

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2108257

# 复杂环境下探测器高精度自主导航算法研究\*

高 越 曹梦龙 王啸宇

(青岛科技大学自动化与电子工程学院 青岛 266061)

**摘要:** 为提高探测器在复杂深空环境中自主导航精度,提出基于二阶中心差分法和 PCA 模型改进的粒子滤波算法。首先通过二阶中心差分滤波方法获取最优的重要性密度函数,采用对称比例的采样算法从中进行样本点采样;然后通过引入主成分分析法对采集的样本集进行预处理,引入比例缩放因子,对粒子集合进行粒子重采样。通过仿真实验,此方法能够在很大程度上改进粒子滤波算法中出现的粒子退化的问题,使跟踪系统平均误差达到 0.429,提高算法的跟踪精度和稳定性,实现探测器复杂环境下高精度自主导航。

**关键词:** 改进粒子滤波算法;自主导航;二阶中心差分滤波;主成分分析法

**中图分类号:** V448.22+4 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 590.99

## Research on high precision autonomous navigation algorithm of detector in complex environment

Gao Yue Cao Menglong Wang Xiaoyu

(School of Automation and Electronic Engineering, Qingdao University of Science and Technology, Qingdao 266061, China)

**Abstract:** In order to improve the autonomous navigation accuracy of the detector in complex deep space environment, an improved particle filter algorithm based on second-order central difference method and PCA model is proposed. Firstly, the optimal importance density function is obtained by the second-order central difference filtering method, and the sample points are sampled by the symmetrical proportional sampling algorithm. Then, the principal component analysis method is introduced to preprocess the collected sample set, and the scaling factor is introduced to resample the particle set. Through simulation experiments, this method can greatly improve the particle degradation problem in the particle filter algorithm, make the average error of the tracking system reach 0.429, improve the tracking accuracy and stability of the algorithm, and realize high-precision autonomous navigation in the complex environment of the detector.

**Keywords:** improved particle filter algorithm; autonomous navigation; second order central difference filtering; principal component analysis

### 0 引 言

被探测的小行星与地球的距离太过遥远,现有的地面观测装置仅可获得小行星基本的轨道参数和少量的物理特性<sup>[1]</sup>;探测小行星及其所处环境规律是设计航天器导航系统的首要条件,因为待探测的小行星的星历会有一些的误差,而且地面观测定轨参数的准确度也会随着被探测的小行星与地球之间距离的增大而减小,所以仅依靠地面测得的轨道参数并不能够精确的完成定轨任务,因此也就无法满足探测器与小行星交会、附着的任务需求。所以需要探测器具有高精度的自主导航系统。王巍等<sup>[2]</sup>提出目前自主

导航技术虽然取得了很大进展,但随着新的应用需求的不断提高,对其性能提出了更高要求,在未知深空恶劣环境下的自主导航的导航精度和可靠性还有待加强。

粒子滤波算法由于其在处理深空恶劣环境下的高度非线性问题方面要较其他滤波方法具有更为优异的表现从而能够获得广泛应用<sup>[3]</sup>。汪梁等<sup>[4]</sup>将不同滤波方法加入到以地火转移轨道为模型的自主导航系统中,粒子滤波比其他滤波方法综合评估有较明显的优势。Fang 等<sup>[5]</sup>发现采用粒子滤波,有效提高了定位精度和效率。但是在面对复杂的现实位置环境和条件下,现有的粒子滤波模型常常会出现粒子退化现象从而导致滤波性能变差,没办法达到高精

收稿日期:2021-11-03

\* 基金项目:“863”国家重点研究计划项目(2019YFA0706500)资助

度的性能要求。为了能够克服粒子滤波算法中出现的粒子退化和贫化现象,保证自主导航系统的精度,提出一种改进的粒子滤波算法,首先通过二阶中心差分滤波方法获取最优的重要性密度函数<sup>[6]</sup>,采用对称比例的采样算法从中进行样本点采样;然后采用主成分分析法对采集的样本集进行预处理,引入比例缩放因子<sup>[7]</sup>,对粒子集合进行粒子重采样;最后进行滤波估计得到探测器轨迹状态的最优估计。在本文中,首先利用导航相机获得探测器的位置和速度信息建立自主轨道模型,然后利用滤波算法估计帮助探测器完成在复杂环境下的定轨任务。

