

基于 GA-BPNN 的自适应抗野值无迹 Kalman 滤波方法

左益宏¹, 王远亮², 何红丽¹, 葛泉波³

(1. 中国飞行试验研究院, 西安, 710089; 2. 上海海事大学物流工程学院, 上海, 200135;
3. 同济大学电子与信息工程学院, 上海, 201800)

摘要 为了满足飞行试验轨迹的试验测量需求,构建了一种高性能飞行试验目标轨迹测量系统。在此基础上,针对实际飞行测量中遇见的异常数据处理问题,提出了一种基于多机器学习改进的自适应 Kalman 滤波方法。该方法以传统的无迹 Kalman 滤波器(UKF)为基础,首先,通过引入采用遗传算法改进后的 BP 神经网络(GA-BPNN)来改进 UKF 算法,以实现 UKF 全局误差的调控和修正,从而改善 UKF 的估计精度;然后,应用抗野值技术来充分剔除测量中的孤立型和斑点型异常点,实现对 GA-BPNN-UKF 的再次改进,有效提高滤波的鲁棒性;最后,应用仿真来验证提出新算法的有效性,并通过对实际飞行测量数据(通过建立的轨迹测量系统获得的实际数据)的实验分析来显示算法在实际应用中的有效性。

关键词 轨迹测量;无迹卡尔曼滤波器;遗传算法;BP 神经网络;抗野值算法

DOI 10.3969/j.issn.1009-3516.2021.05.005

中图分类号 TP273+.2 **文献标志码** A **文章编号** 1009-3516(2021)05-0030-07

An Adaptive Anti-Outlier Unscented Kalman Filtering Method Based on GA-BPNN

ZUO Yihong¹, WANG Yuanliang², HE Hongli¹, GE Quanbo³

(1. Chinese Flight Test Establishment, Xi'an 710089, China; 2. School of Logistics Engineering, Shanghai Maritime University, Shanghai 200135, China; 3. School of Electronics and Information Engineering, Tongji University, Shanghai 201800, China)

Abstract In order to meet the needs of flight test trajectory measurement, a high-performance flight test target trajectory measurement system is constructed. On the basis of this, an improved adaptive Kalman filtering method is proposed based on the multi-machine learning to deal with the abnormal data in actual flight measurement. This method is to take the traditional unscented Kalman filter (UKF) as a basis. Firstly, BP neural network improved by genetic algorithm (GA-BPNN) is introduced to improve the UKF algorithm, realizing the regulation and correction of UKF global error, and improving the estimation accuracy of UKF. Furthermore, the outlier resistant technology is used to eliminate the isolated and spotted outliers in measurement, realizing the GA-BPNN -The purpose of UKF's further improvement, and improving the robustness of filtering. Finally, the simulation used to verify the effectiveness of the new algorithm and the experimental analysis of the actual flight measurement data (the actual data obtained through the established trajectory measurement system) shows that the algorithm is valid.

Key words trajectory measurement; UKF; genetic algorithm; BP neural network; anti outlier algorithm

收稿日期: 2021-03-20

基金项目: 国家自然科学基金(61773147, 62033010)

作者简介: 左益宏(1973—),男,陕西西安人,高级工程师,研究方向:飞机性能、强度技术研究。E-mail:343137051@qq.com

通信作者: 葛泉波(1980—),男,浙江东阳人,教授,博士生导师,研究方向:工程化 Kalman 滤波理论研究。E-mail:geqb@tongji.edu.cn

引用格式: 左益宏, 王远亮, 何红丽, 等. 基于 GA-BPNN 的自适应抗野值无迹 Kalman 滤波方法[J]. 空军工程大学学报(自然科学版), 2021, 22(5): 30-36. ZUO Yihong, WANG Yuanliang, HE Hongli, et al. An Adaptive Anti-Outlier Unscented Kalman Filtering Method Based on GA-BPNN[J]. Journal of Air Force Engineering University (Natural Science Edition), 2021, 22(5): 30-36.

航空飞行器在经过设计制造之后,以及投入实际应用之前,必须经过严格而全面的性能测试,其中的飞行器测试及数据处理对于飞行试验的顺利完成和促进其技术进步起着非常重要的作用^[1-2]。

飞行器从设计到生产,需经大量实验,但最权威、最全面的试验是全程飞行试验,飞行器设计、改进和定型需要试验所得的轨迹加以论证^[3]。飞行试验是高风险试验过程,飞行试验过程中,需对飞行器轨迹行全程测量与监控,测量设备主要包括:雷达、光电经纬仪、高速数字摄像机和机载惯性导航。通过对所获取的数据进行滤波、转换等处理获得可靠的高精度的目标运动参数估计,对飞行器的性能等进行检测,将其作为参考来帮助指挥员进行决策,为光学跟踪测量系统提供具体的位置引导^[4]。

