

一种双捷联冗余控制系统陀螺故障诊断方法

Fault Diagnosis Method for Gyro in Double-Redundant Strapdown Control System

西北工业大学航天学院 王 晨 李新国

[摘要] 针对6个双自由度陀螺构成的运载火箭双捷联控制系统,综合硬件冗余和解析冗余的优点,设计了一种先进的陀螺故障诊断方法;利用神经网络观测器技术,解决了硬件冗余无法解决的故障诊断问题,克服了传统解析冗余的局限性;运用故障阈值的自适应调节,提高了故障诊断的鲁棒性,实现了故障陀螺的数据恢复。

关键词: 故障诊断 神经网络 自适应阈值 观测器 运载火箭

[ABSTRACT] Considering rocket double-redundant strapdown control system consisting of six two-dimension-of-freedoms gyros, advantages of integrated hardware redundancy and analytical redundancy, an advanced method for gyro fault diagnosis is designed; by using neural network observer, not only the problem which the fault diagnosis method based on hardware redundancy could not solve is able to be solved, but also the weakness of traditional analytical redundancy method could be overcome; by gyros' adaptive thresholds, the robustness of fault diagnosis is improved; and it achieves the recovery of a fault gyros' data.

Keywords: Fault diagnosis Neural network Adaptive thresholds Observer Launch vehicle

捷联式惯导系统与平台式惯导系统相比,具有体积小、质量轻、成本低、维护使用方便和便于使用冗余技术等显著的优点^[1]。其中,双捷联冗余系统以其结构简单、成本较低、体积重量增加较其他冗余方式小的特点受到广泛关注^[2]。采用冗余技术的双捷联系统可以大幅度地提高运载火箭控制系统的可靠性,越来越受到当今航天工作者的青睐,发展出各种形式的双捷联冗余系统,并且已经得到实际应用,如法国制造的阿里安V号运载火箭采用的即是双捷联控制方案^[2]。

如图1所示,本文中双捷联系统的例子是由6个双自由度陀螺GXA、GXB、GYA、GYB、GZA、GZB组成的部件级冗余系统,每个陀螺有2个敏感轴,共12个敏感轴,单套系统由3个双自由度陀螺正交安装,另一套系

统平行安装做热贮备。

每个角速度分量同时被4个陀螺敏感轴测得,即每个测量方向上都有4个冗余信息,利用这些冗余信息可以大大地提高火箭控制系统的可靠性。工程上广泛应用硬件冗余信息进行故障诊断,阈值使用一个固定的常值。这种方法一般用冗余的信息相互比较,差值大于阈值就认为发生了故障,它对于一度、二度陀螺故障可以实现准确的定位,但只能进行部分三度陀螺故障的定位。固定的阈值很难检测小幅值故障,而且对缓变故障的敏感度有限。

本文综合硬件冗余检测速度快而可靠、解析冗余软件实现方便等优点,将奇偶向量直接比较测量值法与基于解析冗余的神经网络观测器法相结合,首先用奇偶向量直接比较测量值法对一个角速度分量方向上的4个冗余信号进行故障诊断,只有2个测量信号时应用基于解析冗余的神经网络观测器法,使用自适应阈值,以提高系统的鲁棒性和敏感性。2种方法的结合,使得故障诊断既有传统方法简单可靠的优点,又有新方法灵活方便的优点。

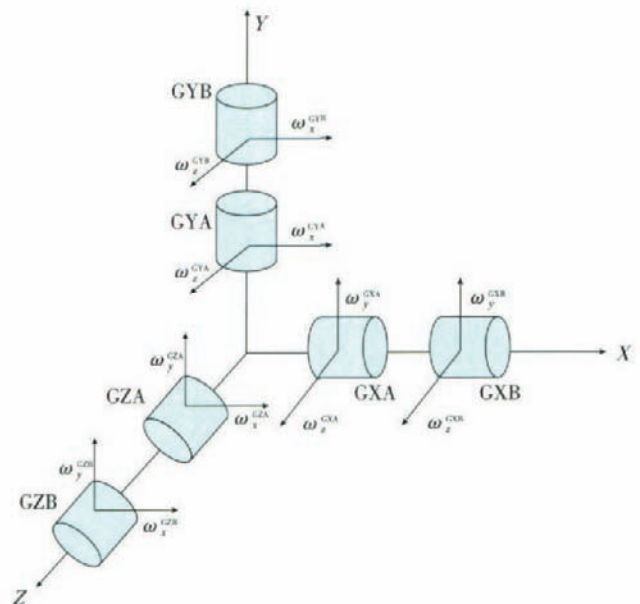


图1 双捷联系统结构

Fig.1 Frame of double-redundant strapdown system

1 奇偶空间直接比较测量值法判别故障

对陀螺仪故障模式做如下假设^[2]: (1) 双自由度陀螺的1个或者2个敏感轴的信息失效时,就认为陀螺失效。(2) 2个陀螺仪同时发生故障的概率很小,假设同一时刻只有1个陀螺仪发生故障。