## 1 滤波算法

### 1.1 传统滤波算法

传统滤波算法有卡尔曼滤波(KF)、扩展卡尔曼滤波(EKF)和无迹卡尔曼滤波(UKF)。KF是在高斯线性系统的框架下通过状态方程来估计系统的最佳状态的一种常用算法<sup>[8]</sup>,主要用于线性系统跟踪模型;EKF是先将状态矢量进行泰勒级数展开,然后将得到的非线性系统近似转化为线性卡尔曼滤波<sup>[9]</sup>,该算法在解决复杂非线性系统模型跟踪定位问题计算量过大;UKF以无迹变换为基础,用模型去近似状态随机变量的分布<sup>[10]</sup>,对系统方程线性化近似程度更高,导航精度更高。

### 1.2 粒子滤波算法

粒子滤波算法源于基于贝叶斯采样估计的蒙特卡罗思想,被广泛应用于强非线性非高斯系统模型中<sup>[11-12]</sup>。虽然卡尔曼滤波在高斯线性模型中可以达到最优滤波估计效果,但是在深空探测背景下的探测器自主导航系统使用卡尔曼滤波进行滤波估计定轨会出现滤波精度过低和发散问题,导致不能完成定轨探测任务。而粒子滤波是通过蒙特卡罗方法<sup>[13]</sup>,选取一些权重较大的离散随机采样点来近似状态变量的后验概率密度函数,对于处理非线性模型有很大的优势。这些采样点被称作粒子,利用这些粒子及它们的加权值来近似估计状态,当样本点足够大时,与最优贝叶斯估计相近<sup>[14-15]</sup>。本文粒子滤波应用在自主导航系统中,是典型的动态系统状态估计问题。

假设动态系统状态空间模型为:

$$\begin{cases} x_k = f_k(x_{k-1}, p_k) \\ y_k = h_k(x_k, q_k) \end{cases} \quad (1)$$

其中,  $x_k \in R^n$  表示系统状态,  $y_k \in R^m$  表示量测值,  $p_k \in R^n$  表示系统噪声,  $q_k \in R^m$  表示量测噪声。任意概率分布  $P(x_k)$  的蒙特卡罗近似如式(2)所示。

$$P(x_k | y_{1:k}) \approx \sum_{i=1}^{N_k} \omega_k^{(i)} \delta(x_k - x_k^{(i)}) \quad (2)$$

其中,  $x_k^{(i)}$  代表  $k$  时刻的粒子状态,  $\omega_k^{(i)}$  代表  $k$  时刻的粒子权值大小,粒子总数为  $N$ ,  $\delta(\cdot)$  是 delta 函数。粒子滤波具体滤波过程如下:

1)初始化:由先验概率  $P(x_0)$  产生的粒子群  $\{x_0^{(i)}\}_{i=1}^{N_s}$ ,

所有粒子权值为  $\frac{1}{N_s}$

2)更新:在  $k$  时刻,通过最大似然函数计算更新粒子权值:

$$\omega_k^{(i)} = \omega_{k-1}^{(i)} p(y_k | x_k^{(i)}) = \omega_{k-1}^{(i)} p_{ok}(y_k - h(x_k^{(i)})), \quad i = 1, 2, \dots, N_s \quad (3)$$

