

DOI:10.16356/j.1005-2615.2015.03.001

发射系下 SINS/GPS/CNS 组合导航系统联邦粒子滤波算法

熊 智¹ 潘加亮¹ 林爱军¹ 杜华军² 郁 丰³

(1. 南京航空航天大学自动化学院, 南京, 210016; 2. 北京航天自动控制研究所, 北京, 100854;
3. 南京航空航天大学航天学院, 南京, 210016)

摘要:传统的扩展卡尔曼滤波(Extended Kalman filter, EKF)算法应用于未来高超、空天飞行器的组合导航系统时,因其模型线性化展开会导致模型不准确,从而引起导航精度下降;采用蒙特卡洛方法来实现递推贝叶斯估计问题的粒子滤波(Particle filter, PF)算法能有效避免引入线性化误差,具有一定的优势。据此,针对高超、空天飞行器在发射过程中通常需要直接获得发射惯性系下的高精度导航参数的需求,提高发射惯性系下弹载组合导航系统滤波算法的精确性就尤为重要,PF 滤波算法无需对非线性系统进行线性化展开即可直接实现对非线性系统的状态误差估计。为此,本文将 PF 滤波算法引入空天飞行器 SINS/GPS/CNS 多信息融合组合导航系统,设计了发射系下基于联邦滤波器的 PF 滤波算法,实现了对组合导航系统状态参数的直接建模估计。算法仿真结果表明,相较于发射系下 SINS/GPS/CNS 组合导航系统联邦 EKF 滤波算法,PF 滤波算法有效提高了组合导航系统滤波精度。

关键词:扩展卡尔曼滤波; 粒子滤波; 联邦滤波; SINS/GPS/CNS; 组合导航

中图分类号: V448.2 **文献标志码:** A **文章编号:** 1005-2615(2015)03-0319-05

SINS/GPS/CNS Integrated Navigation System Federal PF Algorithm in Launch Inertial Coordinate System

Xiong Zhi¹, Pan Jialiang¹, Lin Aijun¹, Du Hua jun², Yu Feng³

(1. College of Automation Engineering, Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, Nanjing, 201016, China;
2. Beijing Aerospace Automatic Control Research Institute, Beijing, 100854, China;
3. College of Astronautics, Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, Nanjing, 201016, China)

Abstract: When the traditional extended Kalman filter (EKF) algorithm is used in integrated navigation system of future aircraft, it may lead to the inaccuracy of the model because of linearization and the decreasing of navigation precision. Particle filter (PF) solves Bayes estimation problem by using Monte Carlo method and can effectively avoid bringing in linearization error. Consequently, aimed at the requirement of high accuracy for the navigation system state parameters in launch inertial coordinate sys-

基金项目:国家自然科学基金(61374115, 61203188, 91016019, 60904091, 61210306075)资助项目;江苏省六大人才高峰(2013-JY-013)资助项目;江苏高校优势学科建设工程资助项目;中央高校基本科研业务费专项资金资助项目;南京航空航天大学大学研究生创新基地(实验室)开放基金(kfj201425)资助项目。

收稿日期: 2015-03-08; **修订日期:** 2015-04-20

作者简介:熊智,男,研究员,博士生导师,江苏省高校青蓝工程优秀青年骨干教师,江苏省“六大人才高峰”高层次人才。先后主持国防 973 子专题、国家自然科学基金、国家自然科学基金国际合作、航空科学基金项目,承担了国家自然科学基金重大研究计划项目和国家 863 计划子课题项目。获教育部科学技术进步二等奖 1 项、国防科学技术三等奖 4 项;申请国家发明专利 16 项,获得授权国家发明专利 12 项;发表论文 100 余篇,其中 SCI 收录 6 篇, EI 收录 50 余篇。主要研究领域为惯性技术、景象匹配辅助导航、天文导航及惯性组合导航等领域。

通信作者:熊智, E-mail: xznuaa@nuaa.edu.cn.

tem, it is particularly important to improve the accuracy of filter algorithm for missile-borne integrated navigation system. The PF algorithm can directly achieve an error estimation without linearization of nonlinear system. This paper brings PF algorithm into the SINS/GPS/CNS integrated navigation system. PF algorithm is designed based on federal filter and the navigation system state parameters are estimated directly. The algorithm simulation results indicate PF algorithm effectively improves filtering precision compared with EKF algorithm and is very suitable for integrated navigation system.

