

基于卡尔曼滤波的数据融合算法与应用研究

徐恩松, 陆文华, 刘云飞, 李宝磊, 李 洋

(上海工程技术大学, 上海 201620)

摘要:针对无人机飞控系统对输入的多传感器信息融合时传统卡尔曼滤波算法容易出现滤波发散, 滤波精度和系统的实时性降低的问题, 研究了一种改进的自适应滤波算法, 可以让数据融合后的信息精度更高, 实时性更强。改进的算法是在 Sage-Husa 滤波的基础上引入滤波收敛性判据, 并提出了基于改进的 Sage-Husa 滤波算法的联邦卡尔曼滤波器的设计, 可以抑制滤波发散, 提高滤波精度和稳定性。同时引入强跟踪滤波算法的思想, 调整增益矩阵, 改进滤波算法, 提高系统突变情况下的滤波处理能力。最后, 通过对特定的自主避障系统用改进后的算法与传统卡尔曼滤波算法进行 MATLAB 仿真比较, 仿真结果显示改进的自适应滤波算法在系统模型参数失配和实变噪声情况未知时, 可以较好地保持滤波的精度和实时性。

关键词:卡尔曼滤波; Sage-Husa 自适应滤波; MATLAB 仿真; 多传感器信息融合

中图分类号: TP273

文献标识码: A

文章编号: 1673-629X(2020)05-0143-05

doi: 10.3969/j.issn.1673-629X.2020.05.027

Research on Data Fusion Algorithm and Application Based on Kalman Filter

XU En-song, LU Wen-hua, LIU Yun-fei, LI Bao-lei, LI Yang

(Shanghai University of Engineering Science, Shanghai 201620, China)

Abstract: For the multi-sensor information fusion of the UAV flight control system, the traditional Kalman filter algorithm is prone to filter divergence, filtering accuracy and real-time degradation of the system. In this paper, an improved adaptive filtering algorithm is studied, which can make the information after data fusion more accurate and real-time. The improved algorithm introduces filter convergence criterion on the basis of Sage-Husa filter. The federated Kalman filter based on the improved Sage-Husa filter algorithm is proposed to restrain filter divergence and improve filter accuracy and stability. At the same time, the idea of strong tracking filter algorithm is introduced, the gain matrix is adjusted, and the filtering algorithm is improved, so as to improve the filtering processing capability under the condition of system mutation. Finally, the MATLAB simulation comparison between the improved algorithm and the traditional Kalman filtering algorithm for a specific autonomous obstacle avoidance system shows that the improved adaptive filtering algorithm can better maintain the filtering accuracy and real-time performance when the system model parameter mismatch and real-time noise are unknown.

Key words: Kalman filter; Sage-Husa adaptive filtering; MATLAB simulation; multi-sensor information fusion

1 概述

1.1 数据融合的概念

多传感器数据融合主要是针对一个系统使用多种传感器的问题而研究出来的一种信息处理方法。国外研究成果表明, 信息融合的概念为: 利用计算机技术对按时序获得的若干传感器的观测信息在一定准则下加以自动分析、综合以完成所需的决策和估计任务而进行的信息处理过程^[1]。

信息融合处理过程的硬件基础是传感器系统, 处理对象是多源信息, 融合的核心是协调优化和综合处理。融合后, 融合的信息效果远好于单个传感器的信息。

信息融合的功能特点有: 改进多源信息的可信度和目标的可探测性, 降低推算模糊程度, 提升探测性能, 增强系统的自适应性容错调整能力, 减少了信息获取的时间, 从而提高整个系统的信息处理性能。

收稿日期: 2019-05-22

修回日期: 2019-09-24

网络出版时间: 2020-01-10

基金项目: 国家自然科学基金(51465047)