然后进行权值归一化,使粒子权值总和为 1:

$$\omega_k^{(i)} = \omega_k^{(i)} / \sum_{i=1}^{N_s} \omega_k^{(i)} \quad (4)$$

可得  $K$  时刻最小均方估计为:

$$\hat{x}_k \approx \sum_{i=1}^{N_s} \omega_k^{(i)} x_k^{(i)} \quad (5)$$

3)重采样:得到新的粒子集合  $\{x_k^{(i*)}\}, i = 0, 1, 2, \dots, N_s$ 。

4)预测步:利用状态方程预测状态估计值  $x_{k+1}^{(i)}$

5)令  $K = k + 1$ ,转到步骤 2)。

在真实环境恶劣且复杂的小行星探测非线性非高斯系统模型中,随着滤波时间越来越长,粒子权重的方差也会越来越大,从而导致权重只能集中到少数粒子上,并且经过多次迭代之后,可能只剩下极少数的粒子可以在下一步估计中起主导作用,其他粒子的权值很小,对估计结果没有影响且数量众多,但是还需要大量的运算来更新那些权值极小的粒子,这样就出现了粒子退化从而导致重采样得到的粒子集没有办法表达实际的后验概率分布,最终影响定位精度。于是针对粒子退化问题提出了一种改进的粒子滤波算法。

### 1.3 改进粒子滤波算法

在需要大量粒子样本点的自主导航系统中,重要性函数的选择和粒子重采样是影响滤波精度的两大关键。本文提出了一种基于二阶中心差分滤波方法结合 PCA 主成分分析法改进的粒子滤波算法,该算法首先在获取重要性函数时通过二阶中心差分滤波方法选取最优的重要性密度函数,然后采用对称比例算法进行采样;然后引入主成分分析模型算法对采集的样本点进行预处理,对粒子集和进行重采样。应用后的滤波效果有了很大的改进,在很大程度上弥补粒子退化的问题,提高了算法的定位精度。

二阶中心差分滤波算法是在序贯重要性采样的基础上,利用二阶中心差分滤波器选取最优的重要性密度函数,这样可以更大程度的更新量测值,有利于提高滤波精度<sup>[16-17]</sup>。使用 PCA 主成分分析法计算样本权值,通过粒子权重大小采集粒子集,以此减少粒子重采样的次数,避免了粒子贫化和粒子退化。

改进粒子滤波流程如图 1 所示。改进粒子滤波算法具体过程如下:

1)初始化粒子: $k=0$ 。抽样粒子  $x_0^i \sim P(x_0)$ 。

2)引入二阶中心差分滤波<sup>[18]</sup>,  $k=1, 2, \dots, N$ 。

第 1 步先计算得到每个粒子的一阶均差矩阵  $S_{xx}^{(i)}(k-1)$ ,  $S_{xy}^{(i)}(k-1)$ ,  $S_{yy}^{(i)}(k-1)$ ,  $S_{xw}^{(i)}(k-1)$  和一步预测  $\bar{x}_0^i$ ; 更新

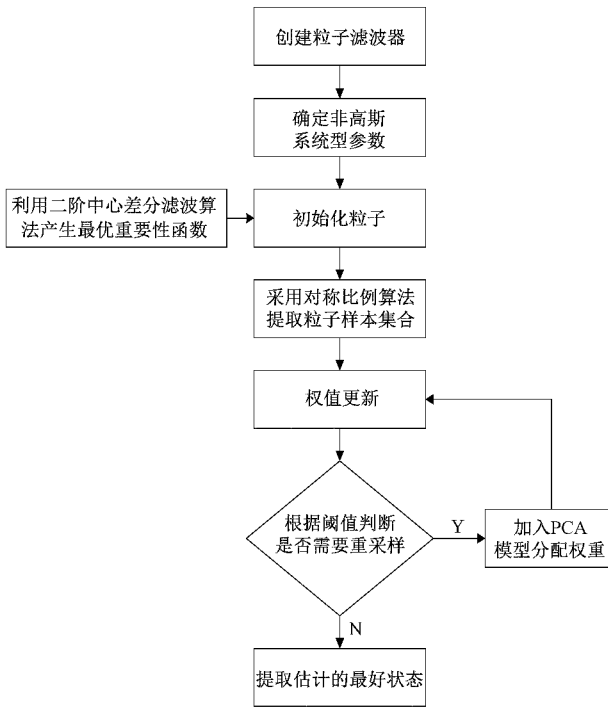


图1 改进粒子滤波流程

预测误差协方差:

$$P_k^{(i)} = S_k^{(i)} (S_k^{(i)})^T \quad (6)$$

第2步再计算得到每个粒子的二阶均差矩阵  $S_{xx}^{(2)}(k)$ ,  $S_{xy}^{(2)}(k)$ ,  $S_{yy}^{(2)}(k)$ 。

3)重要性采样:令  $k = 1, 2, \dots, N$ 。从上一步得到的重要性函数中随机选取  $N$  个粒子集合。

采集粒子集合时使用对称比例的采样算法,其样本点计算的公式如式(7)、(8)所示。

$$W_i^{(a)} = \begin{cases} \lambda/(n+\lambda), & i=0 \\ 1/2(n+\lambda), & i \neq 0 \end{cases} \quad (7)$$

$$W_i^{(b)} = \begin{cases} \lambda/(n+\lambda) + 1 + \beta - \alpha^2, & i=0 \\ 1/2(n+\lambda), & i \neq 0 \end{cases} \quad (8)$$

$$x = F(x) + \begin{bmatrix} 0_{3 \times 1} \\ \mathbf{v}_k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} [x_4, x_5, x_6]^T \\ \left[ -\frac{\mu}{r^3} x_1 \left\{ 1 - \left( \frac{a}{r} \right)^2 \left[ \frac{3}{2} C_{20} \left( 1 - \frac{5x_3^2}{r^2} \right) + 3C_{22} \left( 2 - \frac{5(x_1^2 - x_2^2)}{r^2} \right) \right] \right\} + 2\omega x_5 + \omega^2 x_1 \right. \\ \left. -\frac{\mu}{r^3} x_2 \left\{ 1 - \left( \frac{a}{r} \right)^2 \left[ \frac{3}{2} C_{20} \left( 1 - \frac{5x_3^2}{r^2} \right) + 3C_{22} \left( 2 + \frac{5(x_1^2 - x_2^2)}{r^2} \right) \right] \right\} - 2\omega x_1 + \omega^2 x_2 \right. \\ \left. -\frac{\mu}{r^3} x_3 \left\{ 1 - \left( \frac{a}{r} \right)^2 \left[ \frac{3}{2} C_{20} \left( 3 - \frac{5x_3^2}{r^2} \right) - \frac{15C_{22}(x_1^2 - x_2^2)}{r^2} \right] \right\} \right] + \mathbf{v}_k \end{bmatrix} \quad (13)$$

其中,  $E[\mathbf{v}_k \mathbf{v}_k^T] = R^n$ ,  $\mathbf{v}_k$  为模型误差矢量,  $\omega$  为自旋角速度。

量测方程为:

$$y = H(x) + \mathbf{n}_k = [x_1, x_2, x_3]^T + \mathbf{n}_k \quad (14)$$

其中,  $\mathbf{n}_k$  为观测误差矢量,  $E[\mathbf{n}_k \mathbf{n}_k^T] = R^n$ 。

本模型的模型误差矢量和观测误差矢量都是有色噪

其中,  $\alpha$  表示比例缩放因子,主要作用是调节采集点到中心点的距离;  $\beta$  代表系统状态向量的先验分布信息;  $\lambda = \alpha^2(n+k) - n$ ,  $k$  是比例系数。

