

文章编号: 1001-0920(2012)06-0957-04

基于结构分解的GPS/INS组合导航粒子滤波技术

熊 剑, 刘建业, 赖际舟, 周翟和

(南京航空航天大学 导航研究中心, 南京 210016)

摘要: 针对粒子滤波应用于GPS/INS组合导航系统时难以保证滤波实时性的问题, 提出一种基于线性/非线性结构分解的改进粒子滤波算法. 改进算法对状态方程进行线性/非线性结构分解, 分别采用重点采样和线性卡尔曼方式进行一步预测递推, 充分发挥粒子滤波和卡尔曼滤波的特点, 有效降低了粒子滤波的计算量, 在保证GPS/INS组合导航系统滤波精度的条件下提高了组合滤波的实时性.

关键词: 非线性滤波; 粒子滤波; 组合导航系统; 惯性导航系统

中图分类号: V249.32

文献标识码: A

GPS/INS integrated navigation particle filter based on structural decomposition

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

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

Correspondent: XIONG Jian, E-mail: weihuijian@nuaa.edu.cn)

Abstract: For the real time problem of particle filter in GPS/INS integrated navigation system, an improved particle filter algorithm based on linear & nonlinear structural decomposition is proposed. In the improved algorithm, state equation is decomposed into linear & nonlinear structures, individually predicted and deduced by importance sampling and linear Kalman filter. By bringing the advantages of particle filter and Kalman filter into the prediction process, the computation workload of particle filter is reduced and the real time capability of integrated filtering is improved with the precision of GPS/INS integrated navigation guaranteed.

Key words: nonlinear filtering; particle filter; integrated navigation system; inertial navigation system(INS)

1 引 言

以速度、位置组合为特征的松散组合方式在GPS/INS组合导航系统中得到了广泛的应用. 当载体处于大机动状态或惯性导航系统误差量较大时, 系统的非线性特性比较明显. 粒子滤波(PF)基于Bayes理论和Monte Carlo随机采样方法, 不断地采样、预测和更新状态的概率密度函数, 可有效解决GPS/INS组合导航系统中的非线性滤波问题^[1-3]. 受原理限制, 对于组合导航之类的高维系统, 粒子滤波计算量随着系统维数的增加急剧增长^[4], 因而粒子滤波在GPS/INS组合导航系统中应用时难以保证组合滤波的实时性.

基于加性四元数误差的惯性导航系统非线性误差模型中仅速度误差方程为非线性方程, 而系统量测

方程为线性, 噪声服从高斯分布. 系统非线性状态只占系统状态的很少一部分, 如果仅对这一部分非线性状态采用粒子滤波, 对其系统中线性部分采用线性递推方式, 则可极大地降低粒子滤波应用于GPS/INS组合导航系统的计算量.

本文提出一种基于线性/非线性结构分解的改进粒子滤波算法. 改进算法假定系统量测方程为线性、噪声服从高斯分布, 先验概率密度可近似服从高斯分布, 对状态方程进行线性/非线性结构分解, 分别对线性状态和非线性状态采用线性递推和非线性递推, 在保证GPS/INS组合导航系统组合精度的前提下, 提高了粒子滤波应用于GPS/INS组合导航系统的实时性能.

收稿日期: 2010-11-22; 修回日期: 2011-01-25.

基金项目: 国家自然科学基金项目(60702003); 航空科学基金项目(20080852011); 博士学科点专项科研项目(20070287045).

作者简介: 熊剑(1977-), 男, 讲师, 博士生, 从事非线性滤波、组合导航的研究; 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.

2 粒子滤波原理分析

非线性系统模型如下:

$$x_k = f(x_{k-1}, w_{k-1}), z_k = g(x_k, v_k), \quad (1)$$

其中 w_{k-1}, v_k 是服从一定分布的随机噪声.

其后验概率分布可通过预测和更新 2 个步骤递推得到^[5-6]. 假设在 $k-1$ 时刻的后验分布函数已知, 根据 Chapman-Kolmogrov 方程可以得到预测方程为

$$p(x_k | z_{1:k-1}) = \int p(x_k | x_{k-1}) p(x_{k-1} | z_{1:k-1}) dx_{k-1}. \quad (2)$$

在 k 时刻得到观测量 z_k 后, 可根据贝叶斯公式得到更新方程

$$p(x_k | z_{1:k}) = p(z_k | x_k) p(x_k | z_{1:k-1}) / p(z_k | z_{1:k-1}). \quad (3)$$

式 (2) 和 (3) 给出了最优贝叶斯估计的递推框架.