Key words: extended Kalman filter; particle filter; federal filter; SINS/GPS/CNS; integrated navigation

针对未来高超、空天飞行器导航系统状态强非线性等特点,为实现飞行器高精度导航,有效手段之一是构建发射惯性系下的组合导航系统。多信息融合处理方法作为发射惯性系下组合导航系统的核心技术之一,与组合导航系统的导航精度紧密相关,正逐步受到重视而被广泛研究。在众多的滤波算法中,传统的线性扩展卡尔曼滤波算法(Extended Kalman filter, EKF)因系统模型线性化展开的要求而会影响估计的精度^[1-3],粒子滤波由于其突出的处理非线性、非高斯系统估计问题的能力而受到学者们的重视^[3-5],其核心思想是使用一组具有相应权值的随机样本集合逼近所需的后验概率密度,不需要对系统非线性方程进行线性化,因而可以有效避免引入线性化误差,提高导航精度。

现有研究的空天飞行器 SINS/GPS/CNS 多信息融合组合导航系统滤波算法主要采用了当地地理参考坐标系作为统一的导航参考坐标系,其组合滤波算法模型通常采用传统的 EKF 算法实现对飞行器的状态估计。现有的空天飞行器多信息融合组合导航系统滤波算法只能直接获取地理系下的飞行器导航参数信息,难以满足空天飞行器在发射主动段需要直接获取发射惯性系下的导航参数需求;此外,由于其采用 EKF 滤波算法实现对飞行器的状态估计,而 EKF 的基本方式是采用泰勒级数展开法对非线性系统进行泰勒展开,存在一阶近似,导致飞行器在高动态飞行条件下的滤波估计性能下降。为提高飞行器状态的动态估计性能,本文设计了发射系下 SINS/GPS/CNS 组合导航系统联邦粒子滤波(Particle filter, PF)算法。

本文在直接建立发射惯性系下的 SINS/GPS/CNS 组合导航系统状态模型和观测模型的基础上,采用基于联邦滤波器的 PF 滤波算法直接估计发射惯性系下导航系统的状态参数^[6-7],仿真结果表明,由于 PF 算法无需对状态模型进行一阶线性化展开,因而相较于基于联邦滤波器的 EKF 算法能获得更高精度的导航结果,同时由于采用联邦滤

波器结构,有效提高了导航系统的可靠性和容错性,因而十分适合于在高精度组合导航系统中应用。

1 SINS/GPS/CNS 联邦 PF 滤波器设计

1.1 联邦 PF 滤波器方案

联邦 PF 滤波器方案如图 1 所示,其中 \hat{X}_i , P_i ($i=1,2$) 分别表示第 i 个子滤波器的估计值和方差阵, \hat{X}_f 和 P_f 分别表示全局估计值和方差阵。SINS/GPS 子滤波器和 SINS/CNS 子滤波器分别采用 PF 滤波算法进行滤波处理,主滤波器进行全局最优融合,以得到高精度导航参数^[8-9]。主滤波器融合算法如下

$$\begin{cases} \hat{X}_f = P_f(P_1^{-1}\hat{X}_1 + P_2^{-1}\hat{X}_2 + P_m^{-1}\hat{X}_m) \\ P_f = P_1^{-1} + P_2^{-1} + P_m^{-1} \end{cases} \quad (1)$$