由陀螺的安装方式,可以确定测量方程为:

$$\mathbf{m} = \mathbf{H}\boldsymbol{\omega}$$

其中, $\mathbf{m} = [m_1, \dots, m_{12}]^T$ 为陀螺输出向量, $\boldsymbol{\omega} = [\omega_x \ \omega_y \ \omega_z]^T$ 为3个方向的测量值向量, \mathbf{H} 为安装矩阵。

当6个陀螺都正常时,建立如下18个奇偶方程:

$$x: |m_{x_i} - m_{x_j}| < \tau_x,$$

$$y: |m_{y_i} - m_{y_j}| < \tau_y,$$

$$z: |m_{z_i} - m_{z_j}| < \tau_z.$$

其中, $i, j = 1, 2, 3, 4; j \neq i$, x, y, z 为角速度分量方向, m_x, m_y, m_z 分别为 x, y, z 方向上的测量值, τ_x, τ_y, τ_z 为3个分量方向上的故障检测阈值,超过阈值就认为发生了故障。列出真值表,判别一度和二度陀螺故障,再用最小二乘法进行陀螺故障检测隔离及系统重构^[1]。

2 神经网络观测器故障诊断方法

2.1 神经网络模型

神经网络是由模拟神经元组成的具有并行和分布式信息处理的网络结构,它具有与人脑相近的特性,如学习、归纳、抽取等。一种典型的神经网络结构模型(BP网络模型)由输入层、隐层和输出层3层构成,该网络算法具体学习过程由正向传播和反向传播2部分组成。

神经网络具有很多传统计算机无法比拟的优点,这决定了在传感器故障诊断方面它比其他方法具有以下独特的优越性^[3]: (1) 可避免数据的分析工作和建模工作,通过观测样本神经网络完全能够发现其隐含的信息。(2) 完成复杂的输入/输出的非线性映射。经数学证明,只要选取合适的网络结构,3层神经网络可以逼近任何非线性函数。(3) 信息存贮与处理合二为一。神经网络工作时,信息的隐含特征和规则分布于神经网络中的联接强度上,通常具有冗余性。(4) 实时计算。由于神经元之间高维、高密度的并行计算结构,神经网络具有很强的集体计算能力,完全可以完成对传感器故障的实时诊断。

2.2 基于解析冗余的神经网络观测器故障检测方法

解析冗余主要通过系统不同输出量之间的解析关系来提供冗余信息。它使用一个系统的参考模型和其他传感器的信息提供该传感器的冗余估计值。该估计值与直接测量值进行比较,用来诊断该传感器故障。

考虑如下非线性系统:

$$\begin{cases} x(k) = f(x(k-1), u(k)) \\ y(k) = g(x(k), u(k)) \end{cases},$$

其中, u 为系统输入, y 为系统输出, $f(\cdot)$ 为系统状态, 为非线性函数, $g(\cdot)$ 为非线性观测函数。假设系统的结构未知、系统输入和传感器的输出已知,只能利用传感器的测量值及系统的输入值来寻找传感器组内各传感器测量值之间的冗余关系。当系统正常运行时,每个传感器的测量值是系统输入及运行状态的函数,可表示为如下的输出方程:

$$y_i = g_i[x(k), u(k)],$$

其中, $i = 1, 2, \dots, m$, 在系统是可诊断的情况下,即 m 个传感器中任一测量信息系统都可观测时

$$x(k) = g_i^{-1}[y_i(k), u(k)].$$

所以对任意2个传感器,它们的测量值满足如下函数关系:

$$y_i(k) = g_i[x(k), u(k)] = \phi_{ij}[y_j(k)],$$

其中 $i \neq j$, y_i 和 y_j 分别为第 i 个和第 j 个传感器的测量值, ϕ_{ij} 为一未知函数。上式说明在 k 时刻每2个传感器的测量值之间均存在着一种函数关系,也就是解析冗余关系。传统的观测器法是利用系统的数学模型通过解析计算来获得这种冗余关系,但在系统结构未知的情况下,该方法无能为力。由于神经网络具有很强的函数映射能力和自学习能力,因此可以用它来获得传感器测量值之间的冗余关系^[4]。