作者简介: 徐恩松(1994-), 男, 硕士, 研究方向为数据融合、自主导航; 陆文华, 硕导, 研究方向为计算机仿真在组合导航中的应用。

网络出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20200110.1118.004.html>

1.2 信息融合理论算法

信息融合中要用到许多数学工具和方法,主要有概率论、模糊理论、小波法、神经网络等方法。信息融合作为一种智能化超高的数据综合处理技术,集合并应用了许多学科和新技术。数据融合广义上的范围包括检测技术、信号处理与通信技术、模式识别、决策论、估计理论、最优化理论、计算机科学、人工智能和神经网络等诸多学科^[2-4]。近几年信息融合技术的发展很快,很多应用研究领域的人员已经根据各自的具体应用背景,提出了许多比较成熟的融合算法。在自主避障系统中的信息融合方法有以下几种:

Blackman S S 等提出了加权平均信息融合方法^[5];Luo R C 等研究了贝叶斯估计信息融合方法^[6];Kamberova G 提出统计决策理论信息融合方法^[7];Xu L 等人采用了 DempsterShafer 证据理论^[8];MOORE J B 等研究了卡尔曼滤波信息融合方法^[9];SASIADEK J Z 等人提出了神经网络—模糊信息融合方法^[10]。

文中主要研究基于卡尔曼滤波的信息融合算法,针对传统集中卡尔滤波方式存在的问题,着重研究改进的 Sage-Husa 滤波算法,该算法可增加滤波的精度和稳定性能。并提出了基于改进的 Sage-Husa 滤波算法的联邦卡尔曼滤波器的设计,最后通过对特定的自主避障系统进行了多传感器信息的数据融合动态仿真,并给出了整个滤波融合的仿真结果。

2 卡尔曼滤波基本原理

Kalman 滤波器(KF)是一种最优化自回归的数据处理算法,主要用它去解决线性系统中的估计问题^[11]。其本质是寻找在最小均方误差下 x_k 的估计值 \hat{x}_k 。它的特点是通过递推的方法去推算 x_k ,估算过程数据存储量相对较小,便于系统对数据进行快速实时更新处理。总的来说,KF 是通过状态预测方程和观测方程对系统的数据进行实时状态准确估计。

设动态系统的方程和观测方程分别为:

$$\mathbf{x}_k = \mathbf{A}_{k-1,k} \mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{B}_{k-1,k} \mathbf{u}_{k-1} + \mathbf{w}_{k-1} \quad (1)$$

$$\mathbf{z}_k = \mathbf{H}_k \mathbf{x}_k + \mathbf{v}_k \quad (2)$$

其中, \mathbf{x}_k 是 k 时刻的系统状态矢量, $\mathbf{A}_{k-1,k}$ 是 $k-1$ 时刻到 k 时刻的状态转移矩阵, $\mathbf{B}_{k-1,k}$ 是 $k-1$ 时刻到 k 时刻的输入系统控制矩阵, $\mathbf{A}_{k-1,k}$ 和 $\mathbf{B}_{k-1,k}$ 可以随着时刻 k 的变化而改变, \mathbf{z}_k 是 k 时刻的观测矢量, \mathbf{H}_k 是 k 时刻的观测矩阵, \mathbf{w}_k 是 k 时刻的动态噪声, \mathbf{v}_k 是 k 时刻的观测噪声。通常它们服从 $N(0,1)$ 分布,被假设为高斯白噪声。若被估计状态和动态噪声满足式(1),系统观测量和观测噪声满足式(2)的条件假设,则 k 时刻的观测 \mathbf{x}_k 的估计 $\hat{\mathbf{x}}_k$ 求解过程如下。

卡尔曼滤波算法的具体流程为:

预估计:

$$\hat{\mathbf{x}}_k^- = \mathbf{A}_{k-1,k} \mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{B}_{k-1,k} \mathbf{u}_{k-1} \quad (3)$$

计算预估计协方差矩阵:

$$\mathbf{P}_k^- = \mathbf{A}_{k-1,k} \mathbf{P}_{k-1} \mathbf{A}_{k-1,k}^T + \mathbf{Q} \quad (4)$$

计算卡尔曼增益矩阵:

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_k^- \mathbf{H}_k^T [\mathbf{H}_k \cdot \mathbf{P}_k^- \cdot \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}]^{-1} \quad (5)$$

$$\mathbf{Q} = \mathbf{B}_{k,k-1} [\mathbf{u}_k \cdot \mathbf{u}_k^T] \mathbf{B}_{k,k-1}^T, \mathbf{R} = \mathbf{v}_k \cdot \mathbf{v}_k^T。$$

更新估计:

$$\hat{\mathbf{x}}_k = \hat{\mathbf{x}}_k^- + \mathbf{K}_k [\mathbf{z}_k - \mathbf{H}_k \cdot \hat{\mathbf{x}}_k^-]$$

计算更新后估计协方差矩阵:

$$\mathbf{P}_k = [\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \cdot \mathbf{H}_k] \mathbf{P}_k^- \quad (6)$$

递归循环计算:

$$\mathbf{x}_{k+1} = \hat{\mathbf{x}}_k \quad \mathbf{P}_{k+1} = \mathbf{P}_k^- \quad (7)$$

式(3)~式(7)是卡尔曼滤波器的基本公式。在给定的初值 \mathbf{x}_0 和 \mathbf{P}_0 下,根据 k 时刻的观测值 \mathbf{z}_k ,就可以递推计算得到 k 时刻的状态估计 $\hat{\mathbf{x}}_k (k=1,2,\dots,N)$,重复各步骤则可以递归计算进行状态预测。

卡尔曼滤波的实质是通过测量值重构系统的状态向量。它以“预测—实测—修正”的逻辑顺序递推^[12],得到系统的测量值以此来消除随机干扰,再重构出系统的状态。KF 计算分为时间更新过程和测量更新两个过程,如下所示:

(1)时间更新过程(预测)。

$\hat{\mathbf{x}}_{k-1}$ 和 \mathbf{P}_{k-1} 为初始估计。

(a)向前推算状态变量:

$$\hat{\mathbf{x}}_k^- = \mathbf{A} \hat{\mathbf{x}}_{k-1} + \mathbf{B} \mathbf{u}_{k-1}$$

(b)向前推算误差协方差:

$$\mathbf{P}_k^- = \mathbf{A} \mathbf{P}_{k-1} \mathbf{A}^T + \mathbf{Q}$$

(2)测量更新过程(修正)。

(a)计算卡尔曼增益:

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_k^- \mathbf{H}^T [\mathbf{H} \cdot \mathbf{P}_k^- \cdot \mathbf{H}^T + \mathbf{R}]^{-1}$$

(b)由观测变量更新 \mathbf{Z}_k 估计:

$$\hat{\mathbf{x}}_k = \hat{\mathbf{x}}_k^- + \mathbf{K}_k [\mathbf{Z}_k - \mathbf{H} \cdot \hat{\mathbf{x}}_k^-]$$

(c)更新误差协方差:

$$\mathbf{P}_k = [\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \cdot \mathbf{H}] \mathbf{P}_k^-$$

3 自主避障系统数据融合解决方案

对于自主避障中的组合导航系统的数据融合,通常采用的方法是分散卡尔曼滤波和集中化卡尔曼滤波。组合导航系统中所用到的参数多,采取单独一个滤波器进行全局数据集中处理不能保证滤波的实时性,如果组合系统中的惯导系统或 GPS 系统出现故障,整个系统的输出都会受到影响,可看出集中滤波的容错性能差,不利于系统的故障诊断。相对来说,分散化滤波可以提高系统的容错性能、减少计算量。它通常采用由若干个局部滤波器和一个主滤波器组成的两

级滤波器结构,各子状态估计的相关性利用信息原则来消除,其结构设计灵活,各子系统的数据用局部滤波器处理,然后整个系统全局数据的融合处理通过主滤波器进行。本节通过利用 Calson 提出的联邦滤波器^[13](federated filter),对自主避障系统进行分散化滤波数据融合进行研究。