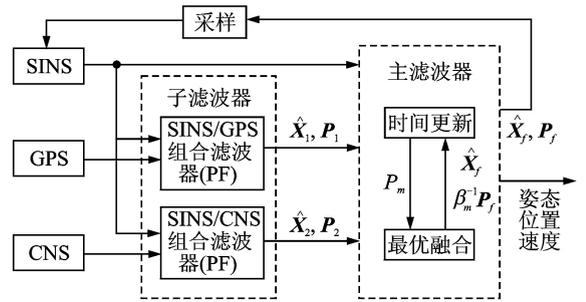


图 1 SINS/GPS/CNS 联邦 PF 滤波器

Fig. 1 SINS/GPS/CNS federal particle filter

最后,根据主滤波器得到 \hat{X}_f, P_f 进行 PF 滤波算法的重新采样,进行粒子状态的递推更新。

1.2 组合导航系统数学模型

本文选取发射惯性系作为导航坐标系, SINS/GPS/CNS 组合导航系统相关解算方程如下

$$\begin{cases} \dot{q} = 0.5 \cdot q \cdot (\omega_c - \omega_r - \omega_\epsilon) \\ \dot{p} = v \\ \dot{v} = C_i^f g + C_b^f (f_c - f_r) \\ \dot{\omega}_r = \omega_n \\ \dot{f}_r = f_n \end{cases} \quad (2)$$

式中: q 为姿态四元数; p 为发射惯性系下的位置值; v 为发射惯性系下的速度值; g 为地球的万有

引力; C_b^l 为发射惯性系相对于载体系的姿态矩阵; C_l^e 为发射惯性系相对于地心惯性系的姿态矩阵; f_c 为加速度实际测量值; f_r 为加速度计随机游走误差; ω_c 为角速度实际测量值; ω_r 为陀螺随机游走误差; ω_ε 为陀螺测量噪声; ω_n, f_n 分别为陀螺和加速度计随机游走驱动噪声。

由此可得组合导航系统状态方程为

$$\dot{\mathbf{X}} = f(\mathbf{X}, \mathbf{W}) \quad (3)$$

式中定义状态量为

$$\mathbf{X} = [q_0 \ q_1 \ q_2 \ q_3 \ p_x \ p_y \ p_z \ v_x \ v_y \ v_z \ \omega_{rx} \ \omega_{ry} \ \omega_{rz} \ f_{rx} \ f_{ry} \ f_{rz}]^T$$

系统白噪声矢量为

$$\mathbf{W} = [\omega_{\varepsilon x} \ \omega_{\varepsilon y} \ \omega_{\varepsilon z} \ \omega_{nx} \ \omega_{ny} \ \omega_{nz} \ f_{nx} \ f_{ny} \ f_{nz}]^T$$

选取 GPS 和星敏感器分别输出的位置信息和姿态信息作为观测量。

对于 SINS/GPS 子系统,定义观测矢量为

$$\mathbf{Z}_G(t) = \mathbf{p} + \mathbf{p}_\varepsilon = \mathbf{H}_p(t)\mathbf{X}(t) + \mathbf{p}_\varepsilon \quad (4)$$

式中 \mathbf{p}_ε 为 GPS 量测噪声观测矩阵。

$$\mathbf{H}_p(t)_{3 \times 16} = [\mathbf{0}_{3 \times 4} \quad \mathbf{I}_{3 \times 3} \quad \mathbf{0}_{3 \times 9}]_{3 \times 16}$$

对于 SINS/CNS 子系统,定义观测矢量为

$$\mathbf{Z}_s(t) = \mathbf{q} + \mathbf{q}_\eta = \mathbf{H}_a(t)\mathbf{X}(t) + \mathbf{q}_\eta \quad (5)$$

式中 \mathbf{q}_η 为 CNS 量测噪声观测矩阵。

$$\mathbf{H}_a(t)_{4 \times 16} = [\mathbf{I}_{4 \times 4} \quad \mathbf{0}_{4 \times 3} \quad \mathbf{0}_{4 \times 3} \quad \mathbf{0}_{4 \times 6}]_{4 \times 16}$$