在过去的40多年,Kalman滤波器已成为一种在信号处理、通讯和现代控制领域最基本最重要的工具^[5-7]。按照均方误差准则,Kalman滤波器可以通过带有噪声的测量值来对动态系统中的可观测状态值进行估计。但是在目前飞行测试数据分析中,多数为无先验知识的情况,此时自适应Kalman滤波器可以针对周围环境的变化来进行自学习适应,不断逼近Kalman滤波器的最优滤波性能^[8]。

在实际的测试系统中,由于受测试手段、测试环境等因素的限制,测量中除包括噪声外,还可能包含异常值。这种异常值会降低数据处理算法的性能,严重时还会导致算法发散,使得估计误差远大于测量误差造成的影响^[9]。文献[10]提出一种适用于剔

除斑点型野值的Kalman滤波算法,其主要原理是通过M估计的加权矩阵调整对应的信息,但是这种方法无法根据滤波收敛性调节增益矩阵的大小,所以不能很好的剔除孤立型野值点^[10]。文献[11]提出了一种模糊抗野值集合粒子滤波方法,该方法能从状态后验分布抽取粒子的改进粒子滤波算法,并根据模糊理论为此改进算法设计了模糊抗野值功能,从而可以有效检测出全部野值点,但是却无法保证较好的滤波精度^[11]。文献[12]提出一种融合Kalman和小波的自适应抗野值方法,其主要通过修正增益或状态的一步预测值抑制野值对滤波精度的影响。该算法在传统Kalman滤波的基础上进行改进,计算简单,能够有效去除野值较小的点,但是对于较为突出的野值点,剔除效果不是很好^[12]。

针对以上不足,本文提出了一种以多种优化算法为基础的具有容错性能的高精度Kalman滤波算法,在无迹Kalman滤波器的基础上引入抗野值算法,以有效剔除测量过程中出现的孤立型以及斑点型异常点,同时引入了基于改进遗传算法的BP神经网络,以有效提高其滤波精度。

1 模型的建立

1.1 运动体动态模型的建立

对于空间运动体飞机,可采用状态空间法描述三维空间的运动学方程,具体表示如下^[13]:

$$\mathbf{X}_{k+1/k+1} = \begin{bmatrix} x_{k+1} \\ y_{k+1} \\ z_{k+1} \\ v_x^{k+1} \\ v_y^{k+1} \\ v_z^{k+1} \\ a_x^{k+1} \\ a_y^{k+1} \\ a_z^{k+1} \end{bmatrix}, \quad \Phi = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & T & 0 & 0 & \frac{T^2}{2} & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & T & 0 & 0 & \frac{T^2}{2} & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & T & 0 & 0 & \frac{T^2}{2} \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & T & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & T & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & T \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad \Gamma = \begin{bmatrix} \frac{T^3}{6} & 0 & 0 \\ 0 & \frac{T^3}{6} & 0 \\ 0 & 0 & \frac{T^3}{6} \\ \frac{T^2}{2} & 0 & 0 \\ 0 & \frac{T^2}{2} & 0 \\ 0 & 0 & \frac{T^2}{2} \\ T & 0 & 0 \\ 0 & T & 0 \\ 0 & 0 & T \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中: T 为采样周期, $i=(x,y,z)$; x_{k+1} 、 y_{k+1} 、 z_{k+1} 分别表示3个方向上的位移; v_i^{k+1} 表示*i*方向的速度; a_i^{k+1} 表示*i*方向的加速度; x 、 y 、 z 为三维空间的3个方向; Γ 矩阵的形式是基于如下的假设:在运动体误差状态模型当中的噪声激励误差直接会激励运动体的加速度,之后再对连续状态方程进行离散化,从而得到该矩阵。

1.2 光电经纬仪和雷达量测模型

据光电经纬仪的工作原理,测量一个运动体应该包括如下3个量: R 表示光电经纬仪到被测目标的径向距离; A 表示光电经纬仪到被测目标的方位

角; E 表示光电经纬仪到被测目标的仰角。此时运动体的三维空间状态可以得到如下的数学关系^[13]:

$$\mathbf{Z}_{k+1} = \begin{bmatrix} R_{k+1} \\ A_{k+1} \\ E_{k+1} \end{bmatrix} \quad (2)$$

\mathbf{Z}_{k+1} 是*k*+1时刻的量测向量。其中:

$$\begin{cases} R_{k+1/k} = \sqrt{x_{k+1/k}^2 + y_{k+1/k}^2 + z_{k+1/k}^2} \\ A_{k+1/k} = \cot\left[\frac{y_{k+1/k}}{x_{k+1/k}}\right] \\ E_{k+1/k} = \cot\left(\frac{z_{k+1/k}}{\sqrt{x_{k+1/k}^2 + y_{k+1/k}^2}}\right) \end{cases} \quad (3)$$