3.1 联邦滤波器的基本原理

联邦滤波器是一种由多个子滤波器和一个主滤波器组成的数据融合技术。通常把惯导系统作为组合导航系统中公共参考的传感器。一方面惯导系统的输出直接输入给主滤波器,另一方面各子滤波器用它作为量测值,其他导航系统对应各子滤波器的输出结果也进入主滤波器进行数据融合,达到整个惯导系统参数的最优滤波化。

联邦滤波信息分配原理是:每一个子滤波器的局部估计值 $\hat{\mathbf{x}}_i$ 和估计误差方差阵 \mathbf{P}_i 进入主滤波器进行融合;得到的主滤波器的全局估计值 $\hat{\mathbf{x}}_g$ 和相应的估计方差阵 \mathbf{P}_g ,放大 $1/\beta_i$ 倍后,再反馈到子滤波器以重置子滤波器的估计值。主滤波器的估计误差方差阵,同时也可重置为全局估计误差方差阵的 $1/\beta_m$ 倍。 $\beta_i (i = 1, 2, \dots, N, m)$ 称为信息分配系数, $\beta_1 + \beta_2 + \dots + \beta_N + \beta_m = 1$ 。文献[14]给出了联邦滤波的基本算法,该算法中假设各子系统的系统观测噪声和量测噪声互不相关。

3.2 组合系统联邦滤波器设计

联邦滤波器有四种实现模式,依据信息分配策略的不同,四种实现模式为:无反馈模式、融合-反馈模式、变比例模式、零复位模式。通过分析考虑组合系统的容错性能、定位精度、滤波融合算法的难易程度,文中设计的联邦滤波器为: $\beta_m = 0$ 、系统无重置,系统主滤波器状态估计无信息分配不进行滤波运算,只负责完成组合系统信息融合^[15]。最终设计了公共参考系统为惯导系统,子系统为 GPS 位置子系统和速度子系统的联邦滤波器结构,如图1所示。

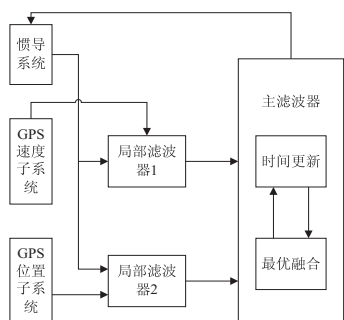


图1 SINS/GPS 联邦滤波器结构

4 联邦滤波器的数据融合算法研究

在第二节提出的联邦卡尔曼滤波器结构中,各子

滤波器没有考虑反馈作用和重置结构进行独立滤波。这样能够减少主滤波器到子滤波器的反馈信息和数据计算量。但是如果没有反馈信息的作用,会降低滤波器的估计精度和滤波的稳定性。综合对以上因素的分析,本节在标准联邦滤波器的基础上应用优化算法,以提高系统容错性能和滤波的实时性。

在实际的导航系统中,并不能准确知道系统的噪声方差阵 \mathbf{Q} 和观测噪声方差阵 \mathbf{R} 。从而在对不准确的系统模型进行滤波时,会出现滤波发散,导航系统在工作过程中 \mathbf{Q} 、 \mathbf{R} 、 Φ 、 \mathbf{H} 参数容易发生变化。为了防止滤波发散,需要在滤波前对系统参数的变化进行有效的估计,在滤波过程中及时调整滤波增益阵 \mathbf{K}_k ,这便是自适应滤波的基本思想。自适应滤波算法有贝叶斯法、相关法、协方差匹配法等。文献[16]介绍了基于 Sage-Husa 自适应滤波算法和强跟踪滤波算法改进的 Sage-Husa 滤波算法。本小节采取该滤波算法设计出了基于改进的 Sage-Husa 滤波算法的联邦滤波算法。

4.1 Sage-Husa 自适应滤波算法

Sage-Husa 自适应滤波算法可以对观测数据进行递推滤波,同时通过时变噪声统计估计器实时估计和修正系统噪声和观测噪声的统计特性,以此抑制滤波发散、提高滤波精度。其算法可描述为:

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{X}}_k = \hat{\mathbf{X}}_{k,k-1} + \mathbf{K}_k \tilde{\mathbf{Z}}_k \\ \hat{\mathbf{X}}_{k,k-1} = \Phi_{k,k-1} \hat{\mathbf{X}}_{k-1} + \hat{\mathbf{q}}_k \\ \tilde{\mathbf{Z}}_k = \mathbf{Z}_k - \mathbf{H}_k \hat{\mathbf{X}}_{k,k-1} - \hat{\mathbf{r}}_k \\ \mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{k,k-1} \mathbf{H}_k^T [\mathbf{H}_k \mathbf{P}_{k,k-1} \mathbf{H}_k^T + \hat{\mathbf{R}}_k]^{-1} \\ \mathbf{P}_{k,k-1} = \Phi_{k,k-1} \mathbf{P}_{k-1} \Phi_{k,k-1}^T + \mathbf{Q}_{k-1} \\ \mathbf{P}_k = [\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k] \mathbf{P}_{k,k-1} \end{cases} \quad (8)$$

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{r}}_{k+1} = (1 - d_k) \hat{\mathbf{r}}_k + d_k (\mathbf{Z}_{k+1} - \mathbf{H}_{k+1,k} \hat{\mathbf{X}}_{k+1,k}) \\ \hat{\mathbf{R}}_{k+1} = (1 - d_k) \hat{\mathbf{R}}_k + d_k (\tilde{\mathbf{Z}}_{k+1} \tilde{\mathbf{Z}}_{k+1}^T - \mathbf{H}_{k+1} \mathbf{P}_{k+1} \mathbf{H}_{k+1}^T) \\ \hat{\mathbf{q}}_{k+1} = (1 - d_k) \hat{\mathbf{q}}_k + d_k (\hat{\mathbf{X}}_{k+1} - \Phi_{k+1,k} \hat{\mathbf{X}}_k) \\ \hat{\mathbf{Q}}_{k+1} = (1 - d_k) \hat{\mathbf{Q}}_k + d_k (\mathbf{K}_{k+1} \tilde{\mathbf{Z}}_{k+1} \tilde{\mathbf{Z}}_{k+1}^T \mathbf{K}_{k+1}^T + \mathbf{P}_{k+1} - \Phi_{k+1,k} \mathbf{P}_k \Phi_{k+1,k}^T) \\ d_k = (1 - b) / (1 - b^{k+1}) \end{cases} \quad (9)$$

其中, b 定义为遗忘因子,且 $0 < b < 1$; $\hat{\mathbf{q}}$ 的初值是系统噪声数学期望; $\hat{\mathbf{r}}$ 的初值是量测噪声的数学期望。

4.2 强跟踪卡尔曼滤波

上一节中在 Sage-Husa 自适应滤波算法中增加了对系统噪声统计特性的计算,计算量大幅增加后会降低滤波的实时性。组合导航系统中状态变量维数高,

Sage-Husa 算法在对高阶系统滤波的过程中,容易出现 Q 和 R 失去正定性滤波发散现象。针对这些问题,为了保证滤波的稳定性,可以通过牺牲一定的精度换取滤波稳定性,这就是强跟踪卡尔曼滤波算法^[17]将状态估计误差验前协方差阵乘以加权系数 1,加强突变状态跟踪能力,在滤波器达到稳态时,保持这种能力,该滤波算法对初值和噪声统计特性的敏感也比较低。其算法的具体实现为:

$$\begin{cases} \tilde{Z}_{k+1} = \tilde{Z}_{k+1} - H_{k+1} \tilde{X}_{k+1,k} \\ \nu_{0(k+1)} = \begin{cases} \tilde{Z}_{k+1} \tilde{Z}_{k+1}^T (k=0) \\ \frac{\rho \nu_{0(k)} + \tilde{Z}_{k+1} \tilde{Z}_{k+1}^T}{1+\rho} (k \geq 1, 0 \leq \rho < 1) \end{cases} \\ \lambda_{k+1} = \text{diag}[\lambda_{1(k+1)}, \lambda_{2(k+1)}, \dots, \lambda_{n(k+1)}] \\ \lambda_{i(k+1)} = \begin{cases} \alpha_i C_{k+1} (\alpha_i C_{k+1} > 1) \\ 1 (\alpha_i C_{k+1} \leq 1) \end{cases} \\ P_{k+1,K} = \lambda_{k+1} \Phi_{k+1,K} P_K \Phi_{k+1,K}^T + Q_k \\ C_{k+1} = \frac{\text{Tr}[\nu_{0(k+1)} - R_{k+1} - H_{k+1} Q_k H_{k+1}^T]}{\sum_{i=1}^n \alpha_i [\Phi_{k+1,K} P_K \Phi_{k+1,K}^T H_{k+1}^T H_{k+1}]} \end{cases} \quad (10)$$

其中, α_i 由先验知识确定。

4.3 改进的 Sage-Husa 联邦滤波器的设计

在对 Sage-Husa 自适应滤波和强跟踪卡尔曼滤波的特点进行分析综合后,考虑到滤波的精度和稳定性,决定在收敛的条件下滤波时,采用 Sage-Husa 滤波算法;在滤波存在发散时,采用强跟踪卡尔曼滤波。因此在滤波前需要用滤波的收敛性判断滤波是否发散。在算法中可以利用新序列:

$$\tilde{Z}_{k+1} = Z_{k+1} - H_{k+1} \tilde{X}_{k+1,k} \quad (11)$$

的性质来构造滤波器的收敛性判据。在式(9)中已经包含了新序列的平方和,因此利用下面的新序列方差阵描述误差大小的信息。

$$E[\tilde{Z}_{k+1} \tilde{Z}_{k+1}^T] = H_{k+1} P_{k+1,k} H_{k+1}^T R_{k+1} \quad (12)$$

因而,可用:

$$\tilde{Z}_{k+1} \tilde{Z}_{k+1}^T \leq \gamma \text{Tr}[H_{k+1} P_{k+1,k} H_{k+1}^T + R_{k+1}] \quad (13)$$

作为收敛判据。其中 $\gamma \geq 1$ 为可调系数,当上式成立时,用 Sage-Husa 自适应滤波,若不成立则说明滤波误差超出预测值的 γ 倍,此时为滤波发散状态,改用强跟踪卡尔曼滤波。在第二节设计的标准联邦卡尔曼滤波器结构的基础上应用改进的 Sage-Husa 算法,得到的联邦滤波器结构如图 2 所示。

5 仿真实验与结果分析

在实际的惯性导航系统和 GPS 系统中,两者拥有

不同的采样率,各自的采样率周期不成整数倍,需要考虑到系统数据同步的问题。在本仿真实验中假设惯导系统数据更新采样周期为 0.01 s, GPS 测量输出周期为 1 s,假设 GPS 在采样周期内数据保持不变,程序设计中不考虑数据同步问题。整个滤波仿真参数如下:

地球自转角速度: $7.292\ 115\ 8\text{E-}5\ \text{rad/s}$;

陀螺仪测量均方差: $\sigma_g = 0.001$;

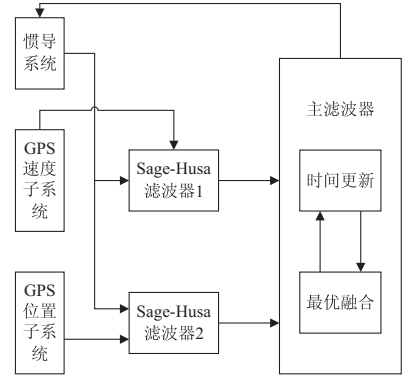


图 2 Sage-Husa 联邦滤波结构

加速度测量均方差: $\sigma_a = 0.001$;

GPS 位置均方差: $\sigma_p = 25$;

GPS 速度均方差: $\sigma_v = 0.15$;

