

文章编号: 1001-0920(2011)01-0085-04

一种新的改进高斯粒子滤波算法 及其在 SINS/GPS 深组合导航系统中的应用

周翟和, 刘建业, 赖际舟, 熊 智

(南京航空航天大学 导航研究中心, 南京 210016)

摘 要: 针对组合导航系统中出现的线性非线性混合滤波模型, 提出一种新的混合高斯粒子滤波算法 (MGPF). 该滤波算法在状态更新过程中借鉴线性卡尔曼滤波思想直接更新状态量的高斯分布参数, 而非逐个更新每个粒子, 因此很大程度上减少了高斯粒子滤波算法 (GPF) 的计算量, 同时滤波精度也有一定的提高. 建立了捷联惯性导航系统与全球卫星定位系统 (SINS/GPS) 相结合的深组合滤波模型, 并对新算法 MGPF 进行了仿真验证, 所得结果表明了该算法的有效性.

关键词: 高斯粒子滤波; 非线性滤波; 组合导航; 捷联/卫星

中图分类号: TP14

文献标识码: A

Novel Gaussian particle filter and it's application in deeply integrated SINS/GPS navigation system

ZHOU Zhai-he, LIU Jian-ye, LAI Ji-zhou, XIONG Zhi

(Navigation Research Center, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China.

Correspondent: ZHOU Zhai-he, E-mail: zzhcom@nuaa.edu.cn)

Abstract: For mixture linear and nonlinear model in integrated navigation system, a new algorithm of mixture Gaussian particle filtering (MGPF) is proposed. The stage of GPF state updating can be improved with the thought of Kalman filter (KF). The updating stage is to update Gaussian distribution parameters of the particle rather than update all particles one by one. Compared with the traditional GPF, the novel algorithm can improve filtering precision and reduce filtering time. The MGPF algorithm is applied to SINS/GPS integrated navigation model. The simulation experiment on the established model shows the effectiveness of the algorithm.

Key words: Gaussian particle filter; nonlinear filter; integrated navigation; SINS/GPS

1 引 言

捷联惯性导航系统 (SINS) 的自主导航能力较强, 在不依赖外界条件的情况下, 能提供较为完备的导航信息, 同时系统动态性能好, 数据输出更新频率高, 在短期内导航精度高. SINS 的这些优点, 使得它在军事、民用等领域有着广泛的应用. 但 SINS 导航参数误差存在随运行时间而积累的缺点, 独立工作效果差. 一般通过组合导航的方式解决误差积累问题, 如与全球卫星定位系统 (GPS) 构成的 SINS/GPS 组合导航系统, 其通过 GPS 辅助来提高组合系统的导航性能. 由于 GPS 输出的位置、速度信息与时间相关, 深组合存在一定的模型误差, 甚至会出现滤波发

散现象. 相比较而言, 伪距、伪距率的深组合方式在滤波精度和系统可靠性方面具有一定的优势. 在深组合模式下, 观测方程中有时会出现非线性环节, 不便采用传统的线性卡尔曼滤波技术直接进行处理.

理论上, 粒子滤波 (PF) 适用于非高斯非线性系统^[1], 可以解决上述 SINS/GPS 深组合导航系统中出现的非线性滤波问题^[2]. 但由于组合导航系统状态量维数高、计算复杂、对实时性要求高, 使得很多粒子滤波方法不适合在该系统中应用. 有时需要根据组合导航模型特点对粒子滤波算法进行适当的改进^[3], 改进的目的是为了减少粒子滤波的计算量, 提高滤波精度, 使其能更好地满足组合导航系统的要求.

收稿日期: 2009-10-26; 修回日期: 2010-01-07.

基金项目: 国家自然科学基金项目(60702003); 航空科学基金项目(20090852012).

作者简介: 周翟和(1974—), 男, 讲师, 博士生, 从事组合导航、非线性滤波的研究; 刘建业(1957—), 男, 教授, 博士生导师, 从事惯性技术、卫星定位等研究.

在 SINS/GPS 深组合导航系统中, 当采用导航参数误差量组成状态方程, 用 GPS 伪距构成观测方程时, 滤波系统中会出现线性非线性混合模型^[4]. 针对上述混合模型, 本文提出了一种新的混合高斯粒子滤波算法 (MGPF), 用来解决 SINS/GPS 深组合导航系统的滤波问题. MGPF 算法的主要思路是在 GPF (Gaussian particle filter)^[5] 状态更新过程中, 直接更新状态量的高斯分布参数, 而不是逐个更新每个粒子, 其参数的更新和计算过程可借鉴 KF 滤波方法中的状态更新过程. 新算法在很大程度上减少了 GPF 滤波算法的计算量, 同时滤波精度也有一定程度的提高. 在上述改进基础上, 针对 GPF 滤波的特点, 在重要性函数的选择、滤波算法结构上作了一定调整, 使得改进后的粒子滤波算法更加适合在线性、非线性混合模型的组合导航系统中应用.