式中: x, y, z 为空间的 3 个方向上的标量值。

由于存在非线性特点,因此要对量测方程进行

泰勒展开,将其转化为 Kalman 滤波器能直接应用的状态空间结构。此时,可得到如下的量测矩阵:

$$H_{k+1} = \begin{bmatrix} \cos A_{k+1/k} \cos E_{k+1/k} & \sin A_{k+1/k} \cos E_{k+1/k} & \sin E_{k+1/k} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \frac{-\sin A_{k+1/k}}{R_{k+1/k} \cos E_{k+1/k}} & \frac{\cos A_{k+1/k}}{R_{k+1/k} \cos E_{k+1/k}} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \frac{-\cos A_{k+1/k} \sin E_{k+1/k}}{R_{k+1/k}} & \frac{-\sin A_{k+1/k} \sin E_{k+1/k}}{R_{k+1/k}} & \frac{\cos E_{k+1/k}}{R_{k+1/k}} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (4)$$

式中: R, A, E 的值可用式(3)进行计算。

UKF 辨识算法具体步骤参照文献[14],针对其存在预测模型参数要求具有先验已知性,在工程实践中难以获得准确参数的问题,提出一种改进型 BP 神经网络算法,通过其自适应能力来补偿标准 UKF 的估计值,降低模型和滤波参数误差对于最优估计值所产生的影响,提高最优估计精度。

2 基于 GA-BPNN 的抗野值 UKF 算法

由于传统的 BP 神经网络收敛速度较慢并且网络精度不高,本文利用改进的遗传算法寻找全局最优解对 BP 神经网络的初始权值以及阈值进行优化,以提高网络精度和收敛速度。

2.1 遗传优化 BP 网络算法设计

参照文献[15]中的遗传算法优化 BP 神经网络算法设计思路,对网络中的初始权值以及阈值进行优化,所确定的适应度函数为^[15]:

$$E = \sum_{i=1}^n (T_i - Y_i)^2 \quad (13)$$

式中: T_i 代表第 i 次训练样本的实际输出值; Y_i 则代表第 i 次训练样本的期望输出值。

已知遗传算法优化 BP 算法时,通常选择轮盘赌法,由于在种群进化时,一般情况下,会出现某些适应度大小过于异常的个体,这些个体极有可能决定选择过程,由此出现降低种群多样性的情况^[16-17]。因而,这里在文献[15]中所使用的 GA 算法的基础上进行改进,提出一种新的轮盘赌选择方法,即令每次所选个体从总选择序列中剔除,不再参加下一步选择过程。其具体选择步骤为:

Step1 将个体按照其适应度值的大小排列,将全部代入求得的适应度值进行累加,将其和记作 S 。

Step2 生成随机数 $M, M \in (0, S)$ 。

Step3 从第一个个体的适应度函数值开始,与后面个体得到的适应度函数值依次进行求和,如果累加值超过 M 则停止。最后一个将其适应度函数值累加进去的个体就是被选出的父代。

Step4 将这些被选出的个体单独提出来,再重复 **Step2** 和 **3**,直至选出足够数量的父代。

根据改进轮盘赌选择算法步骤,选择 $N/2$ 个个体担任父代。这样有效避免了那些适应度值异常的个体被多次选中,从而丰富了种群的多样性,同时改善了可能会发生的算法收敛于局部最优的情况。