1.3 PF 非线性滤波

粒子滤波是解决非线性导航系统问题的一种有效手段^[10-13],非线性系统离散化模型如下

$$\dot{\mathbf{X}}_n = f(\mathbf{X}_n, \mathbf{w}_{n-1}) \quad (6)$$

$$\mathbf{Z}_n = h(\mathbf{X}_n, \mathbf{v}_n) \quad (7)$$

式中 $\mathbf{w}_n, \mathbf{v}_n$ 为服从某种分布的随机噪声。

离散系统后验概率密度的求解可由递推贝叶斯估计公式给出,时间更新和量测更新方程如下

$$p(\mathbf{X}_n | \mathbf{Z}_{0:n-1}) =$$

$$\int p(\mathbf{X}_n | \mathbf{X}_{n-1}) p(\mathbf{X}_{n-1} | \mathbf{Y}_{1:n-1}) d\mathbf{X}_{n-1} \quad (8)$$

$$p(\mathbf{X}_n | \mathbf{Z}_{1:n}) = \frac{p(\mathbf{Z}_n | \mathbf{X}_n) p(\mathbf{X}_n | \mathbf{Z}_{1:n-1})}{p(\mathbf{Z}_n | \mathbf{Z}_{1:n-1})} \quad (9)$$

由于在一些特殊情况下,不能得到密度函数的解析表达式,采用蒙特卡洛方法是求解上述贝叶斯估计问题的一种有效方法,即系统状态值的分布函数 $p(\mathbf{X}_n)$ 可由一系列样本粒子和其对应的权值来表示。其中,样本 $\boldsymbol{\chi} = \{\mathbf{X}_n^{(1)}, \dots, \mathbf{X}_n^{(M)}\}$ 是从 $p(\mathbf{X}_n)$ 中抽样产生,对应的权值为 $\mathbf{W} = \{\omega_n^{(1)}, \dots, \omega_n^{(M)}\}$, M 表示粒子个数。系统的密度函数和状态估计值可由式(10)计算得到

$$p(\mathbf{X}_n) = \sum_{j=1}^M \omega_n^{(j)} \delta(\mathbf{X}_n - \mathbf{X}_n^{(j)}) \quad (10)$$

$$\hat{\mathbf{X}}_n = \sum_{j=1}^M \mathbf{X}_n^{(j)} \omega_n^{(j)} \quad (11)$$

式中权值计算公式为: $\tilde{\omega}_n = \omega_{n-1} \times \frac{p(\mathbf{Z}_n | \mathbf{X}_n) p(\mathbf{X}_n | \mathbf{X}_{n-1})}{q(\mathbf{X}_n | \mathbf{X}_{n-1}, \mathbf{Z}_{1:n})}$, $\tilde{\omega}_n$ 为未归一化的权值,选取后验概率密度函数为重要性函数,即 $q(\mathbf{X}_n | \mathbf{X}_{n-1}, \mathbf{Z}_{1:n}) = p(\mathbf{X}_n | \mathbf{X}_{n-1}, \mathbf{Z}_{1:n})$,可得

$$\tilde{\omega}_n = \omega_{n-1} p(\mathbf{Z}_n | \mathbf{X}_n)$$

根据上述贝叶斯估计框架和蒙特卡洛实现方法,本文所设计实现的基于典型粒子滤波算法重要性采样重采样(Sampling importance resampling, SIR)的算法基本流程如下。

Step 1: 初始化,从状态量的初始分布 $p(\mathbf{X}_0)$ 中抽样产生 M 个粒子 $\boldsymbol{\chi}_0 = \{\mathbf{X}_0^{(1)}, \dots, \mathbf{X}_0^{(M)}\}$ 。

Step 2: 时间更新,根据重要性密度函数 $q(\mathbf{X}_n | \mathbf{X}_{n-1}, \mathbf{Z}_{1:n})$,抽样产生 M 个粒子 $\boldsymbol{\chi} = \{\mathbf{X}_n^{(1)}, \dots, \mathbf{X}_n^{(M)}\}$,并进行状态递推。

