

改进新息自适应交互多模的 GPS/SINS 组合导航滤波算法

张 闯¹, 赵修斌¹, 庞春雷¹, 徐 杰², 张建安³

(1.空军工程大学信息与导航学院,西安,710077;
2.94878 部队,安徽芜湖,241000;3.93868 部队,银川,750025)

摘要 针对量测噪声统计特性未知会影响 GPS/SINS 组合导航滤波精度的问题,提出了一种改进新息自适应的交互多模滤波算法:在估计新息协方差矩阵时,将在不同长度估计窗下得到的估计值进行加权组合,优化了估计窗口的选取;然后估计系统的量测噪声阵,并以该估计值为中心对称地构建交互多模模型集,再进行交互多模滤波,该方法解决了传统交互多模算法在噪声统计特性未知情况下模型数量与计算速度之间的矛盾。仿真结果表明:相比于标准卡尔曼滤波和单一估计窗口新息自适应交互多模滤波,该方法具有更高的滤波精度和抗干扰性。

关键词 组合导航;交互多模;新息自适应滤波;估计窗口

DOI 10.3969/j.issn.1009-3516.2015.06.003

中图分类号 V249.32+8 **文献标志码** A **文章编号** 1009-3516(2015)06-0011-06

An Interacting Multiple Model Algorithm Based on Improved Innovation Adaptive Filter in GPS/SINS Integrated Navigation System

ZHANG Chuang¹, ZHAO Xiubin¹, PANG Chunlei¹, XU Jie², ZHANG Jian'an³

(1.Information and Navigation College, Air Force Engineering University, Xi'an 710077, China;
2.Unit 94878, Wuhu 241000, Anhui, China; 3.Unit 93868, Yinchuan 750025, China)

Abstract: Aimed at the problems that the unknown statistical feature of measurement noise affects the filtering precision of integrated navigation, an interacting multiple model algorithm based on improved innovation adaptive filter is proposed. In the process of estimating the innovation covariance, a set of estimation windows with different lengths is used to optimize the selection of the estimation window. Then the measurement noise covariance is estimated, taking this estimated value as a centre, the models of interacting multiple model algorithm are built symmetrically, and the sub-filters in the algorithm is fed. The contradiction between the number of model and the computing speed is solved by using this algorithm. The simulation results show that this method is high in accuracy and strong in anti-interference ability, compared with the standard Kalman filter algorithm and the traditional innovation-based adaptive multiple model method.

Key words: integrated navigation; interacting multiple model; innovation-based adaptive filter; estimation window

收稿日期: 2015-06-22

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61273049);陕西省自然科学基金资助项目(2014JM8309)

作者简介: 张 闯(1992-),男,湖北天门人,硕士生,主要从事组合导航技术研究.E-mail: zhangchuanglw@163.com

引用格式: 张闯,赵修斌,庞春雷,等.改进新息自适应交互多模的 GPS/SINS 组合导航滤波算法[J].空军工程大学学报:自然科学版,2015,16(6):11-16. ZHANG Chuang, ZHAO Xiubin, PANG Chunlei, et al. An Interacting Multiple Model Algorithm Based on Improved Innovation Adaptive Filter in GPS/SINS Integrated Navigation System[J]. Journal of Air Force Engineering University: Natural Science Edition, 2015, 16(6):11-16.

在 GPS/SINS 组合导航系统中,常用 Kalman 滤波进行状态变量的估计,其往往要求模型的噪声统计特性是已知的,但实际情况下,由于受各种因素影响,量测噪声统计特性会随着实际工作状态发生变化,噪声统计特性的先验值不能真实反映实际的噪声特性,在使用标准 Kalman 滤波时会导致滤波精度降低,甚至造成滤波发散。为此,许多学者对此进行了改进,最常用的方法包括基于新息的自适应滤波^[1-2] (IAE) 和基于多模型的自适应滤波^[3-4] (MMAE)。

