

doi: 10.3969/j.issn.1006-1576.2011.06.009

基于交互式多模型的多传感器组合导航系统

林雪原

(海军航空工程学院 电子信息工程系, 山东 烟台 264001)

摘要: 针对复杂环境中组合导航系统模型参数变化导致单一参数滤波器滤波精度下降的问题, 对基于交互式多模型的多传感器组合导航系统进行研究。给出状态基于全局信息的融合估计公式, 将交互式多模型卡尔曼滤波算法应用于 SST/GPS/SINS 多传感器组合导航系统, 并与单一模型下的卡尔曼滤波方法进行比较。仿真实验结果表明, 该方法能提高组合导航系统的滤波精度与可靠性, 但当实际的模型集不能覆盖实际的所有模态时, 系统的滤波精度会有所下降。

关键词: 多传感器组合导航; 交互式多模型滤波器; 融合算法

中图分类号: V241.6 **文献标志码:** A

Study on Multi-Sensor Integrated Navigation System Based on Interacting Multi-Model

Lin Xueyuan

(Dept. of Electronic Information Engineering, Naval Aeronautical & Astronautical University, Yantai 264001, China)

Abstract: Aiming at the problem of the descending filtering precision of filter with single fixed parameter, which is generated by the integrated navigation system's model parameter change deduced by complex environment, study the multi-sensor integrated navigation system based on interacting multi-mode. Give state fusion estimation formula based on all information, use kalman filter algorithm of interacting multi-mode into SST/GPS/SINS multi-sensor integrated navigation system and compare it with single model kalman filtering algorithm. The simulation result shows that the method can improve integrated navigation system's filtering precision and reliability. But the system filter precision will decrease when practical model collection cannot cover all models.

Keywords: multi-sensor integrated navigation system; interacting multi-model filter; fusion algorithm

0 引言

导航系统已经从单一型发展到组合导航系统。基于常规卡尔曼滤波器的信息融合方法, 如集中式卡尔曼滤波^[1]、联邦卡尔曼滤波器^[2]等已成为在多组合导航系统中应用最为广泛的估计滤波技术。在以往的滤波器设计中, 通常假设滤波器的各项参数是不变的, 但由于外部干扰、环境条件变换以及载体机动, 系统的模型会随之发生变化^[3]。为了解决此问题, 通常采用 2 种方法: 基于多模型的自适应方法^[4]与基于信息的自适应滤波算法^[5], 其中的多模型自适应算法采用多个并行的卡尔曼滤波器可以较好地解决模型及参数不确定的问题, 而交互式多模型算法^[6] (interacting multiple model, IMM) 被认为是性能与计算量较理想的算法。

目前, 上述算法主要用于二传感器惯性组合导航系统, 而多传感器组合导航系统是组合导航系统的发展方向之一。因此, 笔者对基于交互式多模型的多传感器组合导航系统的状态融合估计算法进行

研究。

1 交互多模型算法

1.1 系统描述

多传感器多模型的动态系统描述为:

$$\mathbf{x}(k+1) = \mathbf{A}_i(k)\mathbf{x}(k) + \mathbf{G}(k)\mathbf{w}_i(k), \quad i=1,2,\dots,N_1; \quad k \geq 0 \quad (1)$$

$$\mathbf{z}_j(k) = \mathbf{C}_j(k)\mathbf{x}(k) + \mathbf{v}_j(k), \quad j=1,2,\dots,N_2; \quad k \geq 0 \quad (2)$$

系统状态有 N_1 个不同的表现方式, 其中 i 表示第 i 个模型; $\mathbf{x}(k) \in \mathbf{R}^{n \times 1}$ 是 n 维的状态向量; $\mathbf{A}_i(k) \in \mathbf{R}^{n \times n}$ 是基于模型 i 的系统矩阵; $\mathbf{w}_i(k) \in \mathbf{R}^{n \times 1}$ 表示模型 i 的系统噪声, 是一个随机序列, 且有

$$E\{\mathbf{w}_i(k)\} = \mathbf{0}, \quad k \geq 0 \quad (3)$$

$$E\{\mathbf{w}_i(k)\mathbf{w}_i^T(j)\} = \mathbf{Q}_i(k)\delta_{kj}, \quad k, j \geq 0; \quad i=1,2,\dots,N_1 \quad (4)$$

有 N_2 个不同的传感器 (以相同的采样率) 分别对同一状态向量的特征进行观测。在式 (2) 中,

收稿日期: 2011-01-18; 修回日期: 2011-03-15

基金项目: 国家自然科学基金 (60874112), “泰山学者” 建设工程专项经费资助

作者简介: 林雪原 (1970—), 男, 山东人, 博士, 副教授, 从事数据融合、卫星定位以及组合导航系统研究。

$z_j(k) \in R^{p_j \times 1}$ 是基于传感器 j 的观测值；
 $C_j(k) \in R^{p_j \times n}$ 是系统的观测矩阵； $v_j(k) \in R^{p_j \times 1}$ 是一
 随机观测噪声序列，其统计特性是：

$$E\{v_j(k)\} = 0, \quad k \geq 0, \quad j=1,2,\dots,N_2$$

$E\{v_m(k)v_i^T(j)\} = R_i(k)\delta_{mi}\delta_{kj}, \quad k, j \geq 0; m, i=1,2,\dots,N_2$
 状态向量的初始值 $x(0)$ 是一随机向量，且满足

$$E\{x_i(0)\} = x_{i0}, \quad E\{[x_i(0)-x_{i0}][x_i(0)-x_{i0}]^T\} = P_{i0}$$

其中， $w_i(k)(i=1,2,\dots,N_1), v_j(k)(j=1,2,\dots,N_2)$ 及
 初始值 $x_i(0)(i=1,2,\dots,N_1)$ 之间互不相关。

式 (2) 可以写成由 N_2 个传感器组成的总观测
 方程：

$$z(k) = C(k)x(k) + v(k) \quad (5)$$

并具有如下的统计特性：

$$E\{v(k)\} = 0, \quad E\{v(k)v^T(j)\} = R(k)\delta_{k,j} \quad (6)$$

其中

$$z(k) = \begin{bmatrix} z_1(k) \\ z_2(k) \\ \vdots \\ z_{N_2}(k) \end{bmatrix}, \quad C(k) = \begin{bmatrix} C_1(k) \\ C_2(k) \\ \vdots \\ C_{N_2}(k) \end{bmatrix}, \quad v(k) = \begin{bmatrix} v_1(k) \\ v_2(k) \\ \vdots \\ v_{N_2}(k) \end{bmatrix}$$

$$R(k) = \begin{bmatrix} R_1(k) & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & R_2(k) & \cdots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & R_{N_2}(k) \end{bmatrix}$$

用 m_i 表示第 i 个模型是正确的这一事件；用

$$\mu_i(0) = P(m_i) \quad (7)$$

表示模型 i 的先验概率；其预测概率和后验概率分
 别为：

$$\mu_i(k+1|k) = P\{m_i(k+1)=i|Z^k\} \quad (8)$$

$$\mu_i(k+1|k+1) = P\{m_i(k+1)=i|Z^{k+1}\} \quad (9)$$

其中， $Z^k = \{z(j)\}_{j=1}^k$ 表示直到时刻 k 的累积测量集
 合。假设模型之间按一个马尔科夫链进行切换，即

$$\pi_{ij} = P\{m_j(k+1)=j|m_i(k)=i\}, \quad i, j=1,2,\dots,N_1 \quad (10)$$

1.2 多传感器多模型融合估计算法

算法的基本思想是：首先，对每个模型 i ，用
 标准卡尔曼滤波算法得到状态基于 N_2 个传感器的
 融合估计值；其次，对所获得的每个模型的融合估
 计，用模型概率加权，得到最终的目标估计。

1) 输入交互

第 i 个模型的融合初始条件为：

$$\hat{x}_i^0(k|k) = \sum_{r=1}^{N_1} \pi_{ri} \frac{\mu_r(k|k)}{\mu_i(k+1|k)} \hat{x}_r^f(k|k) \quad (11)$$

$$P_i^0(k|k) = \sum_{r=1}^{N_1} \pi_{ri} \frac{\mu_r(k|k)}{\mu_i(k+1|k)} \times$$

$$\{P_r^f(k|k) + [\hat{x}_r^f(k|k) - \hat{x}_i^0(k|k)][\hat{x}_r^f(k|k) - \hat{x}_i^0(k|k)]^T\} \quad (12)$$

其中， $\hat{x}_r^f(k|k)$ 、 $P_r^f(k|k)$ 是模型 r 在时刻 k 基于 N_2 个
 传感器的最优融合估计值及其误差协方差阵，

$$\mu_i(k+1|k) = c_i = P\{m_i(k+1)=i|Z^k\} = \sum_{j=1}^{N_1} \pi_{ji} \mu_j(k|k)$$

2) 滤波计算

基于第 i 个模型的状态预测估计值和预测误差
 协方差阵分别为：

$$\hat{x}_i(k+1|k) = A_i(k)\hat{x}_i^0(k|k) \quad (13)$$

$$P_i(k+1|k) = A_i(k)P_i^0(k|k)A_i^T(k) + G(k)Q_i(k)G^T(k) \quad (14)$$

传感器 $C(k)$ 基于第 i 个模型的观测预测

$$\hat{z}_i(k+1|k) = C(k)\hat{x}_i(k+1|k)$$

当 $k+1$ 时刻的观测值到来时，用标准 Kalman 滤波
 对 $\hat{x}_i(k+1|k)$ 进行更新，得到状态基于模型 i 和全传
 感器的融合估计值 $\hat{x}_i(k+1|k+1)$ ($i=1,2,\dots,N_1$)，以
 及相应的估计误差协方差阵 $P_i(k+1|k+1)$ 。

3) 模型概率更新

$$\mu_i(k+1|k+1) = \frac{1}{c} \Lambda^i(k) \sum_{j=1}^{N_2} \pi_{ji} \mu_j(k|k) = \frac{1}{c} \prod_{j=1}^{N_2} \Lambda_j^i(k) \sum_{j=1}^{N_2} \pi_{ji} \mu_j(k|k) \quad (15)$$

式中， $\Lambda^i(k)$ 代表在 k 时刻模型为 m_i 的似然函数；
 $\Lambda_j^i(k)$ 是在 k 时刻模型为 m_i 时传感器 j 的似然函
 数； c 为归一化因子，可表示为

$$c = P\{Z(k)|Z^{k-1}\} = \sum_{i=1}^{N_1} \Lambda^i(k) \cdot c_i \quad (16)$$

4) 输出综合

将不同模型的估计值，按照概率加权组合，得
 到最终滤波估计为：

$$\hat{x}(k+1|k+1) = \sum_{j=1}^{N_1} \mu_j(k+1|k+1) \hat{x}_j(k+1|k+1) \quad (17)$$

其协方差矩阵为：

$$P(k+1|k+1) = \sum_{i=1}^{N_2} \mu_i(k+1|k+1) \{P_i(k+1|k+1) + [\hat{x}_i^f(k+1|k+1) - \hat{x}(k+1|k+1)] \cdot [\hat{x}_i^f(k+1|k+1) - \hat{x}(k+1|k+1)]^T\} \quad (18)$$

2 GPS/SST/SINS 多组合导航系统数学模型

以输出速度和位置信息的 GPS，输出三维姿态信息的捷联星光跟踪仪 (SST) 和捷联惯性导航系统 SINS 为组合对象进行多传感器组合研究。考虑到 SINS 的高度通道不稳定，忽略高度通道。采用 SINS 的误差方程作为系统的状态方程，导航坐标系选用东北天坐标系，通过对 SINS 的性能及误差源的分析，可以获得滤波器的误差方程为^[7]：

$$\dot{\mathbf{x}}(t) = \mathbf{A}(t)\mathbf{x}(t) + \mathbf{G}(t)\mathbf{W}(t) \quad (19)$$

式中，系统状态变量定义为 10 阶，即 $\mathbf{x}(t) = [\phi_E, \phi_N, \phi_U, \delta v_E, \delta v_N, \delta L, \delta \lambda, \varepsilon_{rx}, \varepsilon_{ry}, \varepsilon_{rz}]$ ，其中 ϕ_E, ϕ_N, ϕ_U 为数学平台误差角； $\delta v_E, \delta v_N$ 为速度误差； $\delta L, \delta \lambda$ 为纬度、经度误差； $\varepsilon_{rx}, \varepsilon_{ry}, \varepsilon_{rz}$ 为陀螺一阶马尔科夫漂移误差，方程其他参数见文献[7]。对上述方程进行离散化，可得(1)的形式。针对组合导航系统的特点，在式 (1)、式 (19) 中， $\mathbf{A}_i(k) = \mathbf{A}(k)$ 。

组合导航系统共有 2 组观测值：

1) GPS 给出的速度、位置与 SINS 给出的速度、位置之间的差值，如式 (20)^[7]

$$\mathbf{z}_1(t) = \begin{bmatrix} V_{IE} - V_{GE} \\ V_{IN} - V_{GN} \\ (L_I - L_G)R_N \\ (\lambda_I - \lambda_G)R_M \cos L \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \delta V_E \\ \delta V_N \\ R_N \delta L \\ R_M \cos L \cdot \delta L \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} V_E \\ V_N \\ N_E \\ N_N \end{bmatrix} = \mathbf{H}_G(t)\mathbf{x}(t) + \mathbf{V}_G(t) \quad (20)$$

式中， V_E, V_N 为 GPS 接收机沿东、北方向的速度误差； N_E, N_N 为 GPS 接收机沿东、北方向的位置误差； R_N, R_M 分别为地球子午圈和卯酉圈的曲率半径， $\mathbf{H}_G(t)$ 为其量测矩阵^[7]。

2) 由 SST 提供的载体姿态与 SINS 给出的姿态之间的差值^[8-10]

由 SST 姿态和捷联姿态可以分别计算出姿态矩阵 $\mathbf{C}_b^{n'}$ 和 \mathbf{C}_b^n ， b 表示载体， n' 和 n 分别表示 SST 和捷联姿态对应的导航坐标系，由 $\mathbf{C}_b^{n'} = \mathbf{C}_n^{n'} \mathbf{C}_b^n$ 有

$$\mathbf{C}_n^{n'} = \mathbf{C}_b^{n'} (\mathbf{C}_b^n)^{-1} \quad (21)$$

$$\text{其中：} \mathbf{C}_n^{n'} = \begin{bmatrix} 1 & \phi_U & -\phi_E \\ -\phi_U & 1 & \phi_N \\ \phi_E & -\phi_N & 1 \end{bmatrix}。$$

由此可以直接求得数字平台误差测量值 ϕ_N, ϕ_E, ϕ_D ，构成 $\mathbf{z}_2(t)$ ：

$$\mathbf{z}_2(t) = \begin{bmatrix} \phi_E + O_E \\ \phi_N + O_N \\ \phi_U + O_U \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \phi_E \\ \phi_N \\ \phi_U \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} O_E \\ O_N \\ O_U \end{bmatrix} \quad (22)$$

3 仿真实验与结论

仿真系统采用飞行动态仿真和真实导航传感器误差数据生成动态数据的方式。飞行器的初始姿态设为载体水平，航向 90°，初始位置 (118°, 29°, 50 m)，滤波器的初始参数主要包括惯性传感器的噪声参数、系统状态的初值和方差阵的初值。依据目前可用的 MEMS 惯性传感器的性能指标，在正常情况下给定其方差值，MEMS 陀螺噪声均方根设为 0.1 (°)/h，MEMS 加速度计噪声均方根设为 10^{-3} g，采样周期为 0.02 ms；微型 GPS 的测速误差 0.5 m/s、定位误差 8 m (1σ)，SST 姿态误差为 200"；其中 GPS、SST 的采样周期均为 1 s。

在 150~200 s 时间段内，假设各传感器的各项噪声或误差均方根为正常情况的 7 倍，而在 400~450 s 时间段内，假设各传感器的各项噪声或误差均方根为正常情况的 10 倍，Markov 转移矩阵为：

$$\boldsymbol{\pi} = \begin{bmatrix} 0.95 & 0.025 & 0.025 \\ 0.025 & 0.95 & 0.025 \\ 0.025 & 0.025 & 0.95 \end{bmatrix}$$

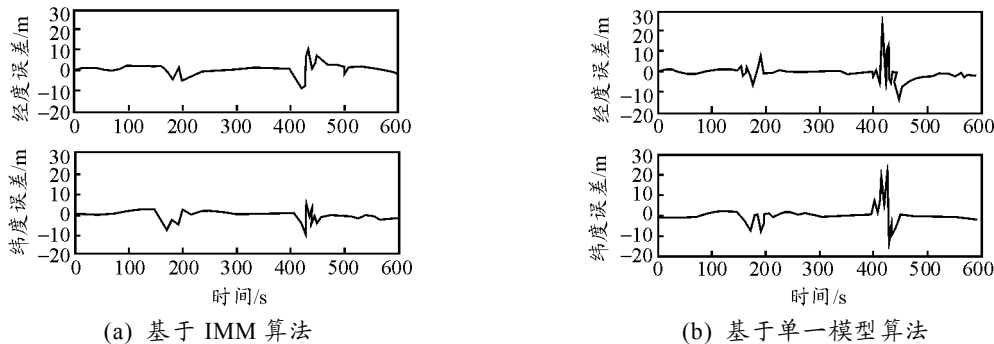


图 1 位置误差比较

为此，分别使用常规的集中式卡尔曼滤波器、IMM 方法对上述过程进行仿真，常规的集中式卡尔曼滤波器的量测噪声协方差矩阵始终不变，即保持正常情况下的水平。IMM 方法模型集选择为 3 个并覆盖所有模态。则对相同的仿真原始数据，组合导