Step 3: 量测更新,在得到量测值后,更新权值并归一化

$$\tilde{\omega}_n^{(i)} = \omega_{n-1}^{(i)} p(\mathbf{Z}_n | \mathbf{X}_n) \quad (12)$$

$$\omega_n^{(i)} = \frac{\tilde{\omega}_n^{(i)}}{\sum_{j=1}^M \tilde{\omega}_n^{(j)}} \quad (13)$$

Step 4: 根据粒子及其对应权值 $\{\boldsymbol{\chi}, \mathbf{W}\}$,按照式(10,11)计算出滤波结果和估计误差方差阵,从第二步循环。

2 仿真实验与分析

2.1 仿真条件

导弹发射初始经纬高为:118°,32°,0 m,初始航向角为90°,发射时间为2014年11月1日0 h 0 min 0 s,飞行时间为500 s;捷联解算周期为0.02 s,滤波周期为1 s;仿真中设置捷联惯性传感器仿真参数为:陀螺随机游走驱动噪声0.2°/h,陀螺白噪声0.2°/h,加速度计随机游走驱动噪声0.000 1g,加速度计白噪声0.000 1g。卫星接收机和星敏感器仿真参数为:卫星导航位置误差15 m,星光跟踪仪误差21"。

2.2 仿真分析

导弹航迹如图2所示,为有效验证本文所提出的发射系下 SINS/GPS/CNS 组合导航系统联邦 PF 滤波算法的性能,本文同时还设计了发射系下 SINS/GPS/CNS 组合导航系统联邦 EKF 滤波算法作为算法对比验证的基准。基于联邦滤波器的 PF 和 EKF 滤波算法仿真误差曲线如图3~5所示,

