

doi: 10.7690/bgzdh.2021.02.007

基于虚拟余度的发动机伺服传感器故障检测

吴斌, 曲鹏, 甘辉

(南京模拟技术研究所, 南京 210000)

摘要: 为在有限软硬件资源下有效辨识出故障传感器并进行隔离, 提出基于虚拟余度的航空发动机伺服传感器故障检测方法。利用改进算法训练的 Elman 神经网络实现全包线内的高压转速到主燃油的映射, 建立主燃油虚拟余度, 给出基于虚拟余度的伺服传感器故障检测结构, 并对常规检测方法不能辨识的 2 种失效模式进行仿真验证。结果表明: 该方法可有效辨识出传感器失效, 结构简单, 计算量较小。

关键词: 虚拟余度; 伺服传感器; Elman 神经网络; 故障检测; 航空发动机

中图分类号: TP212 **文献标志码:** A

Fault Detection Method for Engine Servo Sensor Based on Virtual Redundancy

Wu Bin, Qu Peng, Gan Hui

(Nanjing Research Institute on Simulation Technique, Nanjing 210000, China)

Abstract: In order to identify the fault sensors and isolate them, a fault detection method for aero-engine servo sensor based on virtual redundancy was proposed. The Elman neural network trained by the modified algorithm was used to map the high-pressure speed to the main fuel in the whole envelope, and the virtual redundancy of main fuel was established. A servo sensor fault detection structure based on virtual redundancy was proposed, and a simulation of 2 failure modes which cannot be identified by conventional detection methods was used to verify the proposed method. The results show that the method can effectively identify the sensor failure, its structure is simple and the calculation is small.

Keywords: virtual redundancy; servo sensor; Elman neural network; fault detection; aero-engine

0 引言

由于工作环境恶劣, 航空发动机伺服传感器经常处于高温、高压和强振动条件下^[1-2], 其可靠性是整个数控系统的薄弱环节之一。传感器故障尤其是漂移类故障, 由于其变化缓慢, 往往难以检测^[3]。

目前国内外对传感器判故的研究主要包括电路 BIT (bulit In test) 检测、软件检测算法和信息融合方法^[4]。其中电路 BIT 检测虽然可以检测整个测量回路的各级故障, 但过多的 BIT 检测要求将会造成硬件过于复杂, 降低控制器的整体可靠性。软件检测算法主要根据物理值的范围和变化率进行故障判断, 对外部电气类故障检测效果较为理想, 但不能准确辨识信号漂移类故障, 难以保证使用的为有效冗余资源。

信息融合方法是目前国内外研究较热的传感器故障诊断方法^[5-6], 本质是基于数据或模型进行大量的在线估计预测, 根据预测结果进行传感器故障隔离。虽然该方法辨识率高, 但现有的 FADEC 的计算资源有限, 并且复杂模型的可靠性难以考证^[7],

相关研究方法仅处于理论研究阶段, 离工程应用还有许多门槛技术尚待突破; 因此, 如何能在有限软硬件资源下有效辨识出故障传感器并进行隔离, 是提高目前 FADEC 系统安全性的关键。

在上述限制条件下, 笔者针对航空发动机主燃油伺服传感器这一特定对象, 研究相应的传感器故障检测和隔离方法, 提出基于虚拟余度的故障定位策略, 并通过仿真验证其有效性。

1 基于虚拟余度的主燃油伺服传感器故障检测

由于整个液压执行机构尺寸和质量的限制, 伺服传感器一般仅具备 2 个余度。现有伺服传感器的故障检测包括 BIT 检测、极值斜率检测。BIT 检测根据 BIT 电路采集到的值进行故障判断, 极值斜率检测则是以物理值的范围和变化率进行判故, 以上检测方法只要发生判故就选用另一余度信号, 如果 2 个余度均故障, 则通过故障对策实现降级控制。