基于新息的自适应滤波算法利用新息序列估计噪声的协方差矩阵,通过实时调整噪声的统计特性,使得滤波器能够更好地适应噪声的变化,该方法针对噪声统计特性未知的系统具有较好的滤波效果^[5],但其滤波性能受新息估计窗口选取的影响较大;基于多模型的自适应滤波通过采用一组并行的卡尔曼滤波器来解决模型不确定的问题,特别是交互式多模算法具有很好地效果,在组合导航系统中应用较为广泛^[6],但其模型集必须覆盖所有的模式,才能保证滤波精度,过多模型会造成算法复杂性的增加,难以满足实时性的需求。

为解决运载体在噪声统计特性未知状态下的滤波精度问题,针对交互多模算法中模型个数与算法计算量、滤波精度之间的矛盾,本文提出了一种基于新息自适应的交互多模算法,利用新息自适应量测噪声协方差,并以此协方差为中心,扩展得到交互多模的模型集;针对基于新息的自适应卡尔曼滤波算法中最优估计窗口选取困难问题,提出了在滤波前端选择不同窗口长度,分别估计新息序列协方差矩阵并利用加权系数组合求解新息协方差矩阵估计值的优化方案。

1 交互式多模型算法原理

交互式多模算法首先要根据 Bayes 独立性和完备性原则确定一个含有多个模型的模型集,且各个模型间的转移概率满足 Markov 过程^[7];根据各个模型的特点选择合适的滤波器进行并行滤波,通过滤波得到的残差信息和各模型的先验信息进行模型概率更新,得到各个模型当前时刻的模型概率,最后对各个滤波器的状态输出进行概率加权,得到组合输出。

交互式多模算法一般包括输入交互、模型滤波、模型概率更新和模型输出交互 4 步。模型的转移概

率为 P_{ij} ,表示模型 i 到 j 的转移概率,满足马尔可夫过程。

1.1 输入交互

利用上一滤波周期所得的状态估计值和协方差阵,根据模型转移概率计算各滤波器的初始输入。

令 $\hat{X}^j(k-1/k-1)$ 为 $k-1$ 时刻第 j 个滤波器的状态估计值, $P^j(k-1/k-1)$ 为相应的状态估计协方差矩阵, $\mu_j(k-1)$ 为 $k-1$ 时刻模型 j 的概率,交互计算后各滤波器在 k 时刻的输入为:

$$\hat{X}^{0j}(k-1/k-1) = \sum_{i=1}^N \hat{X}^i(k-1/k-1) \mu_{ij}(k-1/k-1) \quad (1)$$

$$P^{0j}(k-1/k-1) = \sum_{i=1}^N P^i(k-1/k-1) + A^i(k-1) \quad (2)$$

$$\text{式中: } \begin{cases} \mu_{ij}(k-1/k-1) = \frac{1}{C_j} P_{ij} \mu_i(k-1) \\ C_j = \sum_{i=1}^N P_{ij} \mu_i(k-1) \end{cases};$$

$$A^i(k-1) = [\hat{X}^i(k-1/k-1) - \hat{X}^{0j}(k-1/k-1)] [\hat{X}^i(k-1/k-1) - \hat{X}^{0j}(k-1/k-1)]^T$$

1.2 模型滤波

以 $\hat{X}^{0j}(k-1/k-1)$ 和 $P^{0j}(k-1/k-1)$ 作为 k 时刻第 j 个模型的输入,进行卡尔曼滤波计算,得到滤波方程为:

$$\hat{X}^j(k/k-1) = \Phi_j(k, k-1) \hat{X}^{0j}(k-1/k-1) \quad (3)$$

$$P^j(k/k-1) = \Phi_j(k, k-1) P^{0j}(k-1/k-1) \Phi_j^T(k, k-1) + \Gamma_j(k-1) Q(k-1) \Gamma_j^T(k-1) \quad (4)$$

$$K_j(k) = P^j(k/k-1) H_j^T(k) [H_j(k) P^j(k/k-1) H_j^T(k) + R(k)]^{-1} \quad (5)$$

$$\hat{X}^j(k/k) = \hat{X}^j(k/k-1) + K_j(k) [Z(k) - H_j(k) \hat{X}^j(k/k-1)] \quad (6)$$

$$P^j(k/k) = P^j(k/k-1) [I - K_j(k) H_j(k)] \quad (7)$$

1.3 模型概率更新

设模型 j 的滤波新息为 $v_j(k)$,新息协方差为 $S_j(k)$,有:

$$v_j(k) = Z(k) - H_j(k) \hat{X}^j(k/k-1) \quad (8)$$

$$S_j(k) = H_j(k) P^j(k/k-1) H_j^T(k) + R(k) \quad (9)$$

则模型 j 的可能性为:

$$\Delta_j(k) = \frac{1}{\sqrt{2\pi |S_j(k)|}} \exp \left[-\frac{1}{2} v_j^T(k) S_j^{-1}(k) v_j(k) \right] \quad (10)$$