4)对上述粒子权重进行更新,并将权值做归一化处理,即将样本集进行预处理,将不同维度的粒子权值范围都归一化到同一个范围之中,使得粒子的权值总和为1:

$$W_k^{(i)} = W_{(k-1)}^{(i)} P(Z_k | X_k^{(i)}) \quad (9)$$

$$\tilde{W}_k = W_k^{(i)} / \sum_{i=1}^N W_k^{(i)} \quad (10)$$

5)如果需要粒子进行重采样,采用PCA主成分分析法将权重极小的粒子剔除,增加权重大的粒子的数量<sup>[19]</sup>。按照公式  $p(X_k^{(i)} = X_k^{(-i)}) = W_k^{(i)}$  进行重采样,生成新的样本集合  $X_k^{(-i)}$ ,并且更新样本集中的样本权值  $W_k^{(i)} = 1/N$ ,  $i = 1, 2, \dots, n$ ,得到新的粒子集合:  $\{X_k^{(-i)}, 1/N; i = 1, 2, \dots, N\}$ 。

6)状态估计:根据公式对系统的状态方程以及相应的方差进行估计:

$$\hat{X}_K = E(X_K | Z_K) \approx \sum_{i=1}^N X_k^{(i)} W_k^{(i)} \quad (11)$$

$$P_K = \sum_{i=1}^N W_k^{(i)} (X_k^{(i)} - \hat{X}_K)(X_k^{(i)} - \hat{X}_K)^T \quad (12)$$

7)将迭代次数加1,返回第2步,进入下一次循环。

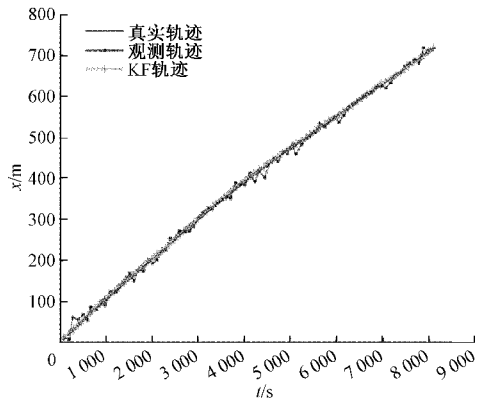
## 2 仿真结果与分析

利用获取的小行星测量数据和低阶引力场模型,取探测器在小行星固连坐标系的位置和速度状态为  $x = [x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6]^T$ ,  $r = \sqrt{x_1^2 + x_2^2 + x_3^2}$ ,为了验证本文改进粒子滤波算法的可行性和有效性,分别用KF、EKF、UKF、PF和改进的粒子滤波算法进行了仿真实验并对实验结果进行对比分析。因为在小行星探测时探测器获取的是位置和速度,所以本文的模型为位置和速度的二阶模型,仿真实验的系统模型如下。

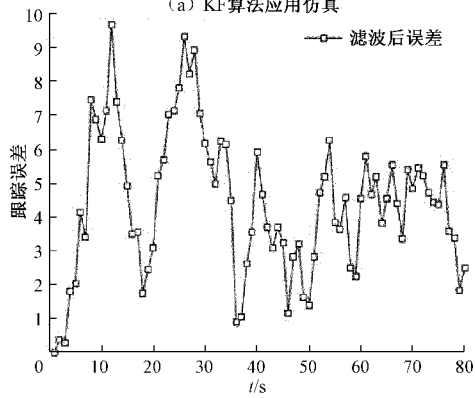
状态方程为:

声,接下来利用滤波算法进行轨道估计。本仿真实验是基于MATLAB R2020b仿真软件进行的。其中模型初始位置为(0,0),初始速度为(10,10),采样次数  $N = 100$ ,仿真次数  $M = 100$ 。仿真结果如图2~6所示。