上述检测过程可以有效辨识电气故障和传感器

收稿日期: 2020-10-16; 修回日期: 2020-11-24

基金项目: 国家重大研究计划(2017-1-0006-0007)

作者简介: 吴斌(1985—), 男, 江苏人, 博士, 工程师, 从事航空发动机控制、发动机建模与仿真、航空发动机控制系统基于模型的设计研究。E-mail: wubin_bq@163.com。

极值故障，但对于信号漂移类故障，由于只有 2 个物理余度，不能判断出哪个余度有效。笔者在常规检测流程的基础上增加虚拟余度的检测方法，以提高故障检测的覆盖率，保证使用信号的有效性。具体检测结构如图 1 所示。

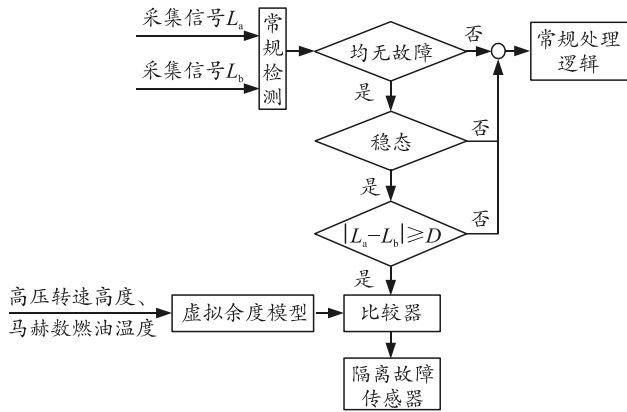


图 1 基于虚拟余度的故障检测流程

漂移类故障发生缓慢，无需全程监测。为节省计算资源且最大程度简化判故逻辑，只在稳态条件下检测故障情况。信号经过常规故障检测后，稳态无判故情况下若 2 个信号的误差超过阈值，则引入虚拟余度进行辨识，隔离出故障传感器，具体如下：将虚拟余度预测的数值记为 L_m ， L_m 与 L_a 的偏差记为 e_1 ， L_m 与 L_b 的偏差记为 e_2 ，若偏差 $e_1, e_2 \leq D$ (故障阈值)，则 2 个余度均无故障，继续选用 L_a 进行控制计算；若 $e_1 \leq D, e_2 > D$ 则 L_b 故障，选用 L_a ；若 $e_1 > D, e_2 \leq D$ 则 L_a 故障，选用 L_b ；若 $e_1, e_2 > D$ ，则发出模型告警，继续选用 L_a 进行控制计算。

2 虚拟余度模型

虚拟余度由 2 部分组成，首先根据高压转速 n_H 、高度 H 和马赫数 Ma 估算主燃油 W_f ，再根据补偿公式计算标准主燃油 W_{fv} ，最终由 W_{fv} 插值出 L_m 。

为减少计算复杂性和存贮数据量，估算 W_f 采用离线设计的方法。基于测量数据，利用对非线性映射具有任意逼近能力的神经网络进行模型设计。对于小涵道比航空发动机来说，高压转子转速可以间接反映工作状态，同时，为保证全包线内的适用性，神经网络的输入为 n_H 、 H 和 Ma ，输出为 W_f 。

2.1 GA-Elman 神经网络

Elman 神经网络是一种典型的动态局部反馈神经网络^[8]。与 BP 神经网络相比，Elman 神经网络增加了动态反馈环节，具有较强的动态信息处理能力。Elman 神经网络特殊的动态反馈机制使其能在较少

的系统输入下有效工作，并具备较好的预测性能^[9]。

训练 Elman 神经网络一般采用梯度下降法。虽然这类算法不断演化改进，但依然存在训练结果具有一定随机性，易产生局部最小等缺点。此外，对于一个固定结构的神经网络，其隐含层节点数决定了网络性能，即存在一个最优的隐层节点数。为获取较优的隐层节点数并规避训练算法的不足，需引入模拟自然界生物进化的遗传算法 (GA) 来辅助训练^[10-11]。详细步骤如下：