粒子滤波采用蒙特卡洛积分方法实现最优贝叶斯估计. 最为典型的粒子滤波算法是重要性采样重采样 (SIR) 算法.

3 基于结构分解的改进粒子滤波算法

GPS/INS 组合导航系统非线性系统状态方程只含有部分非线性方程, 噪声近似服从高斯分布, 且量测方程为线性方程. 对于这一类系统可以将式 (1) 写成如下形式:

$$x_k^{nf} = f_{k-1}^n(x_{k-1}^{ns}) + A_{k-1}^n x_{k-1}^{ls} + G_{k-1}^n w_{k-1}^n, \quad (4)$$

$$x_k^{lf} = f_{k-1}^l x_{k-1}^{ns} + A_{k-1}^l x_{k-1}^{ls} + G_{k-1}^l w_{k-1}^n. \quad (5)$$

其中: x_k^{nf} 为非线性方程对应的状态; x_k^{lf} 为线性方程对应的状态; f_{k-1}^n 为非线性函数; $f_{k-1}^l, A_{k-1}^n, A_{k-1}^l$ 为线性状态转移矩阵; G_{k-1}^n, G_{k-1}^l 为线性噪声系数阵; x_{k-1}^{ns} 为系统非线性状态; x_{k-1}^{ls} 为系统线性状态.

针对 GPS/INS 组合导航系统的特点, 可通过线性/非线性结构分解, 将粒子滤波与其他滤波方法相结合, 其具体原理如图 1 所示.

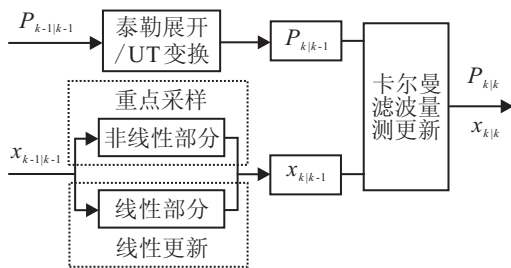


图 1 基于结构分解的粒子滤波实现

根据图 1, 非线性系统的时间更新过程可分解为非线性方程和线性方程分别进行, 即对非线性方程利用重点采样进行时间更新, 并近似为高斯分布; 对线性方程采用线性卡尔曼递推方程更新. 然后将非线性

方程对应的状态和线性方程对应的状态合并构成系统状态. 因状态一步预测分 2 个步骤进行, 故一步预测均方误差不能利用粒子滤波或卡尔曼递推方程得到, 可以采用线性泰勒展开或 UT 变换 (unscented transformation)^[7]的方式求解.

在得到状态一步预测和一步预测均方误差后, 假定先验概率密度近似服从高斯分布, 则量测更新可以采用卡尔曼滤波的量测更新过程, 并且后验概率密度也近似服从高斯分布. 改进粒子滤波算法的流程如下:

Step 1: 根据后验概率密度 $N(x_{k-1}, \mu_{k-1}, \Sigma_{k-1})$ 抽样 $x_{k-1}^i, i = 1, 2, \dots, n$;

Step 2: 从抽样中析出非线性状态部分 $x_{k-1}^{nsi}, i = 1, 2, \dots, n$;

Step 3: 利用式 (4) 重点采样, 得到样本的一步预测 $x_k^{nfi}, i = 1, 2, \dots, n$, 并进行高斯近似, 其均值 x_k^{nf} 为非线性方程对应状态一步预测的无偏估计;

Step 4: 利用式 (5) 对线性方程对应的状态进行一步预测, 得到 x_k^{lf} ;

Step 5: 将 x_k^{nf} 和 x_k^{lf} 合并构成非线性系统的状态一步预测 x_k , 并将先验概率密度近似为高斯分布;

Step 6: 利用线性泰勒展开或 UT 变换求解一步预测均方误差;

Step 7: 利用卡尔曼滤波量测更新过程对一步预测和一步预测均方误差进行修正;

Step 8: 返回 Step 1.