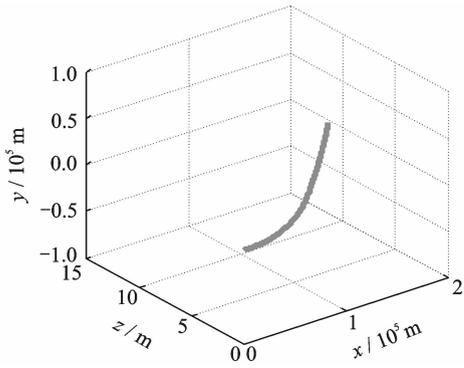


图2 导弹航迹图
Fig.2 Missile track

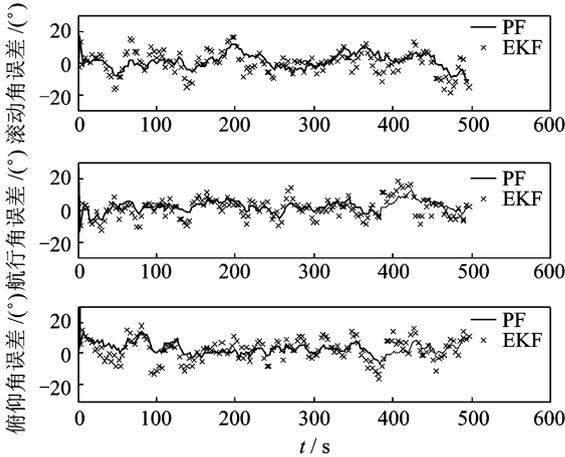


图3 姿态误差曲线对比图
Fig.3 Attitude error curves

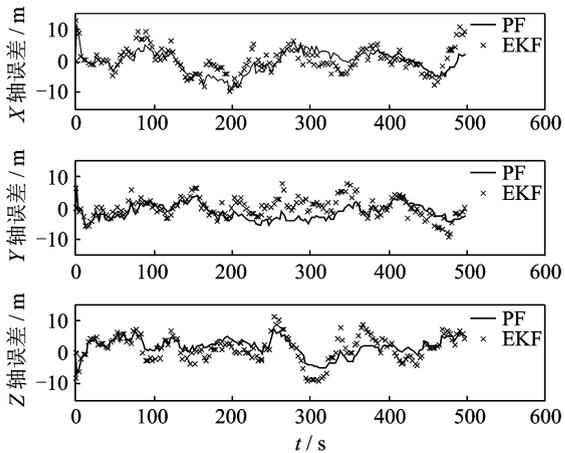


图4 位置误差曲线对比图
Fig.4 Position error curves

图3为采用PF与EKF算法求解得到的姿态误差曲线对比图,图4为采用PF与EKF算法求解得到的位置误差曲线对比图,图5为采用PF与EKF算法求解得到的速度误差曲线对比图。并根据相应的仿真数据,可以获得各类导航参数的RMS均方误差统计结果,如表1所示。

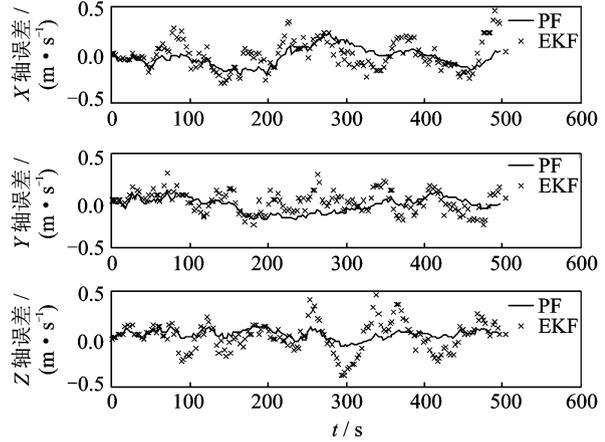


图5 速度误差曲线对比图
Fig.5 Velocity error curves

估计误差标准差相关参数曲线如图6所示。

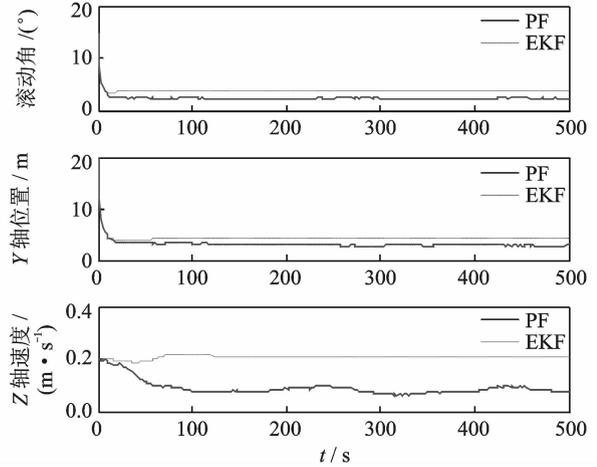


图6 估计误差标准差参数
Fig.6 Estimation error standard parameters

从图3~6和表1可以看出,采用发射系下SINS/GPS/CNS组合导航系统联邦PF滤波算法求解得到导航误差参数均小于采用发射系下SINS/

表1 组合导航系统PF与EKF算法误差对比表

Tab.1 PF and EKF RMS errors of integrated navigation system

误差项	姿态误差/($^{\circ}$)			位置误差/m			速度误差/($m \cdot s^{-1}$)			
	X轴	Y轴	Z轴	X轴	Y轴	Z轴	X轴	Y轴	Z轴	
RMS	PF	4.731	4.081	4.790	3.437	2.363	2.760	0.095	0.076	0.047
误差	EKF	6.808	6.339	7.249	3.910	3.043	4.029	0.145	0.109	0.152

GPS/CNS 组合导航系统联邦 EKF 滤波算法求解得到的相应导航误差参数,PF 滤波精度较 EKF 有显著的提升。表明在同样的仿真验证条件下,空天飞行器 SINS/GPS/CNS 多信息融合组合导航系统滤波算法选用 PF 滤波算法实现对状态的非线性估计,可以获得比线性化展开的 EKF 滤波算法更优的性能。

3 结束语

应用于未来高超、空天飞行器并建立于发射惯性系下的组合导航系统状态方程具有强非线性,且各状态相互耦合影响,传统的扩展卡尔曼滤波算法由于需要对模型进行线性化展开从而影响导航系统精度;粒子滤波算法因不需要进行线性化展开而具备特殊的优势,受到越来越多学者的重视。鉴于此,本文在建立发射惯性系下 SINS/GPS/CNS 组合导航系统模型的基础上,采用基于联邦滤波器的粒子滤波算法对导航参数进行估计。仿真结果表明,相较于采用 EKF 原理实现的联邦滤波器估计算法,粒子滤波能获得更高精度的导航结果,使其在高精度组合导航系统中成为一种有效的选择。

参考文献:

- [1] Rigatos G G. Nonlinear Kalman filters and particle filters for integrated navigation of unmanned aerial vehicles [J]. *Robotics and Autonomous Systems*, 2012,60(7):978-995.
- [2] Vani Cheruvu, Priyanka Aggarwal, Vijay Devabhaktuni. A novel voronoi based particle filter for multi-sensor data fusion[J]. *Applied Mathematics*, 2012(11):1787-179.
- [3] Kotecha J H, Djuric P M. Gaussian particle filtering [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2003, 51(10):2592-2601.
- [4] Olivier Brun, Vincent Teulière, Jean-Marie Garcia. Parallel particle filtering [J]. *J Parallel Distributed Computing*, 2002,62(7):1186-1202.
- [5] Chen Xiyuan, Shen Chong, Zhao Yuefang, et al. Study on GPS/INS system using novel filtering methods for vessel attitude determination [J]. *Mathematical Problems in Engineering*, 2013(2013):1-8.
- [6] 吴志峰, 吴军, 王蕊. 基于双联邦 UKF 算法的组合导航数据融合方法 [J]. *弹箭与制导学报*, 2009, 29(5): 106-110.
Wu Zhifeng, Wu Jun, Wang Rui. Intergrated navigation data fusion method based on double federated PF algorithm [J]. *Journal of Projectiles, Rockets, Missiles and Guidance*, 2009, 29(5):106-110.
- [7] 李天伟, 孙少杰, 彭伟骅, 等. 混合联邦-粒子滤波在组合导航系统中的应用 [J]. *计算机仿真*, 2013, 30(4):13-16.
Li Tianwei, Sun Shaojie, Peng Weihua, et al. Mixture federated-particle filter and its application on integrated navigation system [J]. *Computer Simulation*, 2013, 30(4):13-16.
- [8] Wang Rong, Liu Jianye, Xiong Zhi, et al. Double-layer fusion algorithm for EGI-based system [J]. *Aircraft Engineering and Aerospace Technology*, 2013, 85(4):258-266.
- [9] Xiong Zhi, Chen Jihui, Wang Rong, et al. A new dynamic vector formed information sharing algorithm in federated filter [J]. *Aerospace Science and Technology*, 2013, 29(1):37-46.
- [10] Katalin Gyorgy, András Kelemen, László Dávid. Unscented Kalman filters and particle filter methods for nonlinear state estimation [J]. *Procedia Technology*, 2014, 12(1):65-74.
- [11] 孙化东. 基于粒子滤波的 INS/GPS 组合导航滤波算法 [J]. *光学与光电技术*, 2012, 10(1):96-98.
Sun Huadong. Particle filtering algorithm for INS/GPS integrated navigation [J]. *Optics & Optoelectronic Technology*, 2012, 10(1):96-98.
- [12] Myers M R, Jorge A B, Mutton M J, et al. A comparison of extended Kalman filter, particle filter, and least squares localization methods for a high heat flux concentrated source [J]. *International Journal of Heat and Mass Transfer*, 2012, 55(9):2219-2228.
- [13] Leela K B, Raju K P. Performance analysis of particle filter for launch vehicle trajectory [J]. *IETE Journal of Education*, 2013, 54(2):83-91.