1) 依据输入输出参数的个数确定网络结构，其中输入层到隐含层的激活函数采用双曲正切 S 型函数，隐层到输出层采用线性函数。假设隐层节点数为 k ，输入层个数为 m ，输出层个数为 n ，待训练样本个数为 N ；

2) 将权重系数和阈值组合形成浮点数编码，串长 $L = m \times k + k \times n + n \times k$ 。根据输入输出情况确定 m 、 n ，给定隐层节点 k 的取值范围，从而获得 L 的取值范围，并在 L 的取值范围内随机生成多个个体组成初始种群；

3) 根据试验数据给出训练样本，采用样本输出平均误差平方和作为目标函数，即

$$J = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^n (Y_{ij} - \hat{Y}_{ij})^2 \quad (1)$$

其中： Y_{ij} 为期望输出值； \hat{Y}_{ij} 为实际输出值。由于遗传算法以最大值为目标，这里取适应度函数为

$$J' = 1/(1 + J) \quad (2)$$

4) 按照 GA 算法执行选择、交换和变异，并计算更新种群中适应度最大的个体；

5) 判断是否达到优化目标或最大迭代次数，满足条件，则退出算法并转入 6)，否，则转到 4)；

6) 根据优化结果确定网络隐层节点个数 k ，并将遗传算法优化后的权值和阈值作为 Elman 网络的初始值，对神经网络进行初始化。利用有动量的梯度下降算法对所获得的解进行微调，直到误差收敛到设定的精度，训练结束。

2.2 神经网络训练结果

采用 2.1 节中方法，利用已有数据训练神经网络，模型的输入为 n_H 、 H 和 Ma ，输出为 W_f 。以包线内不同点的数据为训练样本，共 189 组训练样本，训练误差如图 2 所示，优化获取的最优隐层节点数 $k=8$ 。可以看出：训练后的 Elman 网络可以准确反映燃油流量，误差控制在 2% 以内。

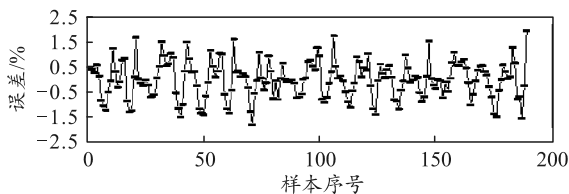


图 2 训练样本误差

2.3 虚拟余度模型

神经网络输出的为主燃油 W_f ，而主燃油的伺服传感器为位移传感器，直接反映的是体积；因此，根据高压转速预测得到的数值需要经过温度补偿并最终通过插值转化为位移。其中，温度补偿是将主燃油转换至标准温度 (20 °C) 下的燃油质量，计算式为

$$W_{fv} = \rho_{20} W_f / [\rho_{20} - \gamma(T_{Wf} - 20)] \quad (3)$$

式中： ρ_{20} 为 20 °C 时燃油的密度； T_{Wf} 为此时燃油温度； γ 为燃油密度温度系数。

利用计算后的 T_{fv} 插值出 L_m ，插值曲线通过预先标定获取。

3 仿真验证与分析

为验证基于虚拟余度航空发动机伺服传感器故障检测效果，以某型涡扇发动机模型为研究对象，针对线位移传感器常用软件算法不能被检测的 2 种失效效应进行仿真模拟，2 种失效效应分别为单只传感器漂移 5.5% 和采集突然失真。

在地面标况下慢车状态时，在第 10 s 对第 2 个余度传感器注入第 1 种失效效应，图 3 为 2 支位移传感器采集值和模型估计值变化情况，图 4 为失效检测过程。