惯导初始位置误差: $\delta\varphi = 30''$, $\delta\lambda = 30''$, $\delta h = 15\ \text{m}$;

惯导初始速度误差: $\delta v_x = 0.1\ \text{m/s}$, $\delta v_y = 0.1\ \text{m/s}$, $\delta v_z = 0.1\ \text{m/s}$;

惯导初始姿态误差: $\delta\psi = 300''$, $\delta\theta = 300''$, $\delta\gamma = 300''$;

GPS 初始位置误差: $\delta\varphi = 1''$, $\delta\lambda = 1''$, $\delta h = 25\ \text{m}$;

GPS 初始速度误差: $\delta v_x = 0.15\ \text{m/s}$, $\delta v_y = 0.15\ \text{m/s}$, $\delta v_z = 0.15\ \text{m/s}$;

滤波初值:

$X_0 = [30'', 30'', 15, 0.1, 0.1, 0.1, 300'', 300'', 300'', 0.001^\circ, 0.001^\circ, 0.001^\circ, 0.001, 0.001, 0.001]$;

$P_0 = \text{diag}([30'', 30'', 15, 0.1, 0.1, 0.1, 300'', 300'', 300'', 0.001, 0.001, 0.001, 0.005, 0.005, 0.005]^2)$;

$Q = \text{diag}([0.001^2; 0.001^2; 0.001^2; 0.001^2; 0.001^2; 0.001^2; 0.001^2; 0.001^2; 0.001^2])$;

$R_v = \text{diag}([0.15^2; 0.15^2; 0.15^2])$;

$R_p = \text{diag}([1'', 1'', 25]^2)$ 。

在上述滤波仿真程序中,及时对惯导系统的位置参数和速度参数进行了修正。在滤波开始初期,利用估计的误差状态对惯导系统进行反馈校正和输出校正,当滤波稳定后继续进行输出校正,同时实施周期性的反馈校正,以便达到较好的滤波精度和稳定性。仿真结果见图 3~图 5。

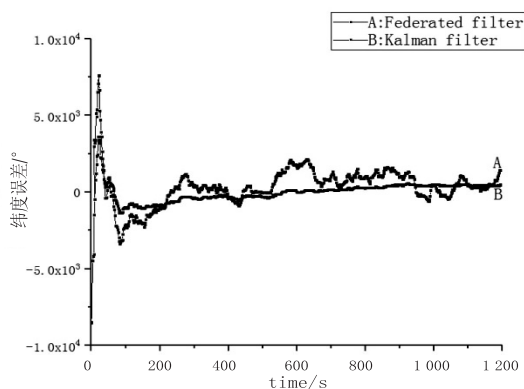


图3 联邦滤波与标准滤波纬度误差

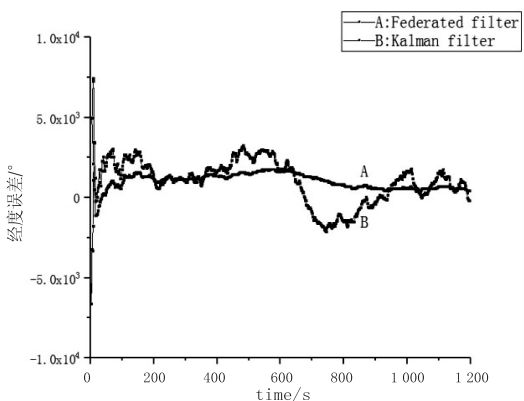


图4 联邦滤波与标准滤波经度误差

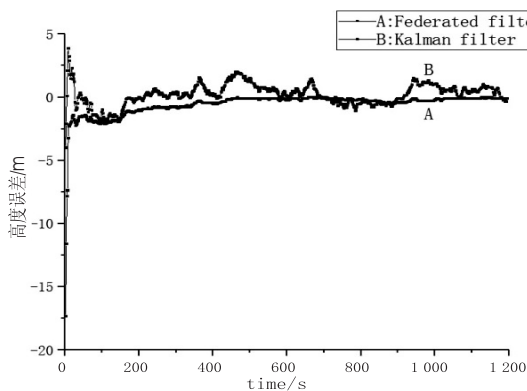


图5 联邦滤波与标准滤波高度误差

通过纬度、经度、高度三个方向的仿真结果可看出,采用改进的联邦卡尔曼滤波数据融合算法比标准卡尔曼滤波算法的导航系统的定位误差更小,组合导航系统采用GPS测量值可以及时修正惯导系统的测量误差,可以避免纯惯导系统的发散问题,提高了单一导航系统的定位精度。