本文分析了高斯粒子滤波的特点, 阐述了 GPF 算法的基本原理和算法实现. 针对线性非线性混合模型, 结合 KF 状态更新算法原理, 将这种思想应用于 GPF 状态的更新过程, 改进了普通 GPF 滤波算法. 同时选择合适的重要性函数, 简化 GPF 滤波结构, 给出了改进后 GPF 算法实现的算法流程. 根据 SINS/GPS 组合导航系统原理, 建立了滤波系统的状态方程和观测方程, 根据该模型给出了算法实现方法, 进行了仿真验证, 并给出了相关结论.

2 高斯粒子滤波及其改进算法设计

高斯粒子滤波的基本思想是假设被估状态量的后验概率密度函数近似于多维高斯分布, 利用粒子滤波技术求取高斯分布相关参数并得到滤波结果. 与其他粒子滤波理论相似, GPF 算法只给出了滤波的基本框架, 具体实现方法种类很多. 文献 [5] 首次提出了 GPF 的概念, 给出了算法实现的基本框架; [6] 对 GPF 算法结构进行了调整, 提出了半高斯滤波方法. [7-8] 对基本高斯粒子滤波进行了改进, 这些改进方法在一定程度上提高了滤波精度, 但同时也增加了滤波的计算量. 与其他大部分粒子滤波比较而言, GPF 由于没有独立的重采样过程, 实现简洁, 计算量小, 易于并行处理, 具有一定的实用性. 本文针对 SINS/GPS 中出现的线性、非线性混合模型, 在高斯粒子滤波的框架基础上提出了一种新的改进算法 MGPF, 在一定程度上提高了滤波精度, 减少了滤波计算时间, 在组合导航系统中具有一定的应用价值.

2.1 高斯粒子滤波

设在随机系统离散形式的状态空间模型中, 系统的状态方程和量测方程为

$$x_n = f(x_{n-1}, u_n), \quad (1)$$

$$y_n = h(x_n, v_n). \quad (2)$$

其中: $f(\cdot)$ 和 $h(\cdot)$ 为已知函数; u_n 和 v_n 是服从一定分布的随机噪声. 根据滤波理论, 离散系统后验密度函数的求解可由递推贝叶斯估计框架给出. 高斯粒子滤波的目的是用一组粒子及其对应的权值来求得系统的滤波密度函数 $p(x_n|y_{1:n})$. 假设在时刻 n , $p(x_n|y_{1:n-1})$ 和 $p(x_n|y_{1:n})$ 均可由高斯分布近似逼近, 高斯粒子滤波表述为

$$p(x_n|y_{1:n}) = C_n p(x_n|y_{1:n-1}) \cdot p(y_n|x_n) \approx C_n N(x_n; \bar{\mu}_n, \bar{\Sigma}_n) p(y_n|x_n) \approx N(x_n; \mu_n, \Sigma_n), \quad (3)$$

其中 $C_n = \left(\int p(x_n|y_{1:n-1}) \cdot p(y_n|x_n) dx_n \right)^{-1}$ 为归一化因子. 如果求出该密度函数, 则滤波问题也将得到解决, 其中高斯分布 $N(x_n; \bar{\mu}_n, \bar{\Sigma}_n)$ 和 $N(x_n; \mu_n, \Sigma_n)$ 中各参数可根据粒子及其对应的权值求出, 同时粒子及其权值可根据一般粒子滤波框架迭代更新求出.

