

基于联邦滤波器的新型故障检测结构及算法

刘 准 陈 哲

(北京航空航天大学 自动化科学与电气工程学院)

摘 要: 提出了一种基于联邦卡尔曼滤波器的故障检测结构,该结构利用各局部滤波器和参考滤波器共有状态之间的残差进行故障检测.并提出了 2 种故障检测算法:² 检验法和 Elman 神经网络检验法.以组合导航系统为例进行了仿真研究,和其它算法相比该算法计算简单、可靠,不但可以快速检测出外部传感器及参考系统故障,且具有很好的容错性能,能快速检测出故障并进行隔离,使融合后系统依然保持较高精度.

关 键 词: 故障检测; 滤波器; 神经网络; 组合导航

中图分类号: TP 206⁺.3; V 249.32⁺8

文献标识码: A

文章编号: 1001-5965(2002)05-0550-05

文献[1]提出了联邦 Kalman 滤波器的信息融合算法.由于联邦滤波器的设计灵活且计算量小,容错性好而倍受重视.目前,基于联邦滤波器的故障检测算法只限局部滤波器内部,为了确定各局部滤波器处理的量测信息的有效性,需要在局部滤波器之间增加实时故障检测算法.

传统的联邦滤波器容错算法对每个局部滤波器都要进行故障检测,而且检测过程中仅能使用此局部滤波器内的信息,无法使用其它局部滤波器和主滤波器的提供的冗余信息,这样一方面造成信息浪费,联邦滤波器的优势也未充分发挥,而且它仅能检测出传感器故障,无法检测出参考系统故障;容易造成误检或漏检.每个局部滤波器都要进行故障检测,这样随着局部滤波器数目的增加,计算量也成倍地增加,不利于实时处理.

本文从联邦 Kalman 滤波器的整体结构出发,提出了一种基于联邦 Kalman 滤波器的故障检测结构和两种检测算法,并以惯导系统/卫星定位系统/地形辅助导航(INS/GPS/TERCOM)为例开展结构设计、算法及仿真研究.

1 基于联邦滤波器的故障检测算法

1.1 故障检测结构及原理

故障检测结构原理框图如图 1 所示.图 1 中的参考系统是联邦滤波器的公共传感器(如导航

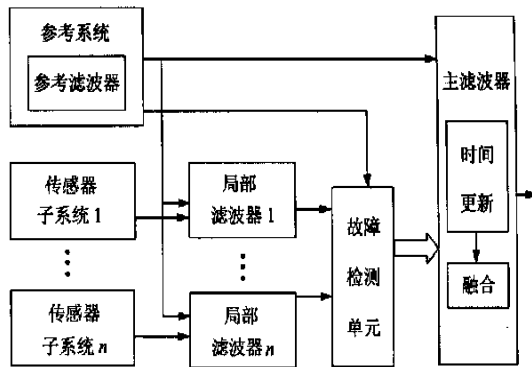


图 1 基于联邦滤波器的故障检测算法框图

系统中的惯导系统),它的测量数据不仅作为各局部滤波器的输入,而且直接输入主滤波器.参考滤波器是为了建立对故障进行检验的基准而设立的,其状态向量 $x_s(k)$ 和方差矩阵 $P_s(k)$ (下标 s 表示参考)的更新建立在参考系统的先验模型上.在滤波和故障检测的过程中,参考滤波器只根据参考系统的初始状态和初始方差进行时间更新,不进行测量更新.由于联邦滤波器参考系统的离散时变系统模型为

$$x(k) = \phi(k, k-1)x(k-1) + (k-1)W(k-1) \quad (1)$$

式中, ϕ 为传递矩阵; W 为系统噪声驱动矩阵; W 系统激励噪声矩阵.则参考滤波器中参考状态变量 $x_s(k)$ 和方差阵 $P_s(k)$ 的更新方程为

收稿日期: 2001-01-16

作者简介: 刘 准(1973-),男,河南淮阳人,博士生,100083,北京.

$$x_s(k) = \phi(k, k-1) x_s(k-1) \quad (2)$$

$$P_s(k) = \phi(k, k-1) P_s(k-1) \phi^T(k, k-1) + (k-1) Q(k-1) T^T(k-1) \quad (3)$$

式中, Q 为系统噪声的方差矩阵. 参考状态 $x_s(k)$ 和方差矩阵 $P_s(k)$ 的初始值和参考系统卡尔曼滤波初始值相同, 只是它们按照式(2), 式(3)进行更新, 这样系统元件故障和传感器测量故障就不会对其造成影响.

从图1可见, 该算法并没有改变联邦滤波器结构, 各局部滤波器和主滤波器时间更新、测量更新、融合算法与联邦滤波器容错性能最好的无重置结构算法完全相同. 仅在各局部滤波器和主滤波器之间增加了故障检测单元. 该故障检测单元的输入是各局部滤波器及参考状态方程输出的公共状态. 公共状态是指各局部滤波器和参考系统中包含的相同状态变量. 如导航系统中各局部滤波器和参考系统一般都包含经、纬度误差和东、北、天向速度误差等状态变量. 这些公共状态为故障检测单元提供了冗余信息, 故障检测单元根据这些冗余信息进行故障检测.

故障检测单元的执行算法如下:

假设在联邦滤波器中包含有 n 个局部滤波器和 1 个主滤波器, 有公共状态变量 m 个. 这样故障检测单元输入信号的个数为 $(n+1) \times m$. 不失一般性, 可设 $n=2$, $m=2$. 为了对公共状态 ($i=1, 2, \dots, m$) 进行检测, 定义各滤波器公共状态之间的差值函数

$$\begin{aligned} 1 &= |x_{1i} - x_{2i}| & 2 &= |x_{1i} - x_{3i}| \\ 3 &= |x_{2i} - x_{3i}| \end{aligned}$$

差值函数的个数为 $n+1=3$, 其中 x_{ji} 表示第 j 个滤波器的第 i 个状态估计值, 第一下标 j 小于 $n+1$ 时表示局部滤波器, 当 j 等于 $n+1$ 时表示参考滤波器. 定义如下决策函数^[2]

$$\begin{aligned} g_1 &= 1 \times 2 & g_2 &= 1 \times 3 \\ g_3 &= 2 \times 3 \end{aligned}$$

当系统处于正常工作状态时, 由于各局部滤波器和参考滤波器估计的公共状态变量的误差很小, 所以 1 , 2 和 3 的值很小, 而 g_1 , g_2 和 g_3 的值则更小. 当出现传感器故障时, 决策函数 g_1 , g_2 和 g_3 其中一个将变大, 而另两个仍保持很小. 例如局部滤波器 1 作为测量的传感器发生故障, 这时局部滤波器 1 估计的状态变量的误差将变大, 所以 1 和 2 将变大. 这样 g_1 的值将比 g_2 和 g_3 的值大很多, 同理如果局部滤波器 2 发生故

障时, g_2 的值将比 g_1 和 g_3 的值大很多, 即可由此判断传感器的故障位置. 当参考系统的元件 (如导航系统中惯导系统的加速度计、陀螺) 发生故障时, 决策函数 g_1 , g_2 和 g_3 都将增大. 这是因为参考滤波器由于仅进行时间更新, 不进行量测更新. 所以故障不对其产生影响, 它估计的公共状态变量变化依然很小. 而各个局部滤波器由于参考系统故障的影响, 估计的公共状态变量都将增大, 所以 1 , 2 和 3 的值变大. 这样 g_1 , g_2 和 g_3 的值都将变大很多. 由此可以检测出参考系统故障.

本检测结构非常简单, 它充分利用了联邦滤波器的特点, 仅在原有的联邦滤波器结构中增加了参考滤波器和故障检测单元, 非常便于工程实现.

1.2 检测算法

1) χ^2 检验算法

以上从理论上定性地分析了基于联邦滤波器故障检测算法的原理, 为了能更精确地描述故障严重程度, 引入单变量 χ^2 检验进行定量计算^[3]. 定义

$$i(k) = |x_{ji} - x_{ki}| \quad j, k \quad (4)$$

$$T(k) = P_{ji}(k) - P_{ki}(k) \quad (5)$$

式中, x_{ji} 表示第 j 个滤波器的第 i 个状态估计值; P_{ji} 表示第 j 个滤波器状态估计值 x_{ji} 的方差; P_{ki} 表示第 k 个滤波器状态估计值 x_{ki} 的方差; 第一下标 j 或 k 小于 $n+1$ 时表示局部滤波器, 当 j 或 k 等于 $n+1$ 时表示参考滤波器. 局部滤波器状态估计值的方差可以从 Kalman 滤波方程中得到, 参考状态估计值的方差可以从参考滤波器时间更新方程式(3)中得到.

定义状态 i 的故障检测函数

$$i(k) = i(k) T^{-1}(k) \quad i(k) \quad (6)$$

式中 $i(k)$ 服从自由度为 1 的 χ^2 分布. 故障判别准则为

$$\begin{aligned} i(k) &= \frac{i(k)}{T_D} > 1 \text{ 有故障} \\ i(k) &= \frac{i(k)}{T_D} \leq 1 \text{ 无故障} \end{aligned}$$

式中, 门限 T_D 由虚警率 P_{fa} 确定.

2) 神经网络检测算法

由于神经网络具有高度的并行性、非线性全局作用和良好的容错性, 神经网络在故障检测领域内应用越来越广泛^[4]. 本文提出了一种利用 Elman 网络进行故障检测的方法, 该方法具有计算

简单,逼近精度高的特点.已经证明,只要选取足够的隐层神经元,Elman 网络可以任意精度逼近任意的非线性函数. Elman 网络学习指标函数选用误差平方和函数,采用反向传播(BP)算法来修正权系数.本文将联邦滤波器的公共状态之间的差值函数 δ_i 作为 Elman 网络的输入.输出节点个数为 1,取值为 1 或 -1(其中 1 代表发生故障, -1 代表正常状态).隐层节点传递函数选用导数 S 形传递函数,输出层选用双曲正切 S 形传递函数,它的输出范围为 -1 到 1 之间.选择各传感器无故障时的值作为无故障输入训练样本,无故障输出样本为 -1.选择各种类型传感器的典型故障时的 δ_i 值作为故障输入训练样本,故障输出样本为 +1,当误差平方小于给定误差值时,训练完成.训练好的 Elman 网络即可进行故障检测.

2 新算法应用仿真研究

2.1 INS/ GPS/ TERCOM 系统数学模型

1) 局部滤波器模型

INS/ TERCOM 局部滤波器设计:在采用 TERCOM 算法进行地形匹配的过程中要求载体做匀速平飞运动,而且由于 TERCOM 算法仅能输出载体位置信息不可能提高姿态角误差的可观测信息,所以可将系统简化为 6 维模型.取 INS 状态为经、纬、高度误差和东北天向速度误差.进而可得简化的 6 维系统状态方程

$$\dot{X}_1(t) = F_1(t) X_1(t) + G_1(t) W_1(t) \quad (7)$$

式中, $F_1(t)$ 为传递矩阵; $G_1(t)$ 为噪声驱动矩阵; $W_1(t)$ 为系统噪声矩阵.

INS/ TERCOM 局部滤波器使用的位置观测矢量 Z_p 可写为

$$Z_p(t) = H_{p1} X_1(t) + V_{p1} \quad (8)$$

式中, H_{p1} 为 TERCOM 位置量测矩阵; V_{p1} 为测量噪声矩阵.

INS/ GPS 局部滤波器设计见文献[5].

2) 联邦滤波器结构设计

在设计 INS/ GPS/ TERCOM 组合导航系统的结构时采用无重置容错联邦滤波器结构.INS 和 TRN 组成局部滤波器 1,INS 和 GPS 组成局部滤波器 2.惯导系统作为参考系统.每个滤波器根据各自的测量更新进行状态估计,独立滤波,没有反馈重置带来的相互影响,这就提供了很好的容错性能.故障检测单元的目的是对各局部滤波器的输出做故障检验.一旦故障检测单元检测到局部滤

波器故障,主滤波器对该局部滤波器进行故障隔离,仅使用另一局部滤波器进行融合.直到故障消除后,重新使用该局部滤波器进行融合.

2.2 仿真试验

惯导系统采用中等精度(1 852 m/h),无线电高度表、气压高度表噪声方差为 100 的白噪声, GPS 仿真器位置均方根为 50 m,速度均方根为 0.1 m/s.数字地图采用符合国家标准的丘陵数字地图进行仿真.融合周期为 1 s.

1) χ^2 检验算法仿真

为了验证本文提出的基于联邦滤波器的新型故障检测算法的性能,故障仿真中分别设置了 TERCOM 故障和 GPS 故障.前面建立的 INS/ GPS/ TERCOM 联邦滤波器中,各滤波器公共状态为 6 维,分别是:纬度误差、经度误差、高度误差和东、北、天向速度误差.对于导航制导系统来说位置误差是最重要的指标.为了简化说明,这里仅将各局部滤波器和参考滤波器中的纬度误差 L 和经度误差 λ 作为公共状态变量输入故障检测单元.以下 χ^2 仿真结果图中将参考滤波器简称 I,INS/ GPS 局部滤波器简称 G,INS/ TERCOM 局部滤波器简称 T.例如 I-G 纬度检验结果表示参考滤波器的纬度变量与 INS/ GPS 局部滤波器纬度变量之差的检验结果,G-T 纬度检验结果表示 INS/ GPS 局部滤波器的纬度变量与 INS/ TERCOM 局部滤波器纬度变量之差的 χ^2 检验结果.

GPS 故障.假设接收机在第 71~100 s 定位数据突变,突变误差:纬度 300 m,经度 300 m.第 101 s 后 GPS 工作正常.仿真纬度误差 χ^2 检验结果 χ^2_L 如图 2 所示.

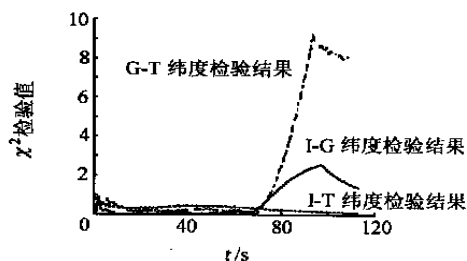


图 2 GPS 故障检验结果

TERCOM 故障.在仿真过程的第 70~100 s 加入突变形式的地形匹配误匹配故障,误匹配定位误差:纬度误差 300 m,经度误差 300 m.仿真纬度误差 χ^2_L 检验结果 χ^2_L 如图 3 所示.

从图 2 可以看出,当出现 GPS 故障时,和故障传感器 GPS 有关的局部滤波器检验结果都大于

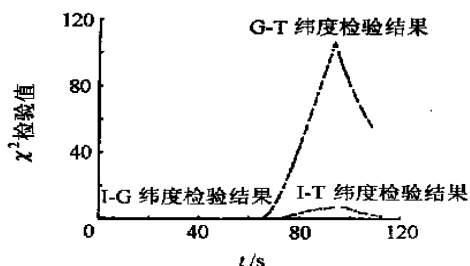


图3 TERCOM故障检验结果

1; 而和 GPS 无关的局部滤波器检验结果都小于 1. 由此可以快速、准确地判断出是 GPS 故障. 从图 3 可以看出, 当出现 TERCOM 故障后, 和故障传感器 TERCOM 有关的局部滤波器检验结果都大于 1; 而和 TERCOM 无关的局部滤波器的检验结果都小于 1. 由此可以快速、准确地判断出是 TERCOM 故障.

2) Elman 网络检测仿真

选择正常状态和 2 种传感器的典型故障时, 的值作为故障输入训练样本, 这 2 种故障如前所述. 故障输出样本为 +1, 隐含层神经元设为 15 个. 当误差平方 $E(w)$ 小于 10^{-12} 时, 训练完成. 应用此训练好的 Elman 网络即可进行故障检测. 为了验证网络的泛化性能, 选择不在训练集中的传感器故障进行仿真.

地形匹配故障. 本文在仿真过程的第 50 s 以后加入突变形式的地形匹配误匹配故障, 故障情况: 纬度误差 700 m, 经度误差 700 m. Elman 网络输出如图 4 所示.

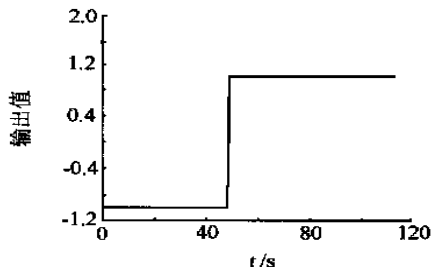


图4 TERCOM故障 Elman 网络输出

GPS 故障. 假设接收机在第 50 s 以后定位数据突变, 突变误差: 纬度 400 m, 经度 400 m. Elman 网络输出和图 4 完全一样.

从 Elman 网络的输出结果可以看出, 当系统无故障时, Elman 网络输出变为 -1. 当系统出现故障时, Elman 网络输出变为 1, 这说明该网络可以快速、可靠地检测出故障, 同时具有较好的泛化性能.

本文提出 2 种故障检验算法: χ^2 检验法和

Elman 网络法都可以准确、实时地检测出故障, 2 种算法的计算量都不大, 便于工程应用. 二者各有优缺点, χ^2 检验法可以定量地反映出故障的大小, 便于了解故障严重程度, 而 Elman 网络法仅能判断是否发生故障, 无法知道故障的严重程度.

χ^2 检验法根据事先已知系统噪声的先验统计特性来确定门限 T_D . 而门限 T_D 的大小又直接关系到检测的灵敏度. 而神经网络有较强的容错性能, 因此经过充分训练的 Elman 网络法具有较高的灵敏度和抗干扰能力. 因此在工程应用中, 应根据系统实际情况进行选择.

3) 自动实现故障隔离的组合系统精度仿真

在故障检测单元检测出故障后, 为了保持组合后的系统精度, 必须对故障进行有效的隔离. 对于容错式无反馈联邦滤波器的故障隔离算法很简单, 在故障检测单元检测出故障时, 只需将故障的局部滤波器重置, 同时主滤波器融合时不使用该局部滤波器的信息即可.

有 TERCOM 故障情况下仿真结果如图 5 所示.

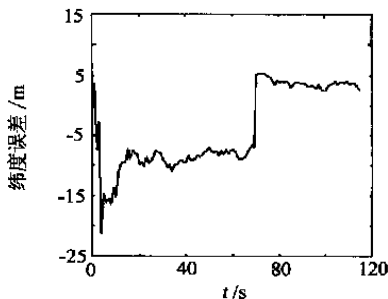


图5 TERCOM故障隔离后纬度误差

由于使用故障检测单元可以有效检测出故障, 并及时进行故障隔离, 对仿真结果影响不大. 从仿真结果可以看出, 经过故障隔离后, 速度误差和无故障情况基本相同. 纬度误差仅比无故障时变化约 12 m, 经度误差变化约 5.5 m.

有 GPS 故障情况下仿真结果如图 6 所示. 由于使用故障检测单元可以有效检测出故障, 并及

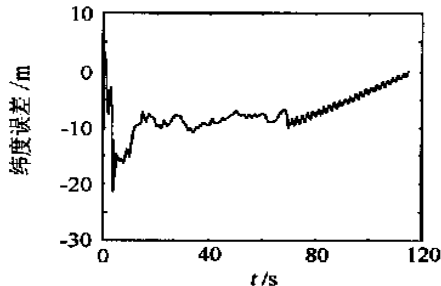


图6 GPS故障隔离后纬度误差

时进行故障隔离,仿真结果变化不大.从仿真结果可以看出,经过故障隔离后,速度误差比无故障情况下增加约 0.1 m/s ,而且随故障时间增加而增加,这是由于隔离了有故障 INS/GPS 局部滤波器后,由于 INS/TERCOM 局部滤波器仅有位置量测,而无速度量测,因此对速度误差的估计将变差.纬度误差比无故障时变化约 15 m ,经度误差变化约 10 m .隔离 GPS 故障后误差比隔离 TERCOM 故障误差大,主要原因是 GPS 定位精度比 TERCOM 定位精度高.

3 结 束 语

本文提出基于联邦滤波器的新型故障检测结构和 2 种定量检测算法,并进行了仿真实验.实验结果表明 2 种检测算法都能有效地检测出故障.

精度仿真实验表明,该滤波器在具有较严重故障的情况下,能对故障进行有效地隔离,滤波精度变化不大.

参 考 文 献

- [1] Near A Carlson. Federated filter for fault-tolerant integrated navigation system[A]. In: Proc of IEEE PLANS '88[C]. Orlando FL, 1988. 110 ~ 119.
- [2] 闻 新,张洪钺,周 露. 控制系统的故障诊断和容错控制[M]. 北京:机械工业出版社,1998.
- [3] Da Ren. Failure detection of dynamical systems with the state chi-square test[J]. Journal of Guidance Control and Dynamics, 1994, 17(2): 271 ~ 277.
- [4] 楼顺天,施 阳. 基于 MATLAB 的系统分析与设计——神经网络[M]. 西安:西安电子科技大学出版社,1999.
- [5] 袁 信,俞济祥,陈 哲. 导航系统[M]. 北京:航空工业出版社,1993.

New Fault Detection Structure and Algorithm Based on Federated Filter

LIU Zhun CHEN Zhe

(Beijing University of Aeronautics and Astronautics, School of Automation Science and Electrical Engineering)

Abstract: Based on federated Kalman filter, a new fault detection structure and algorithm was presented. The structure performs fault detection with the common states of local filters and reference filter. Chi-square test and Elman neural network test algorithm were presented. As an application, comparisons for these algorithms are simple and reliable, these algorithms can detect the errors for both sensors and reference system, and have excellent fault tolerance performances, fast fault identifying and isolating ability.

Key words: fault detection; filter; neural networks; integral navigation