模型 j 的概率更新为:

$$\begin{cases} \mu_j(k) = \frac{1}{C} \Delta_j(k) \bar{C}_j \\ C = \sum_{i=1}^N \Delta_i(k) \bar{C}_i \end{cases} \quad (11)$$

1.4 模型输出交互

设 $\hat{\mathbf{X}}(k/k)$, $\mathbf{P}(k/k)$ 分别为 k 时刻的状态估计和状态估计协方差,则有:

$$\hat{\mathbf{X}}(k/k) = \sum_{i=1}^N \hat{\mathbf{X}}^i(k/k) \mu_i(k) \quad (12)$$

$$\mathbf{P}(k/k) = \sum_{i=1}^N \mu_i(k) \{ \mathbf{P}^i(k/k) + \mathbf{X}\mathbf{X}(k/k)\mathbf{X}\mathbf{X}(k/k)^T \} \quad (13)$$

式中: $\mathbf{X}\mathbf{X}(k/k) = \hat{\mathbf{X}}^i(k/k) - \hat{\mathbf{X}}(k/k)$ 。

2 基于新息的自适应卡尔曼滤波

对于离散线性系统,其状态方程和量测方程分别为:

$$\mathbf{X}_k = \Phi_{k,k-1} \mathbf{X}_{k-1} + \Gamma_{k-1} \mathbf{W}_{k-1} \quad (14)$$

$$\mathbf{Z}_k = \mathbf{H}_k \mathbf{X}_k + \mathbf{V}_k \quad (15)$$

式中: $\Phi_{k,k-1}$ 表示状态一步转移矩阵; Γ_{k-1} 为系统噪声驱动阵; \mathbf{W}_k 为系统噪声序列; \mathbf{H}_k 为量测矩阵; \mathbf{V}_k 为量测噪声序列; \mathbf{W}_k 和 \mathbf{V}_k 满足:

$$\begin{cases} E[\mathbf{W}_k] = 0, \text{Cov}[\mathbf{W}_k, \mathbf{W}_j] = E[\mathbf{W}_k \mathbf{W}_j^T] = \mathbf{Q}_k \delta_{kj} \\ E[\mathbf{V}_k] = 0, \text{Cov}[\mathbf{V}_k, \mathbf{V}_j] = E[\mathbf{V}_k \mathbf{V}_j^T] = \mathbf{R}_k \delta_{kj} \\ \text{Cov}[\mathbf{W}_k, \mathbf{V}_j] = E[\mathbf{W}_k \mathbf{V}_j^T] = \mathbf{0} \end{cases} \quad (16)$$

式中: \mathbf{Q}_k 为系统噪声序列的协方差阵; \mathbf{R}_k 为量测噪声序列的协方差阵。

对噪声作如下假设:

1) 系统噪声已知,量测噪声为零均值的白噪声,其方差时变。

2) 各个时刻的噪声未知,但互不相关。则新息自适应卡尔曼滤波方程为:

状态一步预测:

$$\hat{\mathbf{X}}_{k/k-1} = \Phi_{k,k-1} \hat{\mathbf{X}}_{k-1} \quad (17)$$

一步预测均方误差:

$$\mathbf{P}_{k/k-1} = \Phi_{k,k-1} \mathbf{P}_{k-1} \Phi_{k,k-1}^T + \Gamma_{k-1} \mathbf{Q}_k \Gamma_{k-1}^T \quad (18)$$

滤波增益:

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{k/k-1} \mathbf{H}_k^T \hat{\mathbf{P}}_{vk}^{-1} \quad (19)$$