如图2~6所示分别是5种不同滤波算法的跟踪效果对比图和估计误差对比图。结果表明改进后的粒子滤波

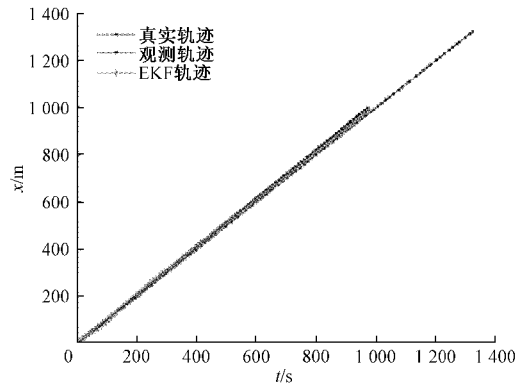


(a) KF算法应用仿真

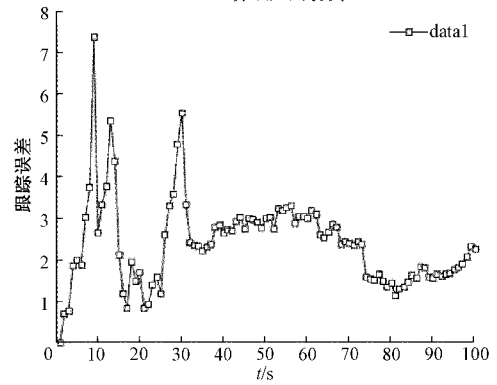


(b) KF算法误差图

图 2 KF 算法仿真结果

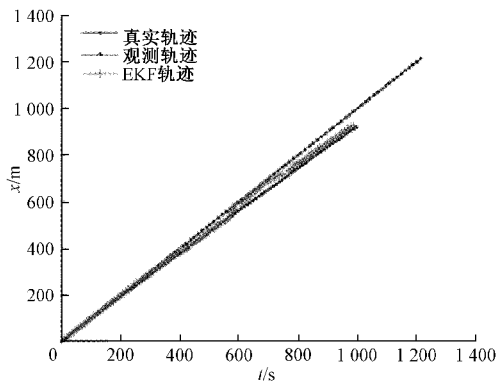


(a) UKF算法应用仿真

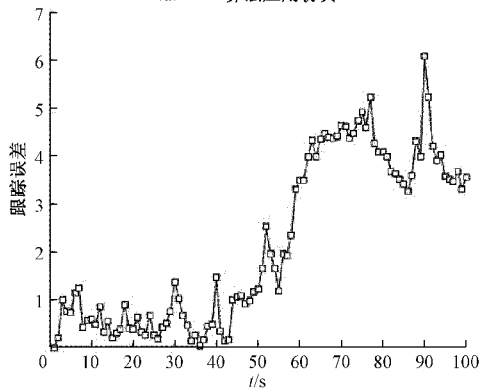


(b) UKF算法误差图

图 4 UKF 算法仿真结果

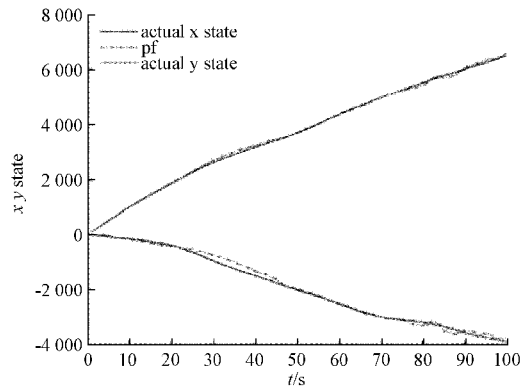


(a) EKF算法应用仿真

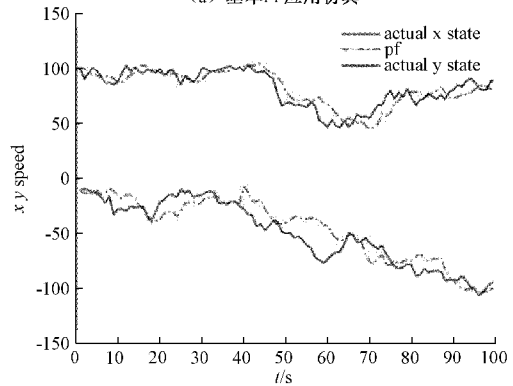


(b) EKF算法误差图

图 3 EKF 算法仿真结果



(a) 基本PF应用仿真



(b) 基本PF对比图

图 5 PF 算法仿真结果

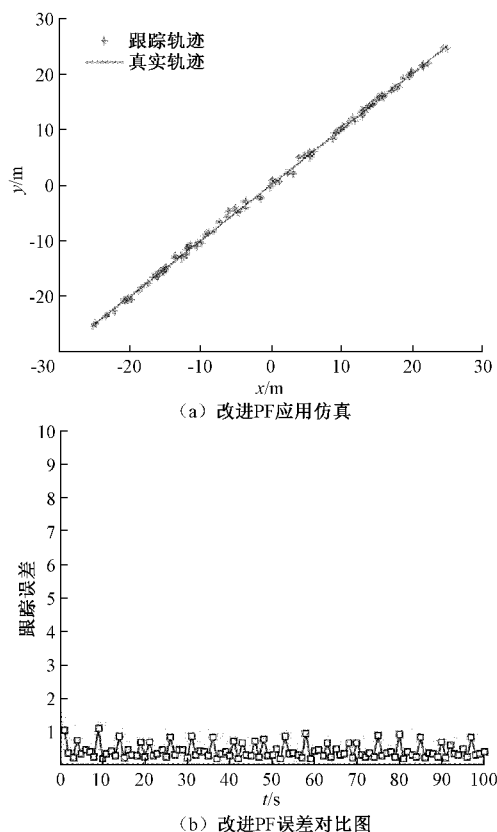


图 6 改进 PF 算法仿真结果

算法与 KF、EKF、UKF、PF 相比, KF 算法在非线形系统中滤波误差较其他滤波方法的误差要偏大; EKF 跟踪效果在前期比较好, 随着滤波次数增加, 计算量过大, 误差也会越来越大甚至发散; UKF 算法虽然能较为平稳的跟踪, 但是总体误差偏大; 基本 PF 误差平稳, 不会出现太大波动, 考虑到其滤波精度在要求很高的深空探测自主导航系统中会出现粒子匮乏的问题, 误差并不能满足探测器自主导航精度要求; 本文提出的改进粒子滤波算法能够有效解决粒子匮乏的问题, 通过实验仿真验证, 滤波效果最好, 误差平稳且在  $[0, 1]$  范围内波动, 能够达到自主导航系统的精度要求。