在系统正常运行的情况下,将传感器组中任一输出信号和系统输入作为神经网络的训练输入,所有传感器的输出作为神经网络的训练输出,即训练 m 个神经网络模型: $\hat{y}_i = F_i[u(t), y_i(t)]$ 。

通过这种由一个可测输出 y_i 驱动的专用观测器可提供全部输出的估计,它在原理上能对传感器故障作唯一定位,甚至对同时的多个传感器故障也能唯一定位。构造的网络在线应用时,输入为系统输入和某个传感器的实际输出信号,输出可获得 m 组估计值 $\hat{y}_1, \dots, \hat{y}_m$, 其中 $\hat{y}_i = [\hat{y}_{i1}, \dots, \hat{y}_{im}]^T$ 是由第 i 个传感器对应的观测器得到的。

当系统正常运行时,所有的神经网络观测器的估计值 $\hat{y}_i (i = 1, 2, \dots, m)$ 接近实际测量值 $y = [y_1, \dots, y_m]^T$ 。当第 i 个传感器故障而其余的 $(m-1)$ 个传感器正常运行时,由第 i 个神经网络观测器所估计的输出 \hat{y}_i 将会偏离其他传感器的实际测量值,而第 i 个传感器的实际测量值也会与其他神经网络观测器对它的估计值相偏离,而同时由其他传感器驱动的神经网络观测器的估计值则不受影响,仍接近实际测量值。

定义阈值 $\delta_j > 0, j = 1, 2, \dots, m$, 它对应每个传感器的测量值, 判别函数定义为: $\Delta_{ij} = |y_j - \hat{y}_{ij}|$, 其中, $i = 1, \dots, m; j = 1, \dots, m$; y_j 为第 j 个传感器测量值, \hat{y}_{ij} 为第 i 个传感器的测量值驱动的神经网络观测器估计出的第 j 个传感器的输出估计值。

若决策函数 $\Delta_{ij} \geq \delta_j$ (其中 $i = 1, 2, \dots, m$; $j = 1, 2, \dots, i - 1, i + 1, \dots, m$) 且其他所有 $\Delta_{ki} \geq \delta_i$ (其中 $k = 1, 2, \dots, i - 1, i + 1, \dots, m; i = 1, 2, \dots, m$), 并且其他 $\Delta_{ij} < \delta_j$, 则第 i 个传感器发生故障。若 $\Delta_{ij} < \delta_j (i = 1, 2, \dots, m; j = 1, 2, \dots, m)$, 则所有的传感器都在正常运行。

2.3 自适应阈值设计

一般故障诊断方法包括 2 个过程: 诊断残差产生和残差评价^[5]。残差评价就要以阈值作为决策的门限。阈值是故障检测敏感性与误报漏报的分界线。由于实际系统中存在大量的不确定性、干扰、噪声等影响因素, 即使在正常情况下, 残差也不为 0。通常工程上的做法是凭经验或试凑方式确定一个常值为阈值^[5]。训练好的神经网络也会不可避免地出现偏差, 自适应阈值可以增强系统检测小幅值和缓变故障的能力。本文采用多项式分段拟合方法, 拟合无故障无噪声残差响应, 再综合标准差和修正系数来设计自适应阈值。各个网络的训练会有差异, 要针对不同的观测器设计自适应阈值。

3 试验与仿真

当各个角速度分量方向上有充足的冗余信息时, 使用奇偶向量直接比较测量值法进行故障判别, 而当某个方向的正常信号只剩下 2 个或 2 个以下时, 则用神经网络观测器故障诊断方法进行故障判别。

3.1 数据提取

将双捷联系统和故障检测算法植入到运载火箭故障模拟软件中, 通过对运载火箭的六自由度仿真得出陀螺输出、制导指令。在无故障无噪声的情况下, 取火箭二级主机段 111s 的数据, 输出时间间隔为 0.1s, 得到包含 1 110 个样本的采样数据。将每个陀螺敏感轴的输出、制导指令作为输入, 所有敏感轴输出为目标输出, 训练神经网络。

由于本课题中神经网络训练所采用的数据是二级主机段中的部分惯性测量数据, 所以本文的试验结果只针对此段的陀螺故障诊断。

3.2 分析

由于 4 个陀螺敏感轴同时测量同一角速度方向, 所以 12 个敏感轴只用训练 3 个神经网络模型。在训练中,

往往需要对训练样本做一些事先和事后的处理。无论是为了建模还是为了计算, 首先基本度量单位要统一, 使所有的数据都分布在 $[-1, 1]$ 范围内, 输入数据的归一化采用 $y = \arctan(x) \times 2/\pi$ 函数, 输出数据的反归一化采用 $y = \tan(y \times \pi/2)$ 函数。