状态估计:

$$\hat{\mathbf{X}}_k = \hat{\mathbf{X}}_{k/k-1} + \mathbf{K}_k (\mathbf{Z}_k - \mathbf{H}_k \hat{\mathbf{X}}_{k/k-1}) \quad (20)$$

状态估计均方误差为:

$$\mathbf{P}_k = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k) \mathbf{P}_{k/k-1} \quad (21)$$

式中: $\hat{\mathbf{P}}_{vk} = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} \mathbf{v}_{k-i} \mathbf{v}_{k-i}^T$; $\mathbf{v}_k = \mathbf{Z}_k - \mathbf{H}_k \hat{\mathbf{X}}_{k/k-1}$ 为新息; N 为估计窗口长度; $\hat{\mathbf{P}}_{vk}$ 为新息序列均方误差

阵的极大似然估计值^[2]。那么,新息自适应量测噪声阵为:

$$\hat{\mathbf{P}}_k = \hat{\mathbf{P}}_{vk} - \mathbf{H}_k \mathbf{P}_{k/k-1} \mathbf{H}_k^T \quad (22)$$

分析上述滤波方程,可以看出滤波结果受估计窗口尺寸 N 的影响较大。尺寸 N 越小,滤波器对系统动力学模型的变化越敏感,但是, N 太小不但会导致滤波结果不是无偏估计,而且可能导致滤波结果发散。这是因为太小的估计窗口无法保证极大似然估计的无偏性。反之,尺寸 N 越大,滤波结果的无偏性越好,但是此时会导致滤波不能及时地跟踪系统模型的变化^[8]。因此,选择合适的窗口长度对于滤波结果非常重要。

3 改进新息自适应交互多模滤波算法

3.1 估计窗口的优化

传统的新息自适应滤波算法中估计窗口长度选择为一固定值,其长度很大程度上决定了滤波器的性能。为了避免因窗口长度选择不合适而影响滤波精度,文献[9]通过选择不同的窗口长度,构造一组并行滤波器,解算出在不同估计窗口下的状态估计值,并根据各自的新息协方差矩阵的迹计算权重,最终的状态估计为各个滤波器输出加权组合得到。

为了准确估计新息序列协方差,得到较为准确的量测噪声阵,本文通过选择不同的窗口长度,计算在各个窗口长度下新息序列协方差的估计值,根据所估计协方差矩阵的迹求得相应的权系数,最终的新息协方差矩阵由加权系数组合计算得到。具体做法为:

选择 m 个不同长度的估计窗口,其长度分别为 N_1, N_2, \dots, N_m , 窗口长度为 N_j 滤波器新息序列的协方差估计值为:

$$\hat{\mathbf{P}}_{vk}(N_j) = \frac{1}{N_j} \sum_{i=0}^{N_j-1} \mathbf{v}_{k-i} \mathbf{v}_{k-i}^T, j = 1, 2, \dots, m \quad (23)$$

多个窗口加权融合结果为 $\hat{\mathbf{P}}_{vk}$, 则有:

$$\hat{\mathbf{P}}_{vk} = a_1 \hat{\mathbf{P}}_{vk}(N_1) + a_2 \hat{\mathbf{P}}_{vk}(N_2) + \dots + a_m \hat{\mathbf{P}}_{vk}(N_m) \quad (24)$$

权重 a_j 由矩阵 $\hat{\mathbf{P}}_{vk}(N_j)$ 的迹决定,其计算公式为:

$$a_j = \frac{\text{tr}(\hat{\mathbf{P}}_{vk}(N_j))}{\text{tr}(\hat{\mathbf{P}}_{vk}(N_1)) + \text{tr}(\hat{\mathbf{P}}_{vk}(N_2)) + \dots + \text{tr}(\hat{\mathbf{P}}_{vk}(N_m))} \quad (25)$$

式中: $\text{tr}(\cdot)$ 表示对矩阵求迹。则量测噪声协方差矩阵估计值为:

$$\hat{\mathbf{P}}_k = \hat{\mathbf{P}}_{vk} - \mathbf{H}_k \mathbf{P}_{k/k-1} \mathbf{H}_k^T \quad (26)$$