表 1 为 5 种滤波方法平均误差值的对比结果。

表 1 5 种滤波方法跟踪误差结果对比

算法	平均误差
KF	3.999
EKF	2.615
UKF	1.237
PF	0.964
改进粒子滤波	0.429

如表 1 所示, 对比 5 种滤波方法跟踪的平均误差, 从表中可以明确得到改进粒子滤波算法的跟踪精度比 KF、EKF、UKF、PF 分别提高了 89.24%、83.59%、65.32%、

55.49%。所以在复杂环境下, 改进后的粒子滤波算法能够使得探测器自主导航系统具有更高的导航精度。

### 3 结 论

本文以基本粒子滤波算法为理论依据, 设计的一种针对在真实环境恶劣且复杂的小行星探测非线性非高斯系统模型中, 对滤波算法进行改进, 解决了传统滤波算法出现的自主导航精度过低的问题。本文针对在复杂环境下提高探测器自主导航精度, 采用了二阶中心差分滤波方法和引进 PCA 主成分分析法对算法进行改进, 经 MATLAB 仿真对比实验验证, 改进后的粒子滤波算法在防止粒子退化和贫化方面具有更好的坚固性, 并且比现有的几个滤波算法跟踪误差更小, 精度和稳定性更高, 有利于深空探测器自主导航系统在面对复杂现实环境下有更高的精度, 能够更大限度的保障探测器成功定轨并进行轨道预报。但是对于复杂环境下跟踪的小行星目标或者系统应用模型发生变化时, 原来的特征空间容易失效, 此时就需要二次 PCA 算法, 对于该算法的后续研究和改进将在下一篇文章中说明。