6 结束语

重点研究了无人机自主避障系统中多传感器信息融合时采用的卡尔曼滤波算法问题。在分析了传统卡尔曼滤波在数据融合存在的问题以后,提出了分散化联邦卡尔曼滤波的方式,采用改进 Sage-Husa 联邦滤波方法对组合导航进行数据信息融合以此提高滤波精

度和滤波稳定性。最后进行了数据融合 MATLAB 仿真实验,实验结果表明比传统滤波效果明显提高。

参考文献:

- [1] 邵学洪,徐妍. 计算机技术在工业自动化控制系统中的应用[J]. 科学与信息化,2018(6):114-115.
- [2] 李玉玲. 人工智能在计算机视觉及网络领域中的应用[J]. 电脑编程技巧与维护,2018(8):156-157.
- [3] 段晓军,吴成富. 嵌入式实时控制系统的快速原型化及其在无人机飞控系统设计与实时仿真中的应用[C]//中国航空学会控制与应用第十一届学术年会论文集. 北京:中国航空学会,2004:530-534.
- [4] 张锦. 三余度飞控计算机系统软件的研究与设计[D]. 西安:西北工业大学,2006.
- [5] BLACKMAN S S, BROIDA J. Multiple sensor data association and fusion in aerospace application[J]. Journal of Robotic Systems,1990,7(3):445-485.
- [6] LUO R C, LIN M H, SCHERP R S. Dynamic multi-sensor data fusion system for intelligent robots[J]. IEEE Journal on Robotics and Automation,1988,4(4):386-396.
- [7] KAMBEROVA G, MANDELBAUM R, MINTZ M, et al. Decision-theoretic approach to robust fusion of location data[J]. Journal of the Franklin Institute,1999,336(2):269-284.
- [8] XU L, CHEN Y, CUI P. Improvement of D-S evidential theory in multisensor data fusion system[C]//Fifth world congress on intelligent control and automation [s. l.]: IEEE, 2004.
- [9] MOORE J B. Direct Kalman filtering approach for GPS/INS[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica,2003,32(3):245-250.
- [10] HAN D I, KIM J H, MIN C O, et al. Development of unmanned aerial vehicle (UAV) system with waypoint tracking and vision-based reconnaissance[J]. International Journal of Control, Automation and Systems,2010,8(5):1091-1099.
- [11] 祝石厚. 基于卡尔曼滤波算法的动态谐波状态估计技术研究[D]. 重庆:重庆大学,2008.
- [12] 雷礼平. GPS 动态卡尔曼滤波算法研究[D]. 成都:电子科技大学,2003.
- [13] CALSON N A. Federal filter for fault-tolerant integrated navigation system[J]. Journal of Software,2009,20(5):1337-1448.
- [14] 张锐,张长虹,陈利超. INS/GPS 导航中联邦卡尔曼滤波算法[J]. 战术导弹控制技术,2006(1):52-55.
- [15] 付海峰,刘华伟,张宗麟. 联邦滤波器公共信息分配方法[J]. 火力与指挥控制,2006,31(8):56-58.
- [16] 黄晓瑞,崔平远,崔枯涛. GPS/INS 组合导航系统自适应滤波算法与仿真研究[J]. 飞行力学,2001(2):71-74.
- [17] XIA Q, RAO M, YING Y, et al. Adaptive fading Kalman filter with an application[J]. Automatica,1994,30(8):1333-1338.