2.2 改进高斯粒子滤波算法设计及实现

由式 (1) 和 (2) 表示的系统模型, 无论是状态方程还是量测方程均是非线性表达形式, 描述了系统的一般形式, 适合于通用的非线性应用场合. 如果在系统模型中, 状态方程是线性的, 观测方程是非线性或其噪声是非高斯的, 则系统会出现线性、非线性混合模型^[9] (如深组合导航系统模型), 这时系统模型描述为

$$x_n = Ax_{n-1} + Bw_{n-1}, \quad (4)$$

$$y_n = h(x_n, v_n). \quad (5)$$

在这种线性、非线性的混合模型中, 本文针对上述高斯粒子滤波提出了一种改进的新算法 MGPF. 改进的具体思路是, 利用 KF 的状态更新公式取代高斯粒子滤波中的状态更新过程, 保留高斯粒子滤波中的量测更新及其他计算过程. 在传统的高斯粒子滤波状态更新过程中, 需要通过状态方程及其噪声分布对每个粒子分别进行状态更新, 而 MGPF 算法在状态更新的过程中, 只需对其高斯分布参数及均值和方差进行更新, 大大降低了计算量. 在混合模型中, KF 的状态更新过程是最优估计, 而 GPF 状态更新过程是次优的, 所以 MGPF 算法在保证滤波精度的前提下, 计算量有明显的减少. 通过上述说明, 可给出 MGPF 算法的实现流程如下:

Step 1: 初始化. 选取合适的参数, 使粒子服从 $N(x_0; \mu_0, \Sigma_0)$ 正态分布.

Step 2: 时间更新过程. 根据上次滤波结果分布 $N(x_{n-1}; \mu_{n-1}, \Sigma_{n-1})$ 及线性状态方程 (4), 利用 KF 状态更新公式分别求出状态更新后的正态分布参数, 使更新后的粒子服从 $N(\hat{x}_n; \hat{\mu}_n, \hat{\Sigma}_n)$ 正态分布

$$\hat{\mu}_n = A\mu_{n-1}, \quad \hat{\Sigma}_n = A\Sigma_{n-1}A^T + BQ_{n-1}B^T.$$

Step 3: 量测更新过程. 从KF状态更新结果 $N(\hat{x}_n; \hat{\mu}_n, \hat{\Sigma}_n)$ 得到更新后的粒子, 表示为 $\{x_n^{(j)}\}_{j=1}^M$, 根据 $\bar{\omega}_n^{(j)} = p(y_n | x_n^{(j)})$ 计算粒子权值, 根据 $\omega_n^{(j)} = \bar{\omega}_n^{(j)} / \sum_{j=1}^M \bar{\omega}_n^{(j)}$ 规一化权值.

Step 4: 计算滤波及相关参数. 根据粒子及相应权值计算滤波结果和相关参数, 使量测更新后的粒子服从 $N(x_n; \mu_n, \Sigma_n)$ 正态分布, 并得到状态量的滤波值 μ_n 及其相应的方差 Σ_n , 即

$$\mu_n = \sum_{j=1}^M \omega_n^{(j)} x_n^{(j)} \Sigma_n = \sum_{j=1}^M \omega_n^{(j)} (\mu_n - x_n^{(j)}) (\mu_n - x_n^{(j)})^H.$$

Step 5: 返回 Step 2, 循环以上步骤.

从上述算法流程可以看出改进后的高斯粒子滤波算法的实现过程: 首先初始化MGPF粒子高斯分布参数, 其均值选取为状态量的初值, 方差为其先验估计方差; 其次在粒子的更新过程中, 不直接逐个更新粒子, 而更新粒子的高斯分布参数, 更新方法借鉴KF状态更新算法原理. 粒子更新是利用KF公式和系统的状态方程及噪声分布, 未用到最新的观测量, 类似于传统GPF中采用先验概率密度函数作为重要性函数的滤波方式. 在上述改进措施的基础上, 选取重要性密度函数为其先验分布密度函数, 高斯粒子滤波算法可进一步简化, 主要体现在权值的计算公式较简单. 从算法流程中也可以看出, 算法假设粒子的先验分布为高斯分布, 与文献[5]所提出的GPF算法相比更为简洁合理.

3 SINS/GPS深组合导航系统滤波模型

3.1 组合导航数据处理方法

本文采用捷联惯导和GPS伪距深组合的方式进行导航计算的数据处理, 其原理如图1所示.

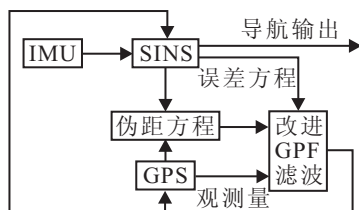


图1 SINS/GPS组合导航原理

从数据处理原理可以看出, 本文根据IMU, GPS的误差模型及惯导误差方程建立滤波的状态方程^[10], 根据GPS伪距模型及惯导位置信息建立观测方程, 直接将GPS的伪距信息作为观测量, 无需解算GPS的位置信息. 由于状态方程是线性的, 观测方程是非线性的, 组合导航滤波算法采用第2.2节提出的

改进GPF粒子滤波算法进行数据处理, 滤波处理后的结果可以对SINS解算和GPS噪声模型进行闭环修正, 从而在减少滤波计算量的同时提高导航输出参数精度.