### 参考文献

- [1] 张荣桥, 黄江川, 赫荣伟, 等. 小行星探测发展综述[J]. 深空探测学报, 2019, 6(5): 417-423, 455.
- [2] 王巍, 邢朝洋, 冯文帅. 自主导航技术发展现状与趋势[J]. 航空学报, 2021, 42(11): 18-36.
- [3] 刘向阳. 几种典型非线性滤波算法及性能分析[J]. 舰船电子工程, 2019, 39(7): 32-36.
- [4] 汪梁, 赵方方, 陈萃桥, 等. 粒子滤波在自主天文导航系统中的性能评估和应用[J]. 深空探测学报, 2016, 3(3): 246-252.
- [5] FANG S N, YU C C. Combining a modified particle filter method and indoor magnetic fingerprint map to assist pedestrian dead reckoning for indoor positioning and navigation[J]. Sensors, 2019, 20(1): 185.
- [6] 冉星浩, 杨路, 李春波. 基于权值优选的改进二阶中心差分粒子滤波算法[J]. 测控技术, 2020, 39(7): 68-72.
- [7] 宋欣然. 基于 PCA 改进的粒子滤波算法研究[J]. 信息技术与信息化, 2021(1): 25-27.
- [8] 王雪瑞, 何永强. 基于卡尔曼滤波的目标跟踪系统的建模与仿真[J]. 微电子学与计算机, 2014, 31(8): 123-126, 131.
- [9] 高春艳, 董鹏, 高涵, 等. EKF 交互多模型算法在目标跟踪的应用[J]. 机械设计与制造, 2020(2): 284-287.
- [10] 徐义晗. 基于无迹卡尔曼滤波的移动目标跟踪算法[J]. 火力与指挥控制, 2020, 45(12): 149-152.
- [11] 陈蕊. 非线性、非高斯系统滤波的最优估算[J]. 安阳工学院学报, 2021, 20(2): 97-101.
- [12] 罗伟丽, 周芸, 张博龙. 非线性非高斯条件下基于粒子

- 滤波的目标跟踪[J]. 国外电子测量技术, 2021, 40(7): 45-51.
- [13] 姚健, 刘送永, 崔玉明, 等. 基于 KF/PF 测距滤波的 UWB 精确定位试验研究[J]. 煤炭工程, 2021, 53(9): 122-126.
- [14] 李天成, 范红旗, 孙树栋. 粒子滤波理论、方法及其在多目标跟踪中的应用[J]. 自动化学报, 2015, 41(12): 1981-2002.
- [15] LVKOU R, TSAKLIDIS G. Particle filtering: A priori estimation of observational errors of a state-space model with linear observation equation †[J]. Mathematics, 2021, 9(12): 1445.
- [16] 冉星浩, 陶建锋, 贺思三. 基于二阶中心差分滤波的高斯混合粒子 PHD 多目标跟踪算法[J]. 探测与控制学报, 2018, 40(6): 68-73.
- [17] 石勇, 韩崇昭. 二阶中心差分粒子滤波算法[J]. 西安交通大学学报, 2008(4): 409-413.
- [18] 熊剑, 刘建业, 赖际舟, 等. 基于二阶插值滤波的粒子滤波改进算法研究[J]. 控制与决策, 2009, 24(6): 907-910.
- [19] 王欣, 赵连义, 薛龙. 基于主成分分析的粒子滤波器目标跟踪方法[J]. 吉林大学学报(理学版), 2012, 50(6): 1156-1162.

#### 作者简介

高越, 研究生, 主要研究方向为自主导航及智能控制。

E-mail: 1272173369@qq.com

曹梦龙, 工学博士, 副教授, 主要研究方向为智能控制、信息融合、优化仿真、机器视觉。

E-mail: Cm\_qd@qust.edu.cn

王啸宇, 研究生, 主要研究方向为自主导航及智能控制。

E-mail: 1316352567@qq.com