在基于线性/非线性结构分解的改进粒子滤波算法中, 状态一步预测结合了粒子滤波和卡尔曼滤波的各自优点, 其预测精度高, 同时大大降低了重点采样的计算量. 在先验概率密度服从高斯分布的假设下, 其量测更新过程采用线性更新, 从理论上是最优的. 由于一步预测均方误差采用线性泰勒展开或 UT 变换求解, 滤波精度受到一步预测均方误差精度的影响, 改进算法的理论精度会略低于、并接近粒子滤波精度, 但仍具有较好的实时性能.

4 基于结构分解粒子滤波的组合导航系统设计实现

4.1 基于加性四元数的组合导航系统建模

加性四元数误差以加法形式定义了坐标系间的四元数误差, 定义比较直观, 且基于加性四元数误差的惯性导航系统非线性误差模型仅速度误差方程为非线性方程^[8], 有利于降低滤波计算量. 本文采用加性四元数误差模型作为惯性导航系统的非线性误差模型. 取 GPS/INS 组合导航系统状态为

$$X = [\delta V_E, \delta V_N, \delta V_U, \delta q_0, \delta q_1, \delta q_2, \delta q_3, \delta L, \delta \lambda, \delta h, \varepsilon_{bx}, \varepsilon_{by}, \varepsilon_{bz}, \varepsilon_{rx}, \varepsilon_{ry}, \varepsilon_{rz}, \nabla_{ax}, \nabla_{ay}, \nabla_{az}]^T. \quad (6)$$

其中: δV 为速度误差; δq 为加性四元数误差; $\delta L, \delta \lambda, \delta h$ 为纬度、经度和高度误差; ε_b 为陀螺常数漂移; ε_r 为陀螺一阶马尔可夫过程; ∇_a 为加速度计一阶马尔可夫过程; 下标 x, y, z 分别代表机体坐标系的3个轴向上的分量; E, N, U 分别代表地理坐标系的3个轴向上的分量。

惯性导航系统的加性四元数速度、姿态和位置误差方程如下(式中各符号意义参见文献[9]):

$$\delta \dot{V}^n = \delta C_b^n f^b - (2\omega_{ie}^n + \omega_{en}^n) \times \delta V^n + C_b^n \delta f^b + V^n \times (2\delta\omega_{ie}^n + \delta\omega_{en}^n), \quad (7)$$

$$\delta \dot{Q}_b^n = \frac{1}{2} \Omega_u(\omega_{ib}^b) \delta Q_b^n - \frac{1}{2} \Omega_d(\omega_{in}^n) \delta Q_b^n + \frac{1}{2} U(Q_b^n) \delta \omega_{ib}^b - \frac{1}{2} Y(Q_b^n) \delta \omega_{in}^n, \quad (8)$$

$$\begin{bmatrix} \delta \dot{L} \\ \delta \dot{\lambda} \\ \delta \dot{h} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ \frac{\sec L}{(R_n + h)} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \delta V_E \\ \delta V_N \\ \delta V_U \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 0 & -V_N \\ \frac{V_E \sec L \tan L}{(R_n + h)} & 0 & -V_E \sec L \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \delta L \\ \delta \lambda \\ \delta h \end{bmatrix}. \quad (9)$$

GPS/INS 组合导航系统观测方程为

$$\begin{bmatrix} Y_p \\ Y_v \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 4} & H_p & 0_{3 \times 9} \\ I_{3 \times 3} & 0_{3 \times 4} & 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 9} \end{bmatrix} X + [v_{pn} \ v_{pe} \ v_{ph} \ v_{vn} \ v_{ve} \ v_{vh}]^T. \quad (10)$$

其中: $H_p = \text{diag}([R_m, R_n \cos L, 1])$; v_{pn}, v_{pe}, v_{ph} 和 v_{vn}, v_{ve}, v_{vh} 为 GPS 位置、速度观测噪声, 考虑为白噪声。

改进粒子滤波算法仅对 GPS/INS 组合导航系统状态方程中的非线性部分进行重点采样, 由于基于加性四元数误差的惯性导航系统非线性误差模型仅 3 维速度误差方程为非线性方程, 其对应的非线性状态量为 4 个加性四元数误差, 取较少的粒子便能稳定地达到较高的滤波精度。

4.2 GPS/INS 组合导航系统仿真与分析

仿真中设陀螺随机常值为 $0.1^\circ/\text{h}$, 陀螺一阶马尔可夫过程驱动白噪声为 $0.1^\circ/\text{h}$, 相关时间常数为 3600s , 陀螺白噪声为 $0.1^\circ/\text{h}$; 加速度计一阶马尔可夫过程驱动白噪声为 $1 \times 10^{-4}\text{g}$, 相关时间常数为 1800s ; GPS 接收机位置白噪声为 10m , 速度白噪声为 0.2m/s 。仿真中采用“滑跑—爬升—改平—机动飞

行—匀速平飞”的飞行航迹, 仿真时间为 3600s 。

仿真中将基于结构分解的改进粒子滤波算法与高斯粒子滤波(GPF)进行了对比。改进粒子滤波算法取 500 个粒子, 高斯粒子滤波分别取 3000 个粒子, 6000 个粒子和 10000 个粒子。为便于区分, 图 2~图 5 中仅列出了改进算法和 GPF 采用 3000 个粒子的误差曲线。

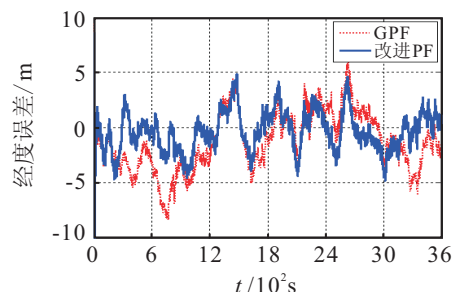


图 2 经度误差

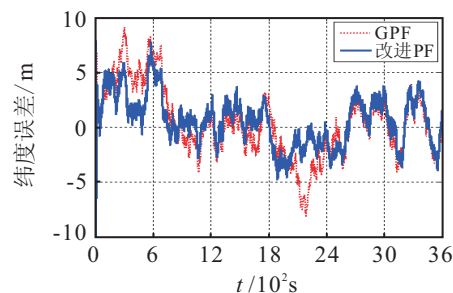


图 3 纬度误差

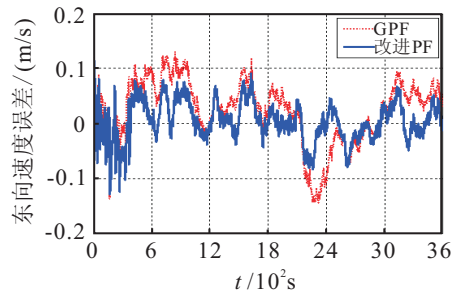


图 4 东向速度误差

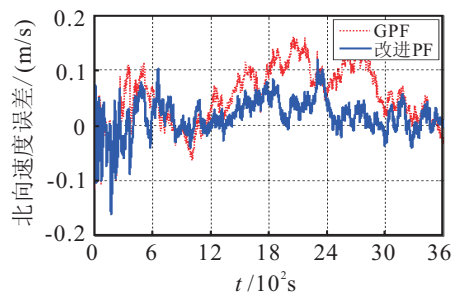


图 5 北向速度误差

由图可见, 改进算法取 500 个粒子的情况下即能稳定地达到一个较高的组合滤波精度, 其水平位置误差在 5m 以内, 水平速度误差在 0.1m/s 以内。采用 GPF 进行组合滤波时, 在 3000 个粒子情况下, 其精度远低于改进算法。在 6000 个粒子情况下, 组合滤波精

度有所提高,接近改进算法(滤波情况在表 1 中给出).采用 10 000 个粒子时,GPF 的误差曲线几乎与改进算法重合,精度与改进算法类似.继续增加粒子后,误差曲线无明显变化.

表 1 GPF 和改进算法的精度对比

算法(粒子)	λ/m	L/m	$V_E/(m/s)$	$V_N/(m/s)$	相对时间
GPF(3 000)	2.484	2.521	0.052 5	0.062 3	1
GPF(6 000)	1.733	2.184	0.033 5	0.035 8	2.94
改进 PF(500)	1.505	1.928	0.028 1	0.027 6	0.015

表 1 给出了不同滤波器在整个仿真时段内导航参数绝对误差的均值,并给出了两种滤波器的相对运行时间.可以看出,改进算法在滤波精度和实时性上明显优于 GPF 算法.改进算法在 500 个粒子情况下即能较为稳定地达到一个较高的滤波精度;而 GPF 在 3 000 个粒子情况下滤波精度远低于改进算法,6 000 个粒子情况下滤波精度接近改进算法.在滤波时间上,改进算法的滤波时间仅为 GPF 在 3 000 个粒子情况下的 2% 左右.

5 结 论

GPS/INS 组合导航系统维数较高,采用粒子滤波作为组合滤波器难以保证组合滤波的实时性要求.针对 GPS/INS 组合导航系统的特点,本文从线性/非线性结构分解的角度出发,提出了基于线性/非线性结构分解的改进粒子滤波算法,较好地满足了粒子滤波应用于 GPS/INS 组合导航系统的实时性要求.

参考文献(References)

- [1] Giremus A, Tourneret J Y. Controlling particle filter regularization for GPS/INS hybridization[C]. European Signal Processing Conf. Florence, 2006.
- [2] 华冰,刘建业,李荣冰,等.余度 MEMS-IMU/GPS 组合导航系统[J].南京航空航天大学学报,2007,39(5): 570-

575.

(Hua B, Liu J Y, Li R B, et al. Redundant MEMS-IMU/GPS integrated navigation system based on improved unscented particle filter algorithm[J]. J of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2007, 39(5): 570-575.)

- [3] 周翟和,刘建业,赖际舟.组合导航直接滤波模型中的高斯粒子滤波[J].应用科学学报,2009,27(1): 97-101.
(Zhou Z H, Liu J Y, Lai J Z. Gaussian particle filter in integrated navigation system with a direct filter model[J]. J of Applied Sciences-Electronics and Information Engineering, 2009, 27(1): 97-101.)
- [4] Yin J J, Zhang J Q, Mike K. The marginal rao-blackwellized particle filter for mixed linear/nonlinear state space models[J]. Chinese J of Aeronautics, 2007, 20(4): 346-352.
- [5] Kotecha J H, Djuric 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]. ICCS 2006. Heideberg, 2006: 689-696.
- [7] Julier S J, Uhlman J K. Unscented filtering and nonlinear estimation[J]. Proc of the IEEE, 2004, 92(3): 401-422.
- [8] 李涛.非线性滤波方法在导航系统中的应用研究[D].长沙:国防科技大学机电工程与自动化学院,2003.
(Li T. Research on application of nonlinear filtering in navigation system[D]. Changsha: College of Mechatronic Engineering and Automation, National University of Defence Technology, 2003.)
- [9] 陆海勇,赵伟,熊剑,等.强跟踪 UKF 滤波在 SINS/GPS 组合导航中的应用研究[J].航空电子技术,2008,39(4): 5-10.
(Lu H Y, Zhao W, Xiong J, et al. Exploration of strong tracking UKF used in the SINS/GPS integrated navigation[J]. Avionics Technology, 2008, 39(4): 5-10.)

(上接第 956 页)

- [5] Cherkassky V, Yunqian M. Practical selection of SVM parameters and noise estimation for SVM regression[J]. Neural Networks, 2004, 17(1): 113-126.
- [6] Han X X, Xie G, Xie K M. Heterogeneous catalysis modeling strategy integrating support vector regression and chaotic particle swarm optimization algorithm[C]. Proc of the 5nd Int Conf on Computational Intelligence and Security. Beijing, 2009: 56-60.
- [7] 吕金虎,陆君安,陈士华.混沌时间序列分析及其应

用[M].武汉:武汉大学出版社,2002: 66-71.

(Lv J H, Lu J A, Chen S H. Chaotic time series analysis and application[M]. Wuhan: Wuhan University Press, 2002: 66-71.)

- [8] Takens F. Detecting strange attractor in turbulence[J]. Lecture Notes in Mathematics, 1981, 898(2): 361-381.
- [9] Kim H S, Eykholt R, Salas J D. Nonlinear dynamics delay times, and embedding windows[J]. Physica D, 1999, 127(1): 48-60.