3.2 滤波状态方程及观测方程的建立

选取滤波状态量为 $X = [\phi, \delta_v, \varepsilon_b, \varepsilon_r, \nabla, \delta_L, \delta_\lambda, \delta_h, b, d]$, 根据传感器误差模型及惯导误差方程建立状态方程. 其中: $\phi = [\phi_e, \phi_n, \phi_u]$ 为平台误差角, $\delta_v = [\delta_{ve}, \delta_{vn}, \delta_{vu}]$ 为速度误差; $\varepsilon_b = [\varepsilon_{bx}, \varepsilon_{by}, \varepsilon_{bz}]$ 为陀螺的常值漂移, $\varepsilon_r = [\varepsilon_{rx}, \varepsilon_{ry}, \varepsilon_{rz}]$ 为陀螺一阶马尔可夫漂移, $\varepsilon = \varepsilon_b + \varepsilon_r + w_g, \dot{\varepsilon}_b = 0, \dot{\varepsilon}_r = -1/T_g \varepsilon_r + w_r; \nabla = [\nabla_x, \nabla_y, \nabla_z]$ 为加速度计零偏; $\delta_L, \delta_\lambda, \delta_h$ 为位置误差, 关于上述18个状态量的微分方程及其离散化可参考文献[10-11]. b 和 d 为深组合时GPS的时钟误差, b 为等效时钟误差, d 为等效时钟频率误差, 其对应的微分方程为 $\dot{b} = d + w_b, \dot{d} = -d/T_d + w_d$, 状态方程的噪声为 $W = [w_{gx}, w_{gy}, w_{gz}, w_{rx}, w_{ry}, w_{rz}, w_{ax}, w_{ay}, w_{az}, w_b, w_d]$. 根据上述描述, 可列出系统的状态方程 $\dot{X}(t) = F(t)X(t) + G(t)W$, 方程的各个参数根据上面提到的微分方程确定. 设载体在地球大地坐标系统的位置经度、纬度和高度在地球直角坐标系中对应的位置为

$$\begin{cases} x = (R_n + h) \cos L \cos \lambda, \\ y = (R_n + h) \cos L \sin \lambda, \\ z = (R_n(1 - e^2) + h) \sin L. \end{cases} \quad (6)$$

第 i 颗卫星对应的伪距可表示为

$$\rho_i = \sqrt{(X_i - x)^2 + (Y_i - y)^2 + (Z_i - z)^2} + b + w_g. \quad (7)$$

设系统的观测量 $Z = [\rho_1, \rho_2, \rho_3, \rho_4]$, 将 $L = L + \delta L, \lambda = \lambda + \delta \lambda, h = h + \delta h$ 代入式(6), 再将式(6)代入(7), 便可得到系统的观测方程^[11]为

$$Z(t) = h(X(t)) + V(t).$$

4 改进GPF滤波算法的实现及仿真

根据MGPF算法及组合导航非线性滤波模型对系统进行仿真, 仿真条件设置捷联惯导IMU的输出频率为50 Hz, GPS的更新频率为1 Hz. 陀螺的零偏漂移为 $0.1^\circ/\text{h}$, 加速度计零偏为 10^{-4} g . 仿真时间为360 s, 载体做机动飞行, 在时间段0~30 s滑跑, 31~60 s加速拉起, 61~75 s爬高, 76~90 s倾斜预转弯, 91~360 s盘旋上升. 飞机初始位置为北纬 32° , 东经 118° , 高度500 m. 初始姿态角为 0° , 初始速度为300 m/s. 仿真航迹如图2所示. 仿真中分别利用GPF和改进GPF粒子滤波方法对组合导航系统进行数据处理, 粒子数目选择为2600个. 图3~图5分别为MGPF滤波后高度、经度、纬度3个位置误差曲线与GPF滤波位置误

差曲线的对比,其中MGPF采用本文第2.2节给出的滤波算法,GPF采用文献[5]所提供的算法.从图中可以看出,MGPF滤波算法在组合导航中的滤波精度要高于传统的GPF滤波算法.