最终所设计的基于改进遗传算法的 BP 神经网络流程如图 1 所示^[15,18-19]。

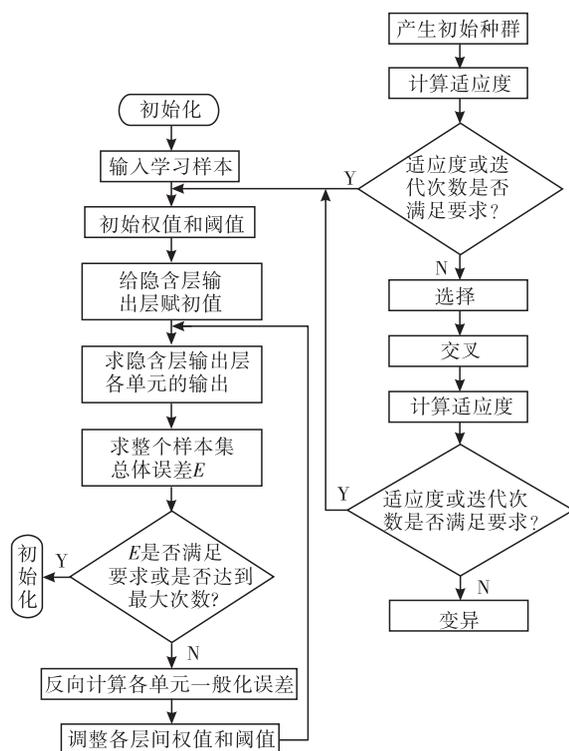


图 1 基于改进遗传算法的 BP 神经网络流程图

下文将通过优化后的 BP 神经网络算法来补偿标准 UKF 滤波器的估计值,以提高最优估计精度。

2.2 GA-BPNN 优化 UKF

参照文献[20]中 BP 神经网络改进扩展卡尔曼滤波(EKF)算法思路,本文利用改进 BP 神经网络优化无迹卡尔曼滤波(UKF)算法,其原理为:根据输入样本来训练 BP 神经网络,保存经过训练完成的权值及阈值。当 UKF 开始轨迹参数估计时,令影响轨迹误差的参数作为改进 BP 网络的输入,从而对全局误差进行调控,以此修正 UKF 输出的结果,进而提高轨迹测量精度。具体训练步骤如下^[20]:

Step1 将状态一步预测值和状态估计值的误差 $\hat{X}_{k+1/k+1} - \hat{X}_{k+1/k}$ 作为输入样本;

Step2 将真实值与状态估计值的误差 $\mathbf{X}_{k+1} - \hat{\mathbf{X}}_{k+1/k+1}$ 作为输出样本;

Step3 学习 UKF 预测和实际误差的映射关系;

Step4 输出滤波值与实际值的误差 B_{perr} 。

基于 GA-BPNN 的 UKF 算法流程图如图 2 所示,首先将测量信息输入 UKF 滤波器,给出滤波结果,同时将 $\hat{\mathbf{X}}_{k+1/k+1} - \hat{\mathbf{X}}_{k+1/k}$ 输入已完成训练的改进 BP 神经网络。接着,网络输出滤波与实际的误差。最终,将经过无迹 Kalman 滤波得到的最优估计值以及改进 BP 网络的输出值进行相加,就得到基于 GA-BPNN 无迹 Kalman 滤波算法下的最优估计:

$$\hat{\mathbf{X}}'_{k+1} = \hat{\mathbf{X}}_{k+1/k+1} + B_{\text{perr}} \quad (14)$$

式中: $\hat{\mathbf{X}}'_{k+1/k+1}$ 为基于 GA-BPNN 的 UKF 算法的输出值; B_{perr} 为改进 BP 网络的输出值; $\hat{\mathbf{X}}_{k+1/k+1}$ 为由无迹 Kalman 滤波的状态估计值。

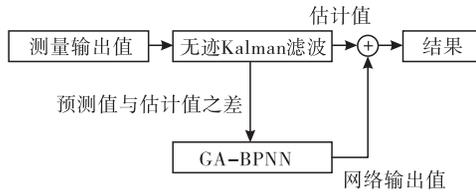


图 2 基于 GA-BPNN 的 UKF 示意图

2.3 基于 GA-BPNN 的抗野值无迹 Kalman 滤波

上文所提到的改进 UKF 算法能够有效提高滤波精度,但对于数据过失误差,该算法缺乏抗扰能力,并且当测量设备突然产生故障时,其容错能力也比较差。为解决上述问题,提出一种滤波容错的辨识算法。该算法通过上文的改进 UKF 算法与野值剔除^[21-22]进行融合,判断新息序列与处理野值点,对滤波增益进行实时调整以及对野值进行计算,对于存在斑点型异值或者孤立型异值的动态数据流,采用此技术处理进行剔除和修复。

令新息^[22]为:

$$\mathbf{e}_{k+1} = \mathbf{Z}_{k+1} - \hat{\mathbf{Z}}_{k+1/k} \quad (15)$$

当滤波器工作稳定时,新息的标准偏差为 σ ,且:

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{2n} \sum_{i=0}^{2n} \omega_i^{(c)} [(\zeta_{k+1/k}^{(i)} - \hat{\mathbf{Z}}_{k+1/k})][(\zeta_{k+1/k}^{(i)} - \hat{\mathbf{Z}}_{k+1/k})^T + \mathbf{R}_{k+1}} \quad (16)$$

可以给出一种定义和辨识方法判断观测值 \mathbf{Z}_{k+1} 的各个分量是否为野值。辨识公式为^[21]:

$$|(e_{k+1})_i| \leq C \sigma_{i,i} \quad (17)$$

式中: (i, i) 表示为在新息标准偏差对角线上的第 i 个元素, $(e_{k+1})_i$ 表示为 \mathbf{e}_{k+1} 的第 i 个分量, C 表示为常量,其具体取值根据实际情况确定。