航系统的位置误差、速度误差、姿态误差对比曲线如图 1~图 3。

从实验结果曲线可以看出，当系统的模型参数发生变化时，相对于固定参数的融合方法，IMM 方法可以大大地提高系统的滤波精度。

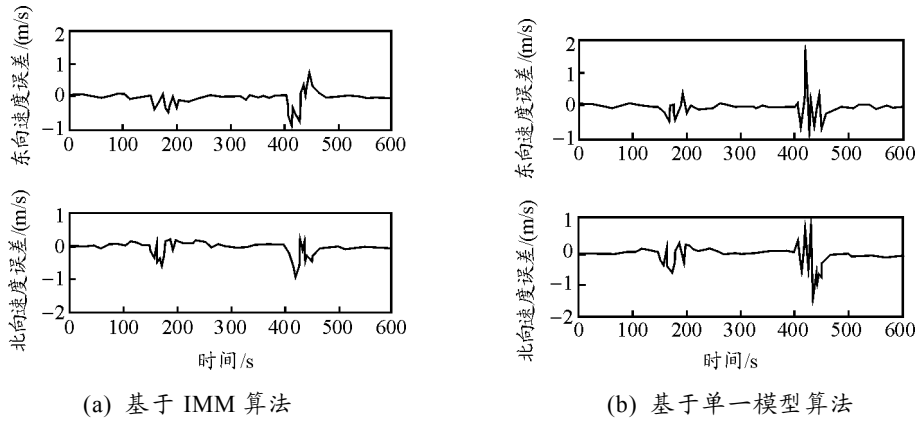


图 2 速度误差比较

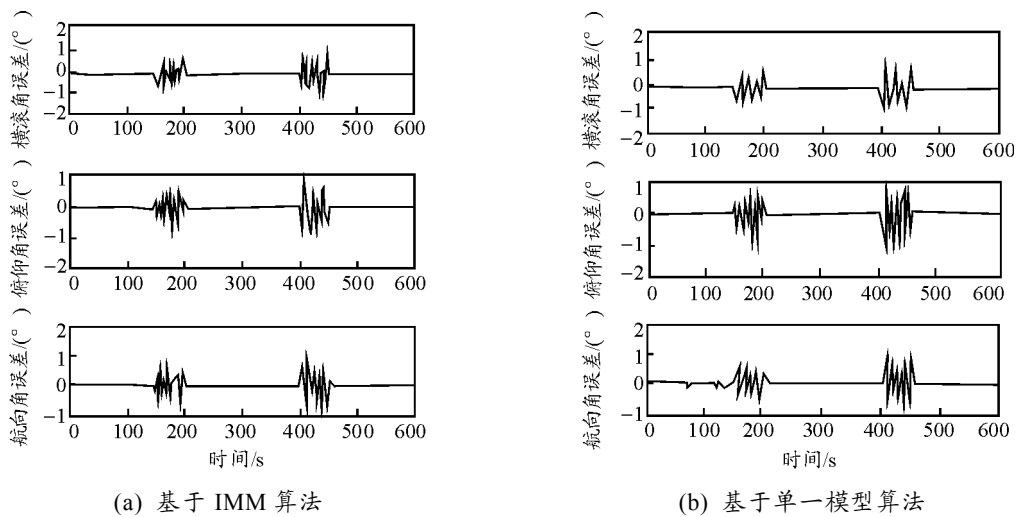


图 3 姿态误差比较

4 结论

仿真结果表明，该方法可提高组合导航系统的滤波精度与可靠性，但当实际的模型集不能覆盖实际的所有模态时，系统的滤波精度会有所下降，还将在日后的工作中予以解决。

参考文献：

[1] 秦永元, 张洪钺, 汪叔华. 卡尔曼滤波与组合导航原理 [M]. 西安: 西北工业大学出版社, 1998.
 [2] Neal A. Carlson. Federated Square Root Filter for Decentralized Parallel Processes[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic System, 1990, 26(3): 517-525.
 [3] 曹梦龙, 催平远. 多模型高精度组合导航算法研究[J]. 系统工程与电子技术, 2008, 30(7): 1304-1307.

[4] Mohamed A H, Schwarz K P. Adaptive Kalman filtering for INS/GPS[J]. Journal of Geodesy, 1999, 73: 193-203.
 [5] Kennet A, Mayback P S. Mutiple model adaptive estimation with filter pawning[J]. IEEE Trans. on Aerospace Electron System, 2002, 38 (3): 755-768.
 [6] 文成林, 周东华. 多尺度估计理论及其应用[M]. 北京: 清华大学出版社, 2002.
 [7] 袁信, 俞济祥, 陈哲. 导航系统[M]. 北京: 航空工业出版社, 1993.
 [8] 康国华, 刘建业, 熊智, 等. 弹道导弹的 GNSS/SST/SINS 组合导航系统研究[J]. 武汉大学学报: 信息科学版, 2006, 31(2): 176-179.
 [9] 康国华, 刘建业, 祝燕华, 等. GPS/SST/SINS 组合导航系统研究[J]. 应用科学学报, 2006, 24(3): 293-297.
 [10] 熊智. 合成孔径雷达/激光捷联惯性组合图像导航技术研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2004.