以该估计值为中心,扩展得到交互式多模的模型集。其表达式为:

$$\mathbf{R}_k(i) = \begin{cases} \hat{\mathbf{R}}_k, i = 1 \\ \hat{\mathbf{R}}_k + \boldsymbol{\varepsilon}(k), i = 2 \\ \hat{\mathbf{R}}_k - \boldsymbol{\varepsilon}(k), i = 3 \end{cases} \quad (27)$$

3.2 改进新息自适应交互多模算法步骤

改进新息自适应交互多模算法的步骤包括:

1) 根据上一滤波周期得到的状态估计量和估计均方误差以及当前时刻的量测输入值计算当前时刻的新息,并结合计算机存储前面时刻的新息值,在不同窗口长度下进行新息序列协方差的估计。

2) 利用估计到的新息序列协方差阵的迹,来计算各自所占的权重,通过加权求和得到新息序列协方差阵的最终估计值,进而得到量测噪声协方差矩阵的估计值。

3) 以该估计量测噪声协方差矩阵为中心,对称扩展构建交互式多模的模型集。

4) 根据构建的模型集以及模型的概率进行交互多模滤波解算,得到组合导航系统的融合输出。

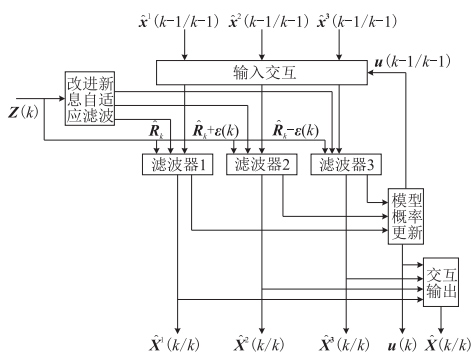


图1 算法实现框图

Fig.1 The algorithm implementation diagram

4 GPS/SINS 组合导航系统模型

4.1 状态方程

$$\dot{\mathbf{X}}(t) = \mathbf{F}(t)\mathbf{X}(t) + \mathbf{G}(t)\mathbf{W}(t) \quad (28)$$

$$\mathbf{X} = [\varphi_E \quad \varphi_N \quad \varphi_U \quad \delta v_E \quad \delta v_N \quad \delta v_U \quad \delta L \quad \delta \lambda \quad \delta h \quad \varepsilon_x \quad \varepsilon_y \quad \varepsilon_z \quad \nabla_x \quad \nabla_y \quad \nabla_z]^T \quad (29)$$

式中: φ_E 、 φ_N 、 φ_U 为数学平台失准角; δv_E 、 δv_N 、 δv_U 分别为载体东向、北向和天向的速度误差; δL 、 $\delta \lambda$ 、 δh 分别为纬度误差、经度误差和高度误差; ε_x 、 ε_y 、 ε_z 为陀螺随机常值零偏; ∇_x 、 ∇_y 、 ∇_z 为加速度计随机常值零偏。

系统的噪声矢量由陀螺仪和加速度计的随机误差组成,其表达式为:

$$\mathbf{w} = [\omega_{\varepsilon_x} \quad \omega_{\varepsilon_y} \quad \omega_{\varepsilon_z} \quad \omega_{\nabla_x} \quad \omega_{\nabla_y} \quad \omega_{\nabla_z}]^T$$

4.2 量测方程

取 SINS 与 GPS 输出的位置和速度之差作为系统的量测量,则量测方程为:

$$\mathbf{Z}(t) = \mathbf{H}(t)\mathbf{X}(t) + \mathbf{V}(t) \quad (30)$$

量测噪声矢量为:

$$\mathbf{V} = [v_{GE} \quad v_{GN} \quad v_{GU} \quad N_{GE} \quad N_{GN} \quad N_{GU}]^T \quad (31)$$

式中: v_{GE} 、 v_{GN} 、 v_{GU} 为 GPS 在东北天 3 个方向的速度误差; N_{GE} 、 N_{GN} 、 N_{GU} 为 GPS 在东北天 3 个方向的位置误差。状态方程和量测方程各系数矩阵表达式参见文献[10]。

5 算法仿真及分析

仿真轨迹为飞机起降轨迹,包括匀加速、爬升、转弯、匀速平飞、俯冲等运动状态,假设陀螺随机常值漂移为 $0.1^\circ/\text{h}$,加速度计随机常值漂移为 $10 \mu\text{g}$,飞机的初始位置为东经 108° ,北纬 34° ,仿真飞行时间为 1 600 s。

假定 GPS 位置误差为 10 m,速度误差为 0.1 m/s。量测噪声协方差矩阵初始值 $\mathbf{R}_0 = \text{diag}[(0.1\text{m/s})^2 \quad (0.1\text{m/s})^2 \quad (0.1\text{m/s})^2 \quad (10\text{m})^2 \quad (10\text{m})^2 \quad (10\text{m})^2]$,系统噪声协方差矩阵 $\mathbf{Q} = \text{diag}[(0.1^\circ/\text{h})^2 \quad (0.1^\circ/\text{h})^2 \quad (0.1^\circ/\text{h})^2 \quad (10^{-5}\text{g})^2 \quad (10^{-5}\text{g})^2 \quad (10^{-5}\text{g})^2]$ 。

算法中设定 $\boldsymbol{\varepsilon}(k) = 0.5\mathbf{R}_k$,新息自适应滤波窗口长度选择为 20、30、40、50、60。模型的转移概率矩阵 \mathbf{P}_{ij} 设为:

$$\mathbf{P}_{ij} = \begin{bmatrix} 0.950 & 0.025 & 0.025 \\ 0.025 & 0.950 & 0.025 \\ 0.025 & 0.025 & 0.950 \end{bmatrix} \quad (32)$$

设不同飞行阶段量测噪声协方差矩阵为:

$$\mathbf{R}_k = \begin{cases} \mathbf{R}_0, & k \in [0, 300)\text{s} \\ 3^2\mathbf{R}_0, & k \in [300, 600)\text{s} \\ \mathbf{R}_0, & k \in [600, 900)\text{s} \\ 4^2\mathbf{R}_0, & k \in [900, 1\ 200)\text{s} \\ \mathbf{R}_0, & k \in [1\ 200, 1\ 600)\text{s} \end{cases} \quad (33)$$

采用本文所提算法对该飞行过程进行滤波,并将滤波解算轨迹与纯惯导解算轨迹以及真实飞行轨迹进行比较,仿真轨迹见图 2。

由图 2 可以看出,惯导解算累积误差随时间增加而不断增大,1 600 s 后,惯导输出经度、纬度和高度误差分别达到 1 500 m、1 593 m 和 57.4 m;采用本文算法进行组合滤波,抑制了惯导漂移,提高了导航定位精度,将位置误差控制在 5 m 以内,滤波轨迹与真实飞行轨迹基本一致。

将本文所提算法(AIMM)与标准卡尔曼滤波算法(SKF)进行比较,并设标准卡尔曼滤波算法量测噪声阵为 R_0 。SKF 和 AIMM 算法位置误差和速度误差的仿真结果分别见图 3 和图 4。

由图 3、4 可以看出,在 $[300, 600]$ 和 $[900, 1200]$ 这 2 个时间段内由于量测噪声分别变为初始值的 3 倍和 4 倍,SKF 算法不能自适应量测噪声,其所使用的量测噪声阵不能反映系统的真实值,因而滤波出现了较大的误差,AIMM 算法能够根据系统实际情况实时调整量测噪声阵,滤波模型与实际模式更匹配,因而,滤波效果较好。

