

基于 IMM-PF 的惯性/地磁组合导航算法^{*}

柳 明^{1, 2)} 王海军²⁾

(1) 山东省高校航空信息与控制技术重点实验室, 滨州 256603
(2) 滨州学院航空信息技术研发中心, 滨州 256603

摘 要 根据惯性/地磁组合导航系统中系统噪声不确定问题建立了系统的非线性模型集, 并采用粒子滤波(PF)作为 IMM 匹配滤波器(IMM-PF 算法), 直接使用非线性的观测方程, 避免了线性化误差, 解决了系统噪声不确定的问题。仿真结果表明, 与传统 EKF 算法相比, IMM-PF 算法在系统噪声不确定情况下可自动调整系统模型, 保证系统快速收敛, 提高了导航精度。

关键词 组合导航; IMM; 粒子滤波; 非线性; 系统噪声

中图分类号: P207

文献标识码: A

INERTIAL/GEOMAGNETIC INTEGRATED NAVIGATION ALGORITHM BASED IMM-PF

Liu Ming^{1, 2)} and Wang Haijun²⁾

(1) Key Laboratory of Aviation Information and Control Technology in Universities of Shandong, Binzhou 256603
(2) Aviation Information Technology R&D Center, Binzhou College, Binzhou 256603

Abstract The problem of nonlinearity and system noise uncertainty in the inertial and geomagnetic integrated navigation systems seriously affected the navigation accuracy of the systems. For solving the problem, Firstly, non-linear model set of the system is established among the system noise uncertainty, and the model set should cover a variety of noise conditions. Secondly, the Particle Filter (PF) is used as the IMM matched filter. Thus IMM-PF algorithm is proposed, and the non-linear equations can be used directly in this algorithm. The simulation results show that, compared to conventional EKF algorithm, in the condition of system noise uncertainty, IMM-PF algorithm can automatically adjust the system model, can guarantee the convergence of the system quickly, and can improve the navigation accuracy.

Key words: integrated navigation, IMM, Particle Filter (PF), nonlinear, system noise

1 引言

惯性导航是一种完全自主的导航方法, 工作时不需要从外界接受信息, 也不会向外辐射信息, 可实现全天候、全地域自主地进行连续的定位、定向。但惯性导航系统的导航误差随时间而积累, 难以满足

长时间高精度导航定位的要求^[1]。

地磁导航是一种新兴的导航方法, 地球上每一点的磁场矢量和其所处的空间位置坐标对应, 理论上根据载体所在的地磁特征, 就可以推算出该点的空间位置。同卫星导航相比, 地磁导航不需接受外部的信息, 是一种隐蔽、自主的导航方式, 且它的误

* 收稿日期: 2012-02-26

基金项目: 山东省科技发展计划项目(2011GGA16054); 滨州学院博士学位人员科研启动费项目(2009Y04)

作者简介: 柳明, 男, 1980年生, 博士, 讲师, 主要研究方向为地磁导航、组合导航. E-mail: hitswordben@126.com

差不随时间累积。惯性/地磁组合导航系统可以利用地磁信息的误差不随时间累积的特点校正惯性导航系统误差,利用惯导系统的短期高精度弥补地磁匹配系统易受干扰等不足,提高导航系统的精度^[2-4]。

在惯性/地磁组合导航中,系统模型是非线性模型,并且噪声的统计特性不确定。交互式多模型算法(IMM)是解决参数不确定系统状态估计问题的有效方法^[5]。在高机动状态和系统噪声特性不确定的情况下,IMM 滤波效果较传统滤波算法要好^[6]。目前,大多数应用于非线性系统中的 IMM 算法采用扩展卡尔曼滤波器(EKF)。EKF 算法对系统模型有严格的要求,当系统噪声模型不确定时,传统的 EKF 状态估计的估计误差是发散的^[7],并且由于 EKF 在估计中对非线性模型进行了一阶线性化,引入了较大的线性化误差,会导致滤波器的次优性能,甚至导致滤波器发散^[8]。

粒子滤波(PF)是基于序贯重要性采样与贝叶斯估计原理的滤波算法。其核心思想是用根据先验条件分布在状态空间中产生的一组随机样本集合(即粒子)及其权值组成的离散随机测度去近似相关的概率分布,并且不断地根据算法更新递推离散随机测度。与传统的滤波方法相比,PF 具有简单易行,适用于非线性、非高斯噪声环境的优点,近年来已被广泛应用于惯性导航、地形匹配和目标跟踪等多个领域^[9,10]。

将 IMM 与 PF 有机地结合起来,为解决非线性系统动态滤波问题提出了新的思路与方法。本文将 IMM 算法与 PF 算法进行有机结合,并将其应用到惯性/地磁组合导航中,可提高组合导航系统的导航精度,消除初始偏差、系统噪声不确定性对惯性/地磁组合导航精度的影响。

2 IMM-PF 算法

IMM-PF 算法可分为如下四个步骤:输入交互、模型匹配滤波、模型概率更新、估计输出。

2.1 输入交互

给定状态 $x_{k-1}^j = x_{k-1/k-1}^j$ 及混合概率 $\mu_{k-1/k-1}^{i/j}$, 初始估计方差计算公式为:

$$\hat{x}_{k-1/k-1}^{0j} = \sum_{i=1}^r x_{k-1/k-1}^i \mu_{k-1/k-1}^{i/j} \quad (1)$$

$$P_{k-1/k-1}^{0j} = \sum_{i=1}^r \mu_{k-1/k-1}^{i/j} \{ P_{k-1/k-1}^i + [\hat{x}_{k-1/k-1}^i - \hat{x}_{k-1/k-1}^{0j}] [\hat{x}_{k-1/k-1}^i - \hat{x}_{k-1/k-1}^{0j}]^T \} \quad (2)$$

式中: $\hat{x}_{k-1/k-1}^i$ 及 $P_{k-1/k-1}^i = P_{k-1/k-1}^i$ 分别是给定状态 $x_{k-1}^j = x_{k-1/k-1}^j$ ($j=1,2,\dots,r$) 的估计值、协方差。

模型切换概率矩阵定义为:

$$\pi_{ij} = p \{ M_k^j / M_{k-1}^i \} = \begin{bmatrix} \pi_{11} & \pi_{12} & \cdots & \pi_{1j} \\ \pi_{21} & \pi_{22} & \cdots & \pi_{2j} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \pi_{i1} & \pi_{i2} & \cdots & \pi_{ij} \end{bmatrix} \quad (3)$$

可通过

$$\mu_{k-1/k-1}^{i/j} = \frac{1}{c_j} \pi_{ij} \mu_{k-1}^i \quad (4)$$

计算高斯混合概率。式中 $\bar{c}_j = \sum_{i=1}^r \pi_{ij} \mu_{k-1}^i$ 为正则化系数, μ_{k-1}^i 为先验概率。

2.2 模型匹配滤波

假定非线性状态空间模型为:

$$x_k = f(x_{k-1}, v_{k-1}) \quad (5)$$

$$y_k = h(x_k, n_k) \quad (6)$$

若已知状态的初始概率密度函数为 $p(x_0 | y_0) = p(x_0)$, 则状态预测方程为:

$$p(x_k | y_{1:k-1}) = \int p(x_k | x_{k-1}) p(x_{k-1} | y_{1:k-1}) dx_{k-1} \quad (7)$$

状态更新方程为:

$$p(x_k | y_{1:k}) = \frac{p(y_k | x_k) p(x_k | y_{1:k-1})}{p(y_k | y_{1:k-1})} \quad (8)$$

式中,归一化常量为:

$$p(y_k | y_{1:k-1}) = \int p(y_k | x_k) p(x_k | y_{1:k-1}) dx_k \quad (9)$$

权值递推公式为:

$$w_k = \frac{p(y_{1:k} | x_{0:k}) p(x_{0:k})}{q[x_k | (x_{0:k-1}, y_{1:k})] q(x_{0:k-1}, y_{1:k})} = \frac{p(y_k | x_k) p(x_k | x_{k-1})}{w_{k-1} q[x_k | (x_{0:k-1}, y_{1:k})]} \quad (10)$$

式中, $q[x_k | (x_{0:k-1}, y_{1:k})]$ 为概率分布密度函数。

由概率密度函数 $p(x_{k-1} | y_{1:k})$, 利用重采样方法可得 N 个随机样本点 $\{x_{k-1}^i\}_{i=1}^N$, 则概率密度函数可表示为:

$$p(x_{k-1} | y_{1:k}) = \sum_{i=1}^N w_{k-1}^i \delta(x_{k-1} - x_{k-1}^i) \quad (11)$$

式中, $\delta(\cdot)$ 为狄拉克三角函数。

更新概率密度函数为:

$$p(x_k | y_{1:k}) \approx \sum_{i=1}^N w_k^i \delta(x_k - x_k^i) \quad (12)$$

其中:

$$w_k^i = w_{k-1}^i \frac{p(y_k | x_k^i) p(x_k^i | x_{k-1}^i)}{q[x_k^i | (x_{k-1}^i, y_k)]} \quad (13)$$

2.3 模型概率更新

通过

$$\mu_k^j = \frac{1}{\sum_{j=1}^r \Lambda_k^j c_j} \Lambda_k^j c_j \quad (14)$$

更新模型概率。式中 μ_k^j 为模型概率, A_k^j 为每个观测器的似然函数。

2.4 估计输出

各滤波器估计值的模型概率加权融合即 IMM-PF 的最终输出结果为:

$$\hat{x}_{k/k} = \sum_{j=1}^r \hat{x}_{k/k}^j \mu_k^j \quad (15)$$

$$P_{k/k} = \sum_{j=1}^r \mu_k^j \{ P_{k/k}^j + [\hat{x}_{k/k}^j - \hat{x}_{k/k}] [\hat{x}_{k/k}^j - \hat{x}_{k/k}]^T \} \quad (16)$$

3 系统模型

本文主要研究基于平台式惯导系统的车辆惯性/地磁组合导航,系统坐标采用东-北-天坐标系,系统模型主要由两部分组成:状态方程和观测方程。考虑到车辆运动的实际情况,建模时车辆天向的速度为0,惯性器件模型为常值误差加白噪声。

3.1 状态方程

系统的状态方程包括平台误差角方程、速度误差方程和位置误差方程三部分。取系统的状态变量为平台误差角 ϕ_x, ϕ_y, ϕ_z , 速度误差为 $\delta v_x, \delta v_y, \delta v_z$, 位置误差为 $\delta L, \delta \lambda$, 以及加速度计和陀螺仪的常值误差, 即系统状态为:

$$X = [\phi_x, \phi_y, \phi_z, \delta v_x, \delta v_y, \delta v_z, \delta L, \delta \lambda, K_{gx}, K_{gy}, K_{gz}, K_{ax}, K_{ay}, K_{az}]^T$$

则系统状态方程为:

$$\dot{X} = F(t)X(t) + G(t)w(t) \quad (17)$$

式中, w 为互不相关的零均值高斯白噪声, 其协方差矩阵为 $E[w(t)w^T(\tau)] = Q(t)\delta(t-\tau)$ 。

3.2 观测方程

磁传感器采用三轴磁强计, 其测量输出为:

$$y = B_m(\tilde{r}, t) + B_a(r) + B_d(\tilde{r}, t) + v_0' \quad (18)$$

其中, $B_m(\tilde{r}, t)$ 为主磁场的近似, 随时间缓慢变化; $B_a(r)$ 为异常场, 几乎不随时间变化; $B_d(\tilde{r}, t)$ 为干扰磁场的近似; v_0' 为磁强计的测量噪声与近似误差之和; r 为载体所处空间位置。

从磁强计的测量输出中提取地磁异常值:

$$B_a(r) = y - B_m(\tilde{r}, t) - B_d(\tilde{r}, t) - v_0' \quad (19)$$

取估计位置处地磁异常值 $B_a(\tilde{r})$ 与从测量输出中提取地磁异常值 $B_a(r)$ 的差值作为观测量, 得到观测方程为:

$$Z(t) = B_a(\tilde{r}) - B_a(r) = H(X(t), r) + v(t) \quad (20)$$

考虑车辆行进过程中的系统噪声与量测噪声变化的不确定性, 引入三组系统白噪声 $w_i(t)$ 和观测白噪声 $v_i(t)$ ($i=1, 2, 3$), 得到模型集:

$$\begin{cases} \dot{X} = F(t)X(t) + G(t)w_i(t) \\ Z(t) = H(X(t), r) + v_i(t) \end{cases} \quad (21)$$

式中, $i=1$ 为噪声较小情况, $i=3$ 为噪声较大情况, $i=2$ 为噪声适中情况。在实际应用时, 可根据具体情况调整三组噪声的大小。

4 仿真分析

为验证 IMM-PF 算法的有效性, 针对地面车辆的导航进行仿真研究。为简单起见, 假定车辆的运动轨迹为不同方向的直线运动, 其速度是随机变化的。车辆初始位置为东经 99.24° 、北纬 38.46° 。陀螺仪和加速度计的常值误差分别为 $1^\circ/h$ 、 $10^{-3}g$ 。仿真时间为 2 400 s, 滤波周期为 1 s。选用的地磁异常图网格为 $200 \text{ m} \times 200 \text{ m}$, 地磁异常测量噪声及地磁图数据噪声均建模为白噪声。假设在初始阶段系统噪声较小, 在 750 s—1 200 s 时间段内系统噪声较大, 在 1 800 s—2 100 s 时间段内系统噪声适中。

对 EKF 算法和 IMM-PF 在惯性/地磁组合导航系统中的应用分别进行了仿真研究, 仿真结果如图 1、2 所示。

从仿真结果(尤其是图 1)可以看出, 在初始阶段, 由于系统噪声和观测噪声较小, 和真实噪声接近, 因此两种方法的精度没有明显区别; 在 750—

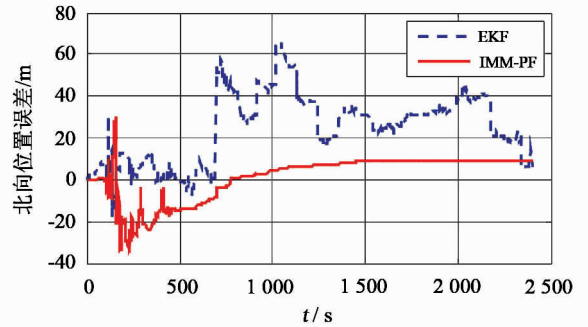


图 1 北向位置误差

Fig. 1 North position error

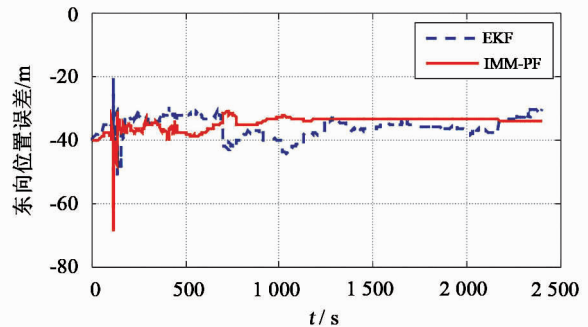


图 2 东向位置误差

Fig. 2 East position error

1 200 s 时间段内,系统噪声和观测噪声显著增大,已不能代表实际模态,因此导致 EKF 算法的误差显著增大;在 1 800—2 100 s 时间段内,系统噪声和观测噪声比真实噪声也要大,导致 EKF 算法误差较大。但 IMM-PF 方法所使用的 3 个模型能够根据系统噪声和观测噪声实际变化情况自动调整,误差没有出现大的跳变,能保证系统很快地收敛。