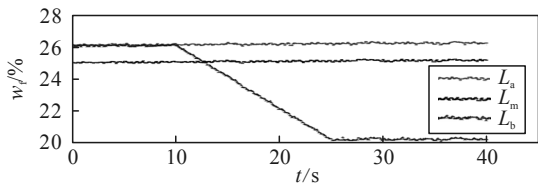


图 3 地面状态，传感器采集值和模型估计值变化情况

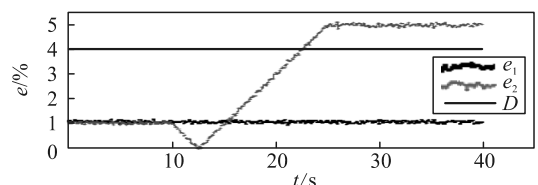


图 4 地面状态，失效检测过程

在 $H=10 \text{ km}$ ， $Ma=1.1$ 条件下，中间状态时，在第 10 s 对第 1 个余度传感器注入第 2 种失效效应，图 5 为 2 支位移传感器采集值和模型估计值，图 6 为失效检测过程。

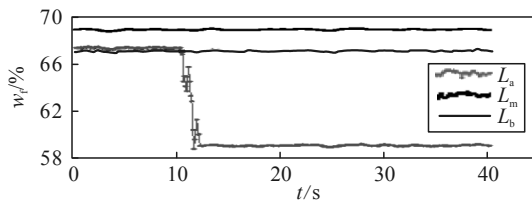


图 5 $H=10 \text{ km}$ ， $Ma=1.1$ ，传感器采集值和模型估计值变化

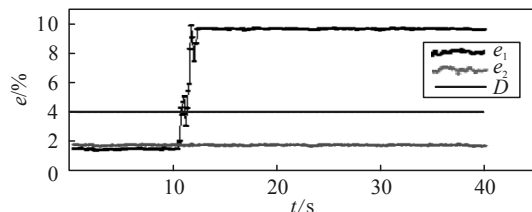


图 6 $H=10 \text{ km}$ ， $Ma=1.1$ ，失效检测过程

由图 4 和图 6 可以看出，虚拟余度可以有效辅助辨识出漂移类故障。基于虚拟余度航空发动机伺服传感器故障检测可以对传感器故障进行及时准确的诊断。

4 结论

针对航空发动机主燃油伺服传感器的漂移故障辨识问题，提出基于虚拟余度航空发动机伺服传感器故障检测方法，得出以下结论：

- 1) 设计了基于虚拟余度航空发动机伺服传感器故障检测系统，所构建的诊断逻辑可以有效辨识出常规方法不能检测的传感器漂移故障，提高了检测覆盖率；
- 2) 该方法结构简单，计算量较小，可以减少工程使用门槛。

参考文献：

- [1] 鲁峰, 黄金泉, 陈煜, 等. 基于 SPSO-SVR 的融合航空发动机传感器故障诊断[J]. 航空动力学报, 2009, 24(8): 1856-1865.
- [2] 李业波, 李秋红, 黄向华, 等. 航空发动机传感器故障与部件故障诊断技术[J]. 北京航空航天大学学报, 2013, 39(9): 1174-1180.
- [3] 许秀玲, 郭迎清, 王镛根, 等. 某型涡扇发动机控制系统传感器故障诊断研究[J]. 航空动力学报, 2004, 19(1): 164-168.
- [4] KOBAYASHI T, SIMON D L. Evaluation of an enhanced bank of Kalman filters for in-flight aircraft engine sensor fault diagnostics[R]. NASA/TM_2004-213203.
- [5] 尤成新, 鲁峰, 黄金泉. 航空发动机传感器信号重构的 K-ELM 方法[J]. 航空动力学报, 2017, 32(1): 221-226.
- [6] 潘阳, 李秋红, 姜洁, 等. 航空发动机燃油系统执行机构故障诊断及验证[J]. 航空发动机, 2016, 42(4): 30-35.
- [7] LU F, HUANG J, XING Y. Fault diagