单次仿真存在偶然性, 图2未能完整展示IIPF优越性能。因此, 选择粒子数为50, 循环仿真100次, 根据式(15)计算均方根误差的均值, 并计算平均误差、平均耗时、平均有效粒子数用以佐证, 计算结果统计于表2中。如表2所示, IIPF均方根误差较PF和IPF分别降低了7.4%和8.5%; 平均



(b) 平均误差

图2 1维仿真模型的状态及平均误差

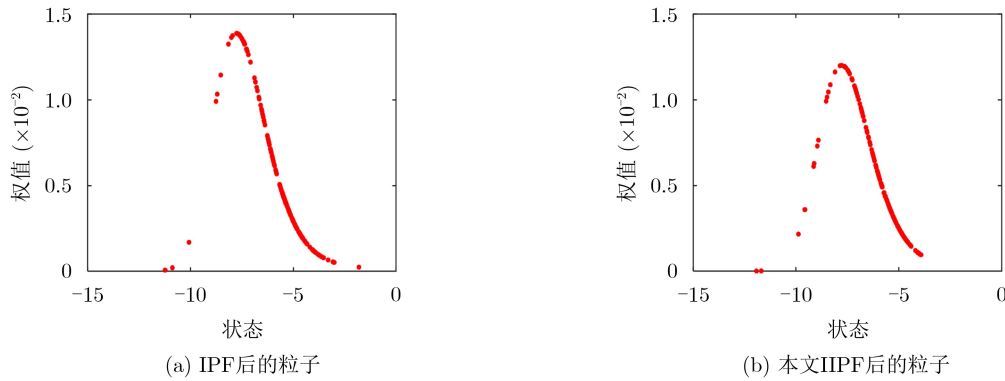


图3 $k = 63$ 时粒子分布图

表2 1维模型仿真结果

	PF	RPF	IPF	本文IIPF
平均耗时(s)	0.022	3.884	0.041	0.044
均方根误差	5.061	4.670	5.124	4.688
平均误差	2.805	2.705	2.757	2.549
平均有效粒子数	22.965	21.301	26.145	26.476

误差分别降低了10.6%和7.5%。IIPF有效粒子数略大于IPF，远高于PF和RPF。PF平均耗时最短，RPF为3.884 s，IPF耗时0.041 s，IIPF为0.044 s。RPF性能虽强于PF和IPF，但RPF需在离散先验概率密度中重构其连续近似分布，并从该连续分布中重复采样，导致运算时间过长；IPF在PF基础上添加了遗传算子，其运算时间亦有所增加；而IIPF在IPF的遗传算子中增加了自适应过程，其运算时间略长于IPF。

为验证算法收敛性，取不同粒子数，对各粒子滤波进行收敛性分析。对各粒子滤波进行30次重复仿真，计算其平均RMSE。实验结果如图4所示，PF和IPF在粒子数达到1000后还未明显出现收敛现象，而RPF和IIPF在粒子数达到80时趋向于收敛。图4表明，IIPF的收敛性明显优于IPF和PF。

通过1维仿真，可验证IIPF性能明显强于PF，RPF和IPF。IIPF相比于IPF计算效率略低，但在收敛性和准确性方面均优于IPF。

4.2 高斯随机噪声下的多维仿真模型

为了更好地测试提出的粒子滤波算法的性能，另外引入一种多维仿真模型。该模型为物体自高空坠入大气层^[20]，如式(18)和式(19)所示

$$\begin{bmatrix} \dot{x}_1 \\ \dot{x}_2 \\ \dot{x}_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_2 \\ \frac{\rho_0 e^{-x_1/c} x_2^2 x_3}{2} - g \\ 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \mu_1 \\ \mu_2 \\ \mu_3 \end{bmatrix} \quad (18)$$

$$y = \sqrt{m^2 + (x_1 - a)^2} + \tau \quad (19)$$

其中， x_1, x_2, x_3 分别代表物体坠入大气层时的高

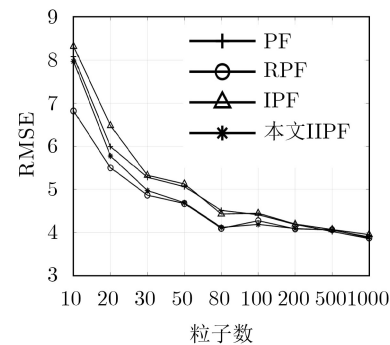


图4 不同粒子数下各算法均方根误差

度、速度、恒定弹道系数， μ_1, μ_2, μ_3 为系统的高斯随机噪声， τ 为观测噪声， $E(\tau^2)$ 取值929 m^2 。 ρ_0 为海平面的空气密度，取值1.29 kg/m^3 ， c 为高度与空气密度的关系系数，取值6096 m， g 为重力加速度，取值9.8 m/s^2 ， a 为观测高度，取值 3.05×10^4 m。

选择变异概率 p_M 为0.8，交叉系数 α 为0.9，进行100次仿真计算。图5所示为粒子选择1000时，PF, EKF, IPF, IIPF速度估计结果，其中，虚线为真实值。图中IPF和IIPF速度估计性能显著优于PF和EKF。

图6为某时刻粒子后验概率分布图。从图6的结果对比可知，IIPF的粒子后验概率分布区域的粒子分布更为均匀，充分说明了本文提出的重采样策略可有效提升粒子的多样性。系统跟踪误差如表3所示，IIPF性能皆优于IPF, EKF和PF，IIPF高度和速度在均方根误差和平均误差上均低于其他算法。其中，高度均方根误差较IPF降低了11.5%，速度均方根误差较IPF降低了6.8%；且高度和速度平均误差也小于IPF。

4.3 非高斯随机噪声和乘性噪声下的多维仿真模型

为进一步验证IIPF性能，将4.2节多维仿真模型(式(18))中的系统高斯随机噪声分别改为非高斯随机噪声和乘性噪声，其余参数设置不变。其中乘性系统噪声如式(20)所示

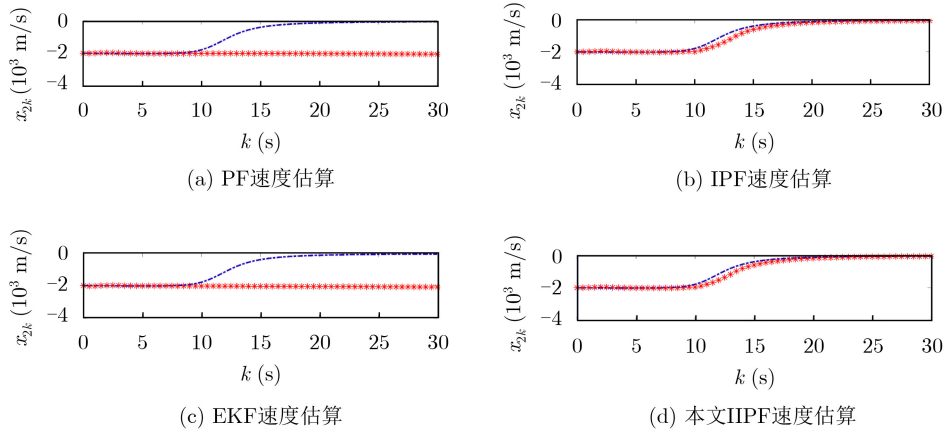


图5 速度状态估计图

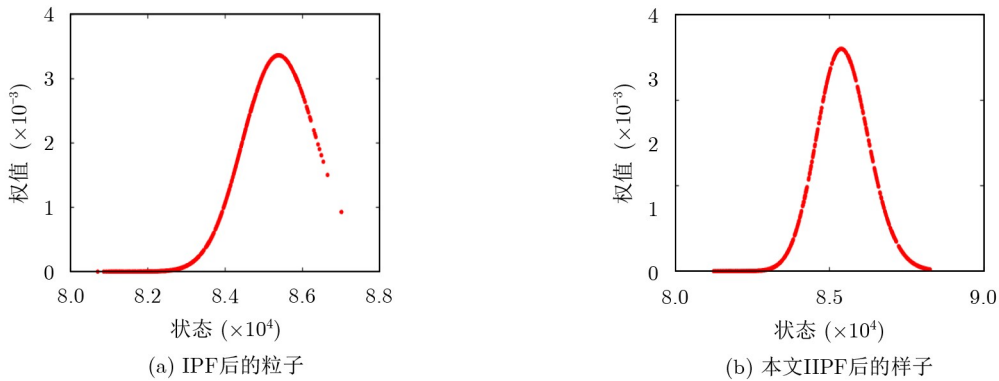


图6 $k = 11, N = 500$ 时粒子分布图

表3 多维模型均方根误差与平均误差表

	PF	KPF	IPF	本文IIPF	
均方根误差	高度(m)	92496.7	336.7	289.0	255.8
	速度(m/s)	8762.8	8872.8	919.8	857.3
平均误差	高度(m)	125065.4	548.8	320.9	296.4
	速度(m/s)	14013.8	14205.1	1099.1	1051.1

表4 非高斯随机噪声和乘性噪声下多维仿真模型的均方根误差

	IPF	IIPF	提升率(%)	
非高斯随机噪声	高度(m)	232.6	207.3	10.9
	速度(m/s)	856.5	799.1	6.7
乘性噪声	高度(m)	223.3	200.3	10.3
	速度(m/s)	845.6	790.5	6.5

$$\begin{bmatrix} \mu'_1 \\ \mu'_2 \\ \mu'_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 2 & 0 & 0 \\ 0 & 14 & 0 \\ 0 & 0 & 200 \end{bmatrix} \varepsilon \begin{bmatrix} x_1 \\ |x_2| \\ x_3 \end{bmatrix}^{0.5} \quad (20)$$

其中, μ'_1, μ'_2, μ'_3 为系统的乘性噪声, ε 是均值为1的3维非高斯随机对角矩阵。为保证噪声幅值大小与4.2节中系统加性噪声相近, 在式(20)中添加一对角矩阵对乘性噪声大小进行调整。

表4所示为IPF和IIPF算法的高度和速度均方根误差。结果表明, IIPF在高度和速度均方根误差上性能均优于IPF, 在高度均方根误差上, IIPF均有超过10%的性能优势; 在速度均方根误差上, IIPF相比于IPF也提升了6.5%以上。

5 结论

为有效解决粒子退化现象, 并提高智能粒子滤

波的性能, 本文设计了一种重采样新策略: 对低权值粒子群体进行自适应处理, 根据权值判定是否为底层粒子; 底层粒子直接变异, 其余低权值粒子根据变异概率进行变异。通过3组仿真实验得出以下结论:

(1) 与PF和IPF等其他算法相比, IIPF具有更好的估计性能, 有效粒子个数高于IPF, 而运算时间仅略高于IPF; 另外IIPF还具有更好的收敛性。

(2) 通过对同一组父代分别进行IIPF和IPF, 得到粒子后验分布情况, 验证出IIPF后粒子后验分布区域较IPF更为均匀, 显著提升底层粒子的利用率, 有效地降低了粒子匮乏的影响。

(3) 在非高斯随机噪声和乘性噪声条件下, EKF无法完成系统状态的估计, 而IIPF相比于IPF的状态估计性能仍有显著提升, 充分证明了遗传重采样改进策略的有效性。

智能粒子滤波仍有改进和优化空间。在以后的研究中可优化粒子分类和变异算子, 提高运算效率, 进一步降低粒子退化的影响。

参考文献

- [1] ARULAMPALAM M S, MASKELL S, GORDON N, *et al.* A tutorial on particle filters for online nonlinear/non-Gaussian Bayesian tracking[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2002, 50(2): 174–188. doi: [10.1109/78.978374](https://doi.org/10.1109/78.978374).
- [2] KLEE U, GEHRIG T, and MCDONOUGH J. Kalman filters for time delay of arrival-based source localization[J]. *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, 2006, 2006: 012378. doi: [10.1155/ASP/2006/12378](https://doi.org/10.1155/ASP/2006/12378).
- [3] 鞠纯纯, 何波, 刘保龙, 等. 基于粒子滤波器的SLAM的仿真研究[J]. *系统仿真学报*, 2007, 19(16): 3715–3718, 3723. doi: [10.1360/jos182740](https://doi.org/10.1360/jos182740).
JU Chunchun, HE Bo, LIU Baolong, *et al.* Simulation research on simultaneous robot localization and mapping based on particle filter[J]. *Journal of System Simulation*, 2007, 19(16): 3715–3718, 3723. doi: [10.1360/jos182740](https://doi.org/10.1360/jos182740).
- [4] 程兰, 王志远, 陈杰, 等. 基于粒子滤波和滑动平均扩展Kalman滤波的多径估计算法[J]. *电子与信息学报*, 2017, 39(3): 709–716. doi: [10.11999/JEIT160587](https://doi.org/10.11999/JEIT160587).
CHENG Lan, WANG Zhiyuan, CHEN Jie, *et al.* An improved multipath estimation algorithm using particle filter and sliding average extended Kalman filter[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2017, 39(3): 709–716. doi: [10.11999/JEIT160587](https://doi.org/10.11999/JEIT160587).
- [5] ZHANG Ke, ZHU Shibing, and LI Changqing. Blind separation of PCMA signals based on improved particle filter algorithm[J]. *Journal of Physics: Conference Series*, 2019, 1176(6): 062004. doi: [10.1088/1742-6596/1176/6/062004](https://doi.org/10.1088/1742-6596/1176/6/062004).
- [6] 张颖, 高灵君. 基于格拉布斯准则和改进粒子滤波算法的水下传感网目标跟踪[J]. *电子与信息学报*, 2019, 41(10): 2294–2301. doi: [10.11999/JEIT190079](https://doi.org/10.11999/JEIT190079).
ZHANG Ying and GAO Lingjun. Target tracking with underwater sensor networks based on Grubbs criterion and improved particle filter algorithm[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2019, 41(10): 2294–2301. doi: [10.11999/JEIT190079](https://doi.org/10.11999/JEIT190079).
- [7] WANG Fasheng, LIN Baowei, ZHANG Junxing, *et al.* Object tracking using Langevin Monte Carlo particle filter and locality sensitive histogram based likelihood model[J]. *Computers & Graphics*, 2018, 70: 214–223. doi: [10.1016/j.cag.2017.07.023](https://doi.org/10.1016/j.cag.2017.07.023).
- [8] GUSTAFSSON F. Particle filter theory and practice with positioning applications[J]. *IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine*, 2010, 25(7): 53–82. doi: [10.1109/MAES.2010.5546308](https://doi.org/10.1109/MAES.2010.5546308).
- [9] 张洪涛, 马培军, 崔平远. 一种用于解决粒子滤波粒子退化现象的重要性重采样算法的研究[J]. *飞行器测控学报*, 2008, 27(4): 44–48.
ZHANG Hongtao, MA Peijun, and CUI Pingyuan. Research on an importance resampling algorithm to solve particle degeneration of particle filter[J]. *Journal of Spacecraft TT & C Technology*, 2008, 27(4): 44–48.
- [10] MURRAY L M, LEE A, and JACOB P E. Parallel resampling in the particle filter[J]. *Journal of Computational and Graphical Statistics*, 2016, 25(3): 789–805. doi: [10.1080/10618600.2015.1062015](https://doi.org/10.1080/10618600.2015.1062015).
- [11] BOLIC M, DJURIC P M, and HONG S. New resampling algorithms for particle filters[C]. 2003 IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, Hong Kong, China, 2003: II-589.
- [12] 冯驰, 赵娜, 王萌. 一种改进残差重采样算法的研究[J]. *哈尔滨工程大学学报*, 2010, 31(1): 120–124. doi: [10.3969/j.issn.1006-7043.2010.01.021](https://doi.org/10.3969/j.issn.1006-7043.2010.01.021).
FENG Chi, ZHAO Na, and WANG Meng. Improving the residual resampling algorithm[J]. *Journal of Harbin Engineering University*, 2010, 31(1): 120–124. doi: [10.3969/j.issn.1006-7043.2010.01.021](https://doi.org/10.3969/j.issn.1006-7043.2010.01.021).
- [13] LI Tiancheng, BOLIC M, and DJURIC P M. Resampling methods for particle filtering: Classification, implementation, and strategies[J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2015, 32(3): 70–86. doi: [10.1109/MSP.2014.2330626](https://doi.org/10.1109/MSP.2014.2330626).
- [14] 叶龙, 王京玲, 张勤. 遗传重采样粒子滤波器[J]. *自动化学报*, 2007, 33(8): 885–887. doi: [10.1360/aas-007-0885](https://doi.org/10.1360/aas-007-0885).
YE Long, WANG Jingling, and ZHANG Qin. Genetic resampling particle filter[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2007, 33(8): 885–887. doi: [10.1360/aas-007-0885](https://doi.org/10.1360/aas-007-0885).
- [15] BI Jun, GUAN Wei, and QI Longtao. A genetic resampling particle filter for freeway traffic-state estimation[J]. *Chinese Physics B*, 2012, 21(6): 068901. doi: [10.1088/1674-1056/21/6/068901](https://doi.org/10.1088/1674-1056/21/6/068901).
- [16] BI Jun, ZHANG Ting, YU Haiyang, *et al.* State-of-health estimation of lithium-ion battery packs in electric vehicles based on genetic resampling particle filter[J]. *Applied Energy*, 2016, 182: 558–568. doi: [10.1016/j.apenergy.2016.08.138](https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2016.08.138).
- [17] KHONG W L, KOW W Y, CHIN Y K, *et al.* Enhancement of particle filter resampling in vehicle tracking via genetic algorithm[C]. The 2012 6th UKSim/AMSS European Symposium on Computer Modeling and Simulation, Valetta, Malta, 2012: 243–248. doi: [10.1109/EMS.2012.72](https://doi.org/10.1109/EMS.2012.72).

- [18] 张民, 贾海涛, 沈震. 基于遗传算法改进的粒子滤波重采样模型(英文)[J]. 电子科技大学学报, 2015, 44(3): 344–349. doi: [10.3969/j.issn.1001-0548.2015.03.005](https://doi.org/10.3969/j.issn.1001-0548.2015.03.005).
ZHANG Min, JIA Haitao, and SHEN Zhen. Improved resampling procedure based on genetic algorithm in particle filter[J]. *Journal of University of Electronic Science and Technology of China*, 2015, 44(3): 344–349. doi: [10.3969/j.issn.1001-0548.2015.03.005](https://doi.org/10.3969/j.issn.1001-0548.2015.03.005).
- [19] YIN Shen and ZHU Xiangping. Intelligent particle filter and its application to fault detection of nonlinear system[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2015, 62(6): 3852–3861. doi: [10.1109/TIE.2015.2399396](https://doi.org/10.1109/TIE.2015.2399396).
- [20] SIMON D. Optimal state estimation[J]. *Ceylon Medical Journal*, 2006, 5(3): 451–452. doi: [10.1002/0470045345](https://doi.org/10.1002/0470045345).
- 刘海涛: 男, 1986年生, 副教授, 博士, 研究方向为振动噪声控制技术、气动噪声分析、噪声源识别、现代检测技术及其应用。
林艳明: 男, 1995年生, 硕士生, 研究方向为声源追踪。
陈永华: 男, 1994年生, 硕士生, 研究方向为声信号处理。
周尔民: 男, 1962年生, 教授, 主要研究方向为智能检测技术及先进制造技术。
彭 博: 男, 1989年生, 高级工程师, 主要研究方向为智能信号处理技术。
- 责任编辑: 马秀强