IMM-PF 算法比 EKF 算法精度高除了上述原因之外,还由于 EKF 算法通过对非线性函数的 Taylor 展开式进行一阶线性化截断,引入了线性化误差,降低了估计精度;而 PF 算法用“粒子”近似实际概率分布,不会有线性化误差,因此其估计精度要比 EKF 方法要高。仿真结果表明,IMM-PF 方法可在系统噪声变化较大的情况下较好地工作,保证了导航滤波器的可靠运行,但在仿真过程中发现 IMM-PF 算法的计算量较 EKF 大。

5 结语

本文提出将 IMM-PF 算法应用到惯性/地磁组合导航中,根据系统噪声及观测噪声的变化设计了包含三个模型的模型集,每个模型的粒子滤波器并行工作,输出结果是各滤波器估计的 IMM 概率加权融合。仿真结果表明,在非线性系统及系统噪声变化较大的情况,IMM-PF 算法的导航精度比 EKF 算法要高,可很好地解决系统非线性问题和系统噪声不确定问题。

参 考 文 献

1 孙枫. 组合导航系统[M]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学出版社, 1996. (Sun Feng. Integrated navigation system[M]. Harbin: Harbin Engineering University Press, 1996)

2 乔玉坤,等. 采用强制降噪和多尺度融合的地磁导航方法[J]. 宇航学报, 2011, 32(1): 53 – 58. (Qiao Yukun, et al. A method for geomagnetic matching navigation based on forced de-noising and multi-scale fusion[J]. Journal of Astronautics, 2011, 32(1): 53 – 58)

3 Goldenberg F. Geomagnetic navigation beyond magnetic compass[A]. In San Diego, Proceeding of position location

and navigation symposium[C]. California: IEEE Press, 2006: 684 – 694.

4 郭才发,等. 地磁导航综述[J]. 宇航学报, 2009, 30(4): 1 443 – 1 448. (Guo Caifa, et al. A survey of geomagnetic navigation[J]. Journal of Astronautics, 2009, 30(4): 1 443 – 1 448)

5 宫淑丽,等. 基于 IMM 算法的机场场面运动目标跟踪[J]. 系统工程与电子技术, 2011, 33(11): 2 322 – 2 326. (Gong Shuli, et al. Tracking of moving targets on airport surface based on IMM algorithm [J]. Systems Engineering and Electronics, 2011, 33(11): 2 322 – 2 326)

6 廖永汉,朱胜利,彭冬亮. 基于 IMM 滤波器的纯方位机动目标跟踪[J]. 火力与指挥控制, 2010, 35(1): 20 – 23. (Liao Yonghan, Zhu Shengli and Peng Dongliang. IMM filter with application to bearings-only passive maneuvering target tracking [J]. Fire Control and Command Control, 2010, 35(1): 20 – 23)

7 郭晓鸿,等. EKF 和互补滤波器在飞行姿态确定中的应用[J]. 传感器与微系统, 2011, 30(11): 149 – 152. (Guo Xiaohong, et al. Application of extended Kalman filter and complementary filter in attitude estimation[J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2011, 30(11): 149 – 152)

8 王本利,廖鹤,韩毅. 基于 MME/EKF 算法的卫星质心在轨标定[J]. 宇航学报, 2010, 31(9): 2 150 – 2 156. (Wang Benli, Li He and Han Yi. On-orbit calibration of satellite center of mass based on MME/EKF algorithm[J]. Journal of Astronautics, 2010, 31(9): 2 150 – 2 156)

9 张惟,林宝军. 改进粒子滤波与预测滤波相结合的单星敏姿态估计[J]. 控制与决策, 2011, 26(5): 654 – 659. (Zhang Wei and Lin Baojun. Star-sensor-based attitude estimation fusing improved particle filter and predictive filter [J]. Control and Decision, 2011, 26(5): 654 – 659)

10 焦雅林,高社生,薛丽. GPS/DR 车辆组合导航改进的粒子滤波算法研究[J]. 西北工业大学学报, 2011, 29(1): 39 – 43. (Jiao Yalin, Gao Shesheng and Xue Li. An improved particle filtering algorithm based on GPS/DR vehicle integrated navigation [J]. Journal of Northwestern Polytechnical University, 2011, 29(1): 39 – 43)