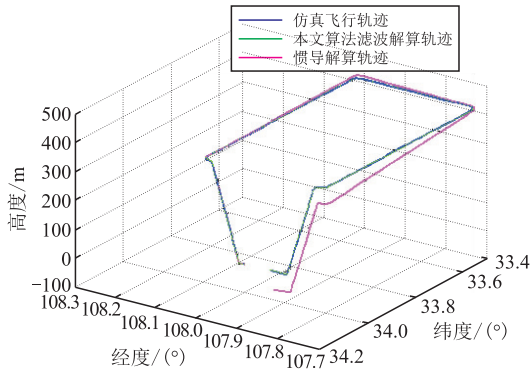


图 2 轨迹仿真

Fig.2 Trajectory simulation

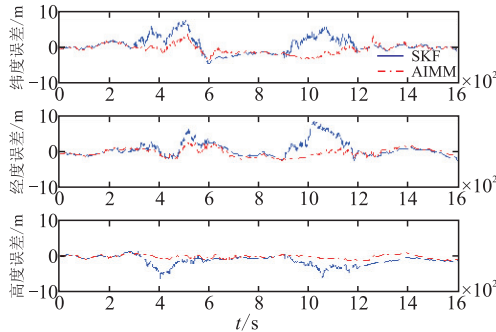


图 3 位置误差仿真结果

Fig.3 The simulation result of position error

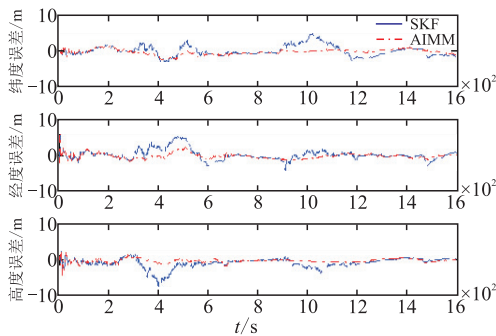


图 4 速度误差仿真结果

Fig.4 The simulation result of velocity error

为进一步验证本文算法,将本文算法和采用单一估计窗口长度的新息自适应交互多模算法作比

较。在比较过程中,引入了绝对平均误差的概念来衡量各种滤波算法的精度,绝对平均误差即为将滤波全过程的滤波误差取绝对值,然后再取均值。各种滤波算法的绝对平均误差见表 1。

表 1 滤波算法性能比较

Tab.1 Comparison of algorithms

算法	纬度/m	经度/m	高度/m	东向	北向	天向
				速度/ ($m \cdot s^{-1}$)	速度/ ($m \cdot s^{-1}$)	速度/ ($m \cdot s^{-1}$)
$N=20$	1.589 0	0.922 7	0.684 6	0.014 3	0.016 8	0.002 8
$N=30$	1.030 3	0.899 9	0.602 5	0.013 4	0.011 7	0.002 7
$N=40$	1.028 6	0.942 3	0.450 6	0.012 0	0.011 3	0.002 3
$N=50$	0.987 7	0.996 5	0.483 9	0.010 9	0.011 6	0.002 6
$N=60$	1.098 6	1.076 5	0.461 5	0.010 4	0.012 1	0.002 4
AIMM	1.028 1	0.949 2	0.440 2	0.011 5	0.011 5	0.002 2
SKF	1.766 5	1.587 6	1.324 0	0.022 8	0.019 8	0.005 3

表 1 中 N 为估计窗口的长度,从表中可以看出,本文算法相比于单一固定窗口的新息自适应交互多模算法具有更高的滤波精度,虽然出现了个别单一窗口某个参数滤波结果比本文算法略好的情况,如 $N=50$ 时的纬度和东向速度,这是因为本算法是多个估计窗口加权组合的结果,属于一种次优估计,但从总体上看,本文算法滤波效果更好,对于窗口长度的选取更为合理。

由以上的仿真分析可知,在量测噪声统计特性未知的情况下,本文所提滤波算法具有更高的滤波精度。另外,在仿真时,不同时间段上设定了不同的量测噪声,一定程度上模拟了外界干扰对量测数据的影响,由仿真结果可以看出,本文滤波方法在量测噪声方差出现较大波动情况下仍然能够得到较为准确的滤波结果,相比于常规滤波算法精度更高,能够减小外界环境干扰对量测数据的噪声污染,一定程度上提升了滤波算法的抗干扰性能。

6 结语

本文提出的改进新息自适应交互多模滤波算法,将新息自适应滤波和交互多模滤波算法结合起来,通过新息自适应滤波算法实时估计系统量测噪声阵,并以此估计值为中心对称扩展构建交互多模模型集,减少了模型数量,提高了运算速度;对新息自适应滤波算法进行了改进,采用一组不同长度的估计窗口进行加权组合优化了估计窗口长度的选取,提高了导航系统的滤波精度。

参考文献(References):

[1] Mohamed A H, Schwarz K P. Adaptive Kalman Filter-

- ring for INS/GPS[J]. Journal of Geodesy, 1999, 73: 193-203.
- [2] 王涛,王雪梅.一种新的 SINS/GPS 组合导航建模与滤波[J].弹箭与制导学报,2012,32(2):25-28.
WANG Tao, WANG Xuemei. A New Modeling Method and Filter Algorithm of SINS/GPS Integrated Navigation[J]. Journal of Projectiles Rockets Missiles and Guidance, 2012, 32(2): 25-28. (in Chinese)
- [3] Kendet A, Mayback P S. Multiple Model Adaptive Estimation with Filter Pawning [J]. IEEE Trans on Aerospace Electron Syst, 2002, 38(3): 755-768.
- [4] 曹梦龙,崔平远.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.
CAO Menglong, CUI Pingyuan. Study of IMM High Precision Integrated Navigation Algorithm [J]. Systems Engineering and Electronics, 2008, 30(7): 1304-1307. (in Chinese)
- [5] 卞鸿巍,金志华.组合导航系统新息自适应卡尔曼滤波算法[J].上海交通大学学报,2006,40(6):1000-1003.
BIAN Hongwei, JIN Zhihua. The Innovation-Based Estimation Adaptive Kalman Filter Algorithm for INS/GPS Integrated Navigation System[J]. Journal of Shanghai Jiaotong University, 2006, 40(6): 1000-1003. (in Chinese)
- [6] 徐田来,崔平远.组合导航自适应交互多模型算法研究[J].系统工程与电子技术,2008,30(11):2070-2074.
XU Tianlai, CUI Pingyuan. Research on Algorithm of Adaptive Interacting Multiple Model for Integrated Navigation System[J]. Systems Engineering and Electronics, 2008, 30(11): 2070-2074. (in Chinese)
- [7] 刘睿,王常虹,李葆华.自适应交互多模型滤波在 INS/CNS 组合导航中的应用[J].红外与激光工程,2010,39(5):843-847.
LIU Rui, WANG Changhong, LI Baohua. Adaptive Interacting Multiple Model and Its Application in INS/CNS Integrated Navigation System [J]. Infrared and Laser Engineering, 2010, 39(5): 843-847. (in Chinese)
- [8] 岳晓奎,袁建平,侯建文,等.飞行器组合导航鲁棒滤波理论及应用[M].北京:中国宇航出版社,2013.
YUE Xiaokui, YUAN Jianping, HOU Jianwen, et al. Vehicle Integrated Navigation Robust Filtering Theory and Application [M]. Beijing, China Astronautic Publishing House, 2013. (in Chinese)
- [9] 覃方君,许江宁.基于新息自适应卡尔曼滤波的加速度计信号降噪[J].数据采集与处理,2009,24(2):227-231.
QIN Fangjun, XU Jiangning. Innovation-Based Adaptive Kalman Filter for Accelerometer Signal Denoising [J]. Journal of Data Acquisition & Processing, 2009, 24(2): 227-231. (in Chinese)
- [10] 全伟,刘百奇.惯性/天文/卫星组合导航技术[M].北京:国防工业出版社,2011.
QUANG Wei, LIU Baiqi. INS/CNS/GNSS Integrated Navigation Technology [M]. Beijing: National Defence Industry Press, 2011. (in Chinese)

(编辑:徐楠楠)

郑重声明

近期,我刊发现有不法分子以“空军工程大学学报编辑部”名义,利用诈骗网站向作者征稿,趁机骗取审稿费,并要求打入指定的个人账号。编辑部特此郑重声明:1.本刊唯一在线投审系统地址为:<http://kjgcdx.ijournal.cn>,所有稿件均使用投审系统处理,联系邮箱为:kgdbjb@163.com,从未委托个人和机构处理稿件事宜。2.本刊收稿不收取任何评审费用。3.编辑部通信地址:陕西省西安市长乐东路甲字1号《空军工程大学学报》编辑部,邮编:710051,联系电话:029-84786434,84786428。请广大作者提高警惕,以免受骗。