3 个网络模型均使用 3 层前馈误差反传 BP 神经网络, 具有 3 个输入节点、12 个输出节点, 经反复试凑隐层为 8 个节点。用 Matlab 进行仿真^[6], 网络隐层和输出层传递函数都选用“tansig”函数; 网络采用“Levenberg-Marquardt”算法, 训练函数为“trainlm”; 学习函数使用“learnqdm”; 主要参数为: 学习速率, 训练最大步数, 误差精度 1×10^{-6} 。

3.3 试验

在运载火箭故障模拟软件中设置故障, 首先用奇偶向量测量值直接比较法进行故障检测, 第 1s 角速度分量 y 方向上 GXAy 发生恒偏差故障, 输出值偏差设为 $0.08^\circ /s$; 第 2s 角速度分量 y 方向上 GZBy 发生恒偏差故障, 输出值偏差 $0.09^\circ /s$ 。设 $\tau_y = 0.06^\circ /s$, 它们与另 2 个敏感轴信号 GXAz、GZBx 先后被隔离。 y 方向上只剩下 GXBy 和 GZAy 两个信号, 在陀螺输出信号中加入白噪声作为干扰, 使用神经网络观测器故障诊断法。

当 GZA 发生故障时, 它对其他陀螺的估计值将偏离测量值, 其他正常陀螺信号驱动的观测器估计值则与实际测量值接近。例如 GZAy 的估计值对 GXBz 的实际值之间的残差将有大的波动。由于篇幅的限制, 这里只给出 $\delta_{GZAy \rightarrow GXBz}$ 的设计, $\delta_{GZAy \rightarrow GXBz}$ 表示利用 GZAy 驱动的观测器中对 GXBz 的故障检测阈值, 根据具体试验数据, 共分为 7 段, 设计如下:

$$\delta_{GZAy \rightarrow GXBz, i}(t) = \{p_i(t) + \text{std}[e_i(t)]\} + a_i$$

其中 $t \in [1, 111]$, $p_i(t)$ 为残差各段的多项式系数, $e_i(t)$ 为 GZAy 驱动的观测器中对 GXBz 的估计值与其实际输出值的残差。std $[e_i(t)]$ 为各段标准差, a_i 为各段修正系数 ($i=1, 2, \dots, 7$)。

假设故障 1 为 GZAy 在 70~75s 发生偏差值为 $0.01^\circ /s$ 的小幅值恒偏差故障, 图 2 为固定阈值和自适应阈值的比较。若故障 2 在 80~85s 发生缓变故障, 漂移速率为 $0.03^\circ /s^2$, 2 种阈值比较如图 3 所示。

由图 2 和图 3 所示, 神经网络观测器的残差对小幅值故障很敏感, 但固定阈值还是很难检测出来, 而自适应阈值能够迅速地检测成功, 并且能够更早地发现缓变故障。双自由度陀螺若要提供全姿态信息, 至少需要 2 个正交安装的陀螺, 当五度故障发生时, 只有 1 个正常陀螺, 还可以用它来估计和恢复完整的全姿态信息。