如果以上辨识公式成立,那么 $(\mathbf{Z}_{k+1})_i$ 就为正常

观测值。如果不满足辨识公式,那么 $(\mathbf{Z}_{k+1})_i$ 则为野值, $(\mathbf{Z}_{k+1})_i$ 表示 \mathbf{Z}_{k+1} 的第 i 个分量。在改进 UKF 算法中,由于野值点不单单只存在一种类型,所以需要对其进行区分并具有针对性的去除。

对于孤立型野值点的去除,根据无迹 Kalman 滤波的递推公式可知,对预报值 $\hat{\mathbf{Z}}_{k+1/k}$ 进行修正可以得到状态估计值 $\hat{\mathbf{X}}_{k+1/k+1}$,同时增益矩阵 \mathbf{K}_{k+1} 决定着 \mathbf{Z}_{k+1} 对 $\hat{\mathbf{X}}_{k+1/k+1}$ 影响的强弱。因此,若想得到正确的 $\hat{\mathbf{X}}_{k+1/k+1}$,那么 \mathbf{Z}_{k+1} 不能失真。若 \mathbf{Z}_{k+1} 失真,则需通过调整 \mathbf{K}_{k+1} 来得到精确的 $\hat{\mathbf{X}}_{k+1/k+1}$ 。如果 \mathbf{Z}_{k+1} 的第 i 个分量 $(\mathbf{Z}_{k+1})_i$ 不满足辨识公式,那么 $(\mathbf{Z}_{k+1})_i$ 便为野值。当得到 \mathbf{K}_{k+1} 后,令 $\mathbf{K}_{k+1} = m\mathbf{K}_{k+1}$ ($0 \leq m \leq 1$),其中 m 类似于权系数,其取值由新息值的大小决定,当新息值较大时,需将增益 \mathbf{K}_{k+1} 调小,则 m 选取 $(0, 1)$ 之间的小数值对其进行有效的调节,若新息值非常大时,则需将 \mathbf{K}_{k+1} 置零,此时的 m 选取值为 0,以此实现滤波器的自适应控制^[12]。接着求得 $\hat{\mathbf{X}}_{k+1/k+1}$ 以及滤波误差协方差 $\mathbf{P}_{k+1/k+1}$,由此可通过得到目标状态参数来解决野值点干扰问题。

对于斑点型野值,剔除步骤如下^[23]:

Step1 首先使用改进的无迹 Kalman 滤波计算出 $\hat{\mathbf{X}}_{k+1/k+1}$ 、 \mathbf{Z}_{k+1} ,同时将数据保存。

Step2 将 \mathbf{Z}_{k+1} 经辨识公式辨别其是否为异常值。

Step3 重复 Step2,保存每次异常值出现的点序列 k ,继续辨识,同时记录异常值的数量。

Step4 使用预测值代替异常值。

Step5 继续滤波直至结束。

将两种异常点剔除方式相结合,可以得出抗野值的改进无迹 Kalman 滤波算法^[21,25],流程见图 3。

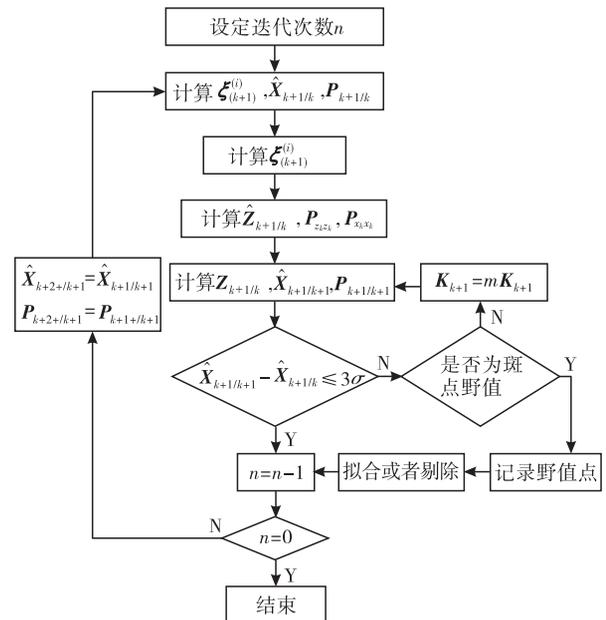


图 3 抗野值的改进无迹 Kalman 算法流程图

3 仿真及精度分析

3.1 GA-BPNN-UKF 滤波精度验证

为了验证所提出 GA-BPNN-UKF 算法的滤波能力,接下来通过仿真对文献[20]中的 BPNN-EKF 滤波方法和本文在此基础上改进得到的 GA-BPNN-UKF 滤波方法的处理效果进行对比。

假设目标相对光点经纬仪作匀加速运动,初始位置 (x, y, z) 为 $(300, 346, 200)$ m,速度为 $(40, 20, 10)$ m/s,加速度为 $(1.3, 1.7, 1.3)$ m/s²,运行间隔 1 s,总时长 60 s。把直角坐标系下的 x, y, z 坐标转换为光电经纬仪极坐标下的激光距离 R ,并将激光距离 R 添加均值为 0、方差为 10 的高斯白噪声,见图 4。

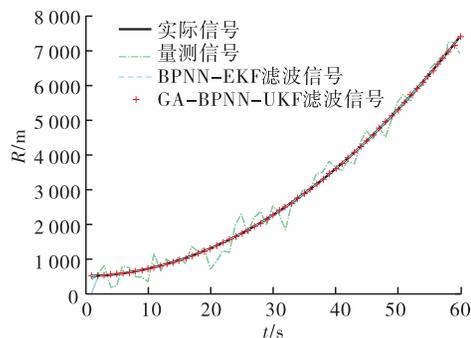


图4 估计结果对比图

两种算法的偏差结果如图 5 所示,可以看出,改进后算法的估计结果从整体上来说更加准确。

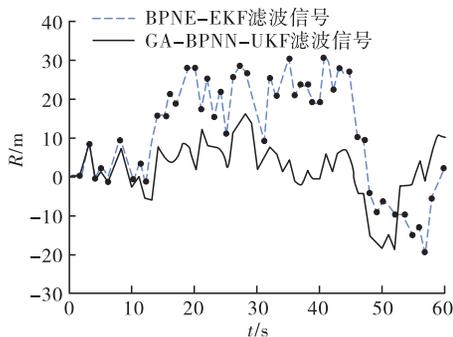


图5 估计偏差对比

为了衡量误差的整体水平,进行多次仿真实验结果见表 1,每次实验误差的平均值定义为:

$$\text{RMSE} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \text{RMS}(k) \quad (20)$$

其中:

$$\text{RMS}(k) = | \mathbf{X}_{\text{estimate}} - \mathbf{X}_{\text{real}} | \quad (21)$$

表1 多次试验平均值

算法	试验 1	试验 2	试验 3	试验 4
BPNN-EKF	31.534 7	12.174 5	18.846 6	9.787 5
GA-BPNN-UKF	9.032 3	9.677 8	11.906 3	6.593 9

由此可见,在相同的条件下,GA-BPNN-UKF 相比 BPNN-EKF 具有更高的滤波精度。对 RMSE 的计算则更有利地证明了改进后算法的优越性。

3.2 GA-BPNN-抗野值 UKF 算法验证

为同时验证加入剔除野值功能算法后的滤波精度和抗野值能力,再对激光距离 R 随机添加一些野值点,通过仿真对经典 UKF 滤波、文献[20]中的 BPNN-EKF 滤波方法和本文提出的基于 GA-BPNN 抗野值 UKF 滤波方法的处理效果进行对比,见图 6~7。

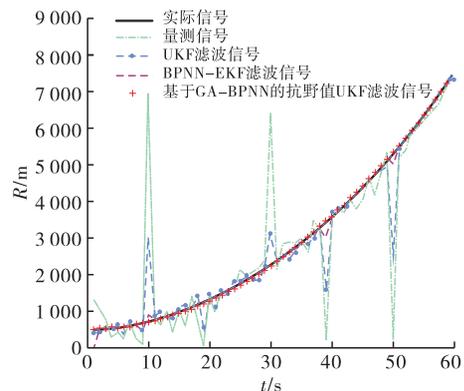


图6 不同滤波效果对比图

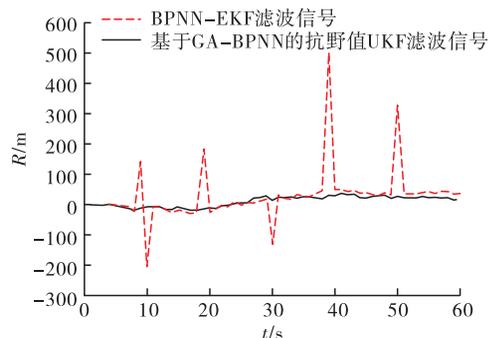


图7 算法滤波精度对比

从两幅图处理结果可以明显看出,经典 UKF 算法和文献[20]中的 BPNN-EKF 算法的估计结果均无法有效剔除野值,且估计误差较大,但是本文给出的基于 GA-BPNN 的抗野值无迹 Kalman 滤波方法对于去除野值有较好的效果,同时精度更高,与真实值差异更小,滤波误差明显满足要求。

3.3 实际数据处理的对比应用

为进一步验证本文算法的先进性、有效性,结合实际的测量数据,将现有文献[12]中提出的一种融合 Kalman 和小波的自适应抗野值算法,在实际应用中与本文所提出的算法进行对比。这些数据是在飞行器飞行试验中由光电经纬仪等测量设备得到,所表示的是光电经纬仪和被量测目标之间的距离 R 、方位角 A 和仰角 E ,在实际的测试系统中,由于受测试手段、测试环境等因素的限制,测量过程中会

受到野值的严重干扰,使得测量误差非常大。实际测量得到的数据可以直观表示为图 8。

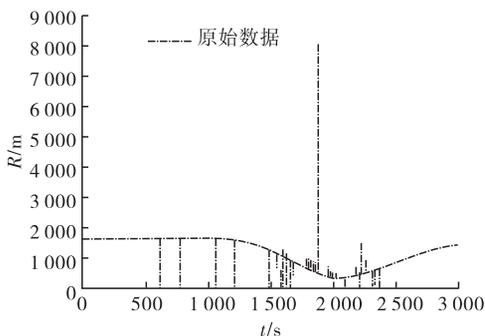


图 8 光电经纬仪站径向实测数据

分析上述曲线图,可见在径向实测数据中出现不符合实际情况的异常点。数据处理需要将这些异常点剔除,运用两种滤波算法进行处理的结果见图 9~11。

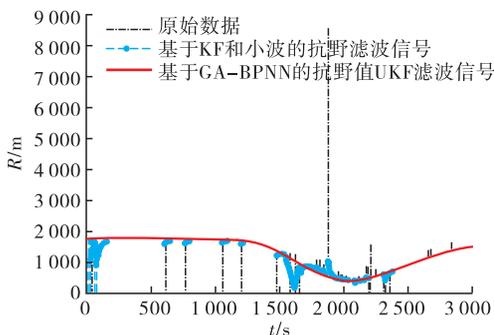


图 9 径向距离不同算法滤波后数据对比图

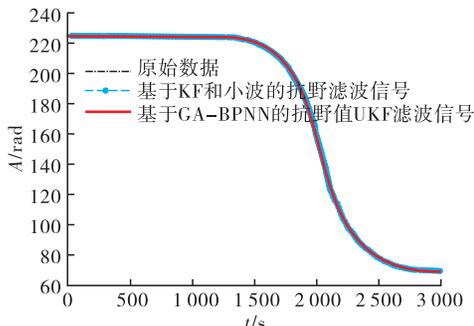


图 10 方位角不同算法滤波后数据对比图

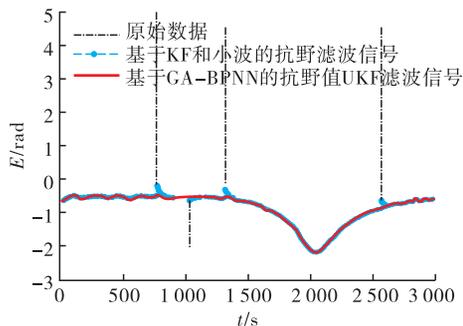


图 11 仰角不同算法滤波后数据对比图

为了更直观地对比以上两种不同算法滤波后的抗野值能力优劣情况和滤波后数据的平滑性,这里

提出一种“平均梯度”得形式,即将滤波后相邻数据的误差绝对值求和再求平均值。具体算法公式为:

$$F = \frac{\sum_{n=1}^{N-1} |\hat{\mathbf{X}}_{n+1/n+1} - \hat{\mathbf{X}}_{n/n}|}{N-1} \quad (18)$$

式中: N 为时间点, $\hat{\mathbf{X}}_{n+1}$ 为算法处理后的第 $n+1$ 个数据; $\hat{\mathbf{X}}_n$ 算法处理后的第 n 个数据。

计算后的结果如表 2 所示,算法 1 表示为融合 Kalman 和小波的自适应抗野值算法,算法 2 表示为基于 GA-BPNN 的抗野值无迹 Kalman 滤波算法。

表 2 平均梯度对比

算法	R/m	A/rad	E/rad
算法 1	4.075 3	0.524	0.001 9
算法 2	1.055 2	0.521	0.001 3

由图 9~11 和表 2 可见,文献[12]所用的算法相较本文所提出的基于 GA-BPNN 的抗野值 UKF 算法剔除异常点的能力较弱,本文算法能够有效去除野值,使滤波后的数据更具可靠性。

4 结语

改进后的 Kalman 滤波在实时数据处理中算法递推且所需保存数据量不大,是实时处理的理想选择,在航迹测量设备光电经纬仪数据处理中得到了成功应用。Kalman 滤波算法表现出了状态物理意义明确、算法实时性好、便于自适应改进等优异的特性,在实时和事后信号处理中具有不可替代的作用以及广阔的应用前景。

参考文献

[1] FU X J, PANG X R, ROBUST H. Fault-Tolerant Control for Stochastic Markov Jump Time-Delay Systems with Actuator Faults and Application[J]. Proceedings of the Estonian Academy of Sciences, 2021, 70(1):102-110.

[2] 崔建峰,王朝,范正吉,等. 基于 MATLAB 的四旋翼自主飞行器测试平台设计[J]. 工业控制计算机, 2018, 31(3): 108-110.

[3] 张阳,程先峰,刘岩. 空中交通基于四维轨迹运行概念及其应用[J]. 指挥信息系统与技术, 2020, 11(5): 5-10.

[4] 黄莎莎,乔嘉. 小型光电跟踪测量系统在试飞中的应用研究[J]. 通讯世界, 2018(2): 311-312.

[5] GUPTA S, JELLE H, MOHAMMAD S. Fault-Tolerant Distributed Transactions on Blockchain[M]. California: Morgan & Claypool Publishers, 2021.

- [6] GE Q B. Performance Analysis of the Kalman Filter with Mismatched Measurement Noise Covariance[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2016, 61(12): 4014-4019.
- [7] PI D W, YAN M S, LIU Y L, et al. Coordination Strategy Between AFS and ASB with Fault-Tolerant Mechanism for Ground Vehicle[J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, 2021, 235(4): 1128-1148.
- [8] PAN C, GAO J X, LI Z K, et al. Multiple Fading Factors-Based Strong Tracking Variational Bayesian Adaptive Kalman Filter[J]. Measurement, 2021, 176(1):1016-1020.
- [9] 范旭, 陈国光, 王光志, 等. 卡尔曼弹道滤波器抗野值方法研究[J]. 兵器装备工程学报, 2017, 38(12): 93-97.
- [10] 徐步云, 杨晓君, 侯维君, 等. 基于M估计的抗野值单站无源定位方法[J]. 雷达科学与技术, 2016, 14(6): 599-604,613.
- [11] 邵海俊, 缪玲娟, 郭岩冰. 一种用于SINS行进间对准的模糊抗野值滤波算法[J]. 宇航学报, 2020, 41(4): 447-455.
- [12] 吴佳慧, 冉昌艳. 融合自适应卡尔曼和小波的MEMS陀螺去噪方法[J]. 仪表技术与传感器, 2021(2): 109-112.
- [13] 张兴国, 李靖, 何红丽. IMM-UKF在光电经纬仪实时数据处理中的应用[J]. 电光与控制, 2012, 19(4): 81-84.
- [14] 黄小平, 王岩. 卡尔曼滤波原理及应用[M]. 北京: 电子工业出版社, 2015.
- [15] 刘宇, 惠鸿飞, 路永乐, 等. 基于遗传算法优化神经网络的多源信息融合室内定位方法[J]. 中国惯性技术学报, 2020, 28(1): 67-73.
- [16] 杜玉平. 一种改进的遗传算法[J]. 太原学院学报(自然科学版), 2020, 38(2): 83-86.
- [17] CABRERA R E, CHAVEZ M J, BARRERA V J, et al. Optimization of Laser Scanner Positioning Networks for Architectural Surveys Through the Design of Genetic Algorithms[J]. Measurement, 2021, 174(2):84-88.
- [18] 李忠利, 刘小锋, 陈修魁, 等. 基于信息融合的拖拉机组合导航定位系统研究[J]. 农业机械学报, 2020, 51(8): 382-390,399.
- [19] 何红丽, 刘茜, 赵静. 一种高精度飞机形变测量方法[J]. 测控技术, 2014, 33(4):16-18.
- [20] 冯少江, 徐泽宇, 石明全, 等. 基于改进扩展卡尔曼滤波的姿态解算算法研究[J]. 计算机科学, 2017, 44(9): 227-229,249.
- [21] 张怡, 廉晶晶, 黄文刚. 抗野值性能无迹卡尔曼滤波算法的研究[J]. 计算机工程与应用, 2012, 48(33): 153-156,216.
- [22] 黄晓敏. 含有关联有色噪声和未知参数的连续时间分数阶系统卡尔曼滤波器设计[D]. 沈阳: 辽宁大学, 2020.
- [23] 陈树, 任召金, 蒋宇. 基于卡尔曼滤波的WSN中发酵温度数据处理[J]. 信息技术, 2017(9): 62-66.
- [24] 孟军, 马彦恒, 董建. 基于自适应Kalman滤波的ADS-B数据抗野值方法[J]. 计算技术与自动化, 2012, 31(4): 17-20.
- [25] 张昆, 陶建锋, 李一立. 基于粒子滤波的目标跟踪抗野值算法[J]. 火力与指挥控制, 2016, 41(9): 98-102.

(编辑:徐敏)