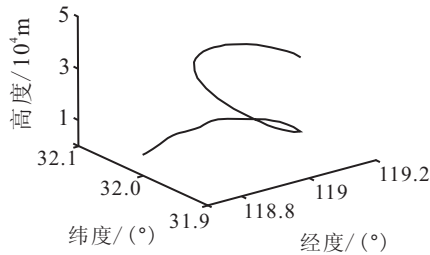


图2 仿真航迹

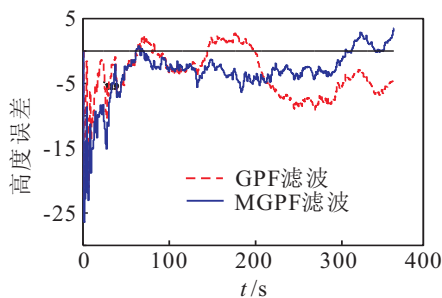


图3 高度误差对比

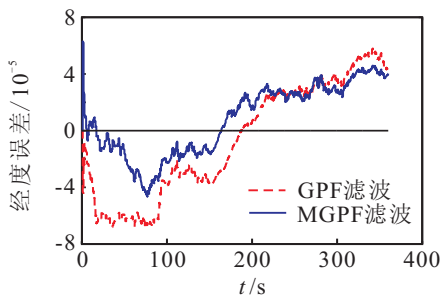


图4 经度误差对比

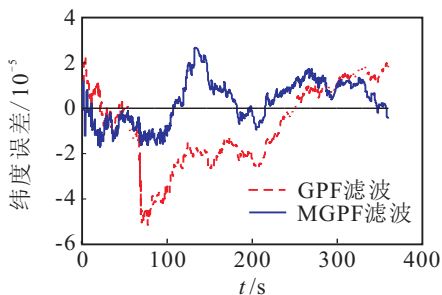


图5 纬度误差对比

滤波算法的计算量理论公式往往难以直接准确获取,在工程上一般采用滤波计算时间来衡量,同时滤波的仿真时间也和算法的计算量大致成比例关系.表1给出了两种算法处理后数据的均方误差(RMSE)及仿真时间比较,其中滤波时间是指每步滤波数据处理的仿真计算时间.由表1可见,在相同条件下MGPF滤波精度有了一定程度的提高,同时滤波

时间也有明显的减少,因此本文提出的新的粒子滤波算法MGPF能更好地满足组合导航系统的性能要求.

表1 两种数据处理方法中位置误差精度比较

	高度误差/m	经度误差/m	纬度误差/m	滤波时间/s
GPF	7.6	8.4	9.7	2.1
MGPF	5.7	6.8	8.1	1.5

5 结论

在组合导航系统中,当系统出现线性非线性混合模型时,线性的KF无法直接应用,而采用一般的PF计算量较大.针对该情况,本文提出利用KF状态更新算法思想对传统的GPF进行改进,改进的主要措施是在GPF状态更新过程中,直接更新状态量的高斯分布参数,而非逐个更新每个粒子.同时在GPF的算法结构和重要性函数的选择等方面做了一定调整.通过仿真验证表明,本文提出的MGPF算法无论是滤波精度还是计算时间均有一定程度的改善,能更好地满足组合导航的性能要求.同时应该注意到,该改进算法有一定的应用前提,不像一般的粒子滤波能应用于通用的非线性模型.

参考文献(References)

- [1] Giremus A, Tourneret J Y, Calmettes V. A particle filtering approach for joint detection/estimation of multipath effects on GPS measurements[J]. *Signal Processing*, 2007, 55(4): 1275-1285.
- [2] Miller I, Campbell M. Particle filtering for map-aided localization in sparse GPS environments[C]. *IEEE Int Conf on Robotics and Automation*. Pasadena, 2008: 1834-1841.
- [3] Aggarwal P, Syed Z, El-Sheimy N. Hybrid extended particle filter(HEPF) for integrated civilian navigation system[C]. *IEEE/ION Position, Location and Navigation Symposium*. Monterey, 2008: 984-992.
- [4] Schon T, Gustafsson F, Nordlund P J. Marginalized particle filters for mixed linear/nonlinear state-space models[J]. *IEEE Trans on Signal Processing*, 2005, 53(7): 2279-2289.
- [5] Kotecha J H, Djurić P M. Gaussian particle filtering[J]. *IEEE Trans on Signal Processing*, 2003, 51(10): 2592-2601.
- [6] Wu Y X, Hu D W, Wu M P, et al. Quasi-Gaussian particle filtering[C]. *Int Conf on Computational Science*. Glasgow, 2006: 689-696.
- [7] Yang D K, Zhou X L. U-GPF information fusion algorithm for GPS/DR integrated positioning system[C]. *Int Conf on Machine Learning and Cybernetics*. Hong Kong, 2007: 1424-1427.

(下转第95页)