根据具体的试验数据, 将 12 个敏感轴排成的编号, 可以制定出双捷联系统的故障决策函数表, 存到

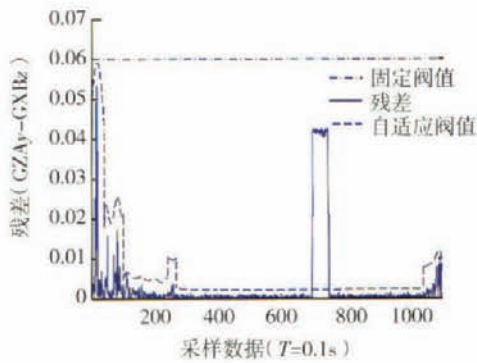


图2 GZA_y发生故障1的残差
Fig.2 Fault 1's residual of GAZ_y

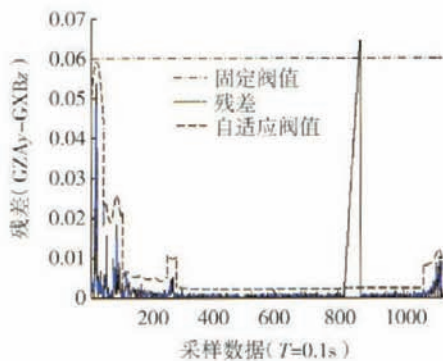


图3 GZA_y发生故障2的残差
Fig.3 Fault 2's residual of GAZ_y

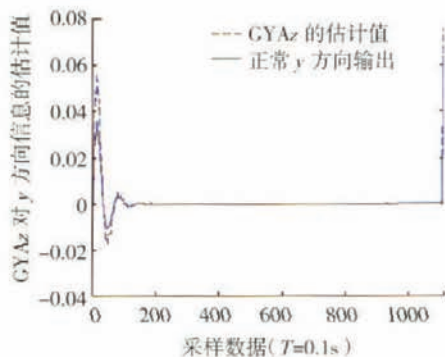


图4 y方向信号估计值
Fig.4 Estimate of signal on y axis

计算机里就可以快速判断故障,限于篇幅,这里只给出GZA_y的决策函数: $\Delta_{5,1} \geq \delta_{5,1}, \dots, \Delta_{5,4} \geq \delta_{5,4}, \Delta_{5,6} \geq \delta_{5,6}, \dots, \Delta_{5,12} \geq \delta_{5,12}, \Delta_{1,5} \geq \delta_{1,5}, \dots, \Delta_{4,5} \geq \delta_{4,5}, \Delta_{6,5} \geq \delta_{6,5}, \dots, \Delta_{12,5} \geq \delta_{12,5}$,而其他 $\Delta_{i,j} < \delta_{i,j}$ 。特别要注意每出现一次故障就要更新一次,去掉与之前已经发生故障的陀螺有关的项。

当陀螺GXB出现故障时,y方向上再没有可以使用的信息,利用双捷联控制系统中剩余正常陀螺来估计y方向信息,对y方向的信息进行恢复。目前正常的陀

螺有:GYA、GYB,利用GYAz进行y方向信息恢复,如图4所示。

虽然估计值与无故障无噪声的y方向测量值之间有一定偏差,但尚在设定的允许阈值范围之内,则将其看作真实工作环境下的扰动。

4 结束语

本课题研究了运载火箭双捷联控制系统的故障诊断方法,应用奇偶向量测量值直接比较法和神经网络观测器法相结合的方式对陀螺进行故障诊断,设计了自适应阈值,进行数据恢复。经仿真验证,该方法能够准确判别故障,自适应阈值增强了故障诊断系统的鲁棒性,对小幅值和缓变故障更加敏感。通过使用神经网络,满足了实时性的要求,并且该故障诊断方法使双捷联系统具有了自修复功能,提高了系统的可靠性。综上,该方法是一种非常有效、鲁棒性强、可靠性高,并且具有一定实用价值的方法。

参考文献

- [1] 陈哲. 捷联惯导系统原理. 北京: 宇航出版社, 1986.
- [2] 李伶. 双捷联冗余控制系统中的加速度计及陀螺判别方法研究. 航天控制, 1998(2): 2-9.
- [3] 王霞. 基于神经网络的非线性系统传感器故障诊断研究 [D]. 西安: 西北工业大学, 2002.
- [4] 张学峰. 故障诊断的神经网络观测器法. 航空动力学报, 1997, 12(2): 149-151.
- [5] 董选明. 基于ANN的舵机鲁棒故障检测实验研究. 机床与液压, 1998(5): 69-70, 73.
- [6] 飞思科技产品研发中心. 神经网络与MATLAB7实现. 北京: 电子工业出版社, 2005.

(责编 小颖)

(上接第71页)

用, 2002, 27(4): 23.

[4] CD 拉德, A C 朗, K N 肯德尔, 等. 复合材料液体模塑成型技术. 北京: 化学工业出版社, 2004.

[5] 郝元凯, 肖加余. 高性能复合材料学. 北京: 化学工业出版社, 2004.

[6] 乌云其其格, 益小苏. 复合材料低成本成型用预成型体的制备. 高科技纤维与应用, 2005, 30(1): 28-34.

[7] Ferreira M, Rubner M F. Molecular 2 Level processing of conjugated polymers. 1. Layer-by-Layer Manipulation of Conjugated Polyions. Macromolecules, 1995, 28: 7 107-7 114.

[8] 廖勇波, 梁子青, 李玲. 定型剂对复合材料力学性能的影响. 化工新型材料, 2006, 34(10): 62-65.

[9] 简抗抗, 张佐光, 顾铁卓, 等. 不同纤维堆积状态下饱和渗透率实验研究. 复合材料学报, 2006, 23(2): 31-36.

[10] Kris Hoes. New set-up for measurement of permeability properties of fibrous reinforcements for RTM. Composites Part A, 2002(33): 959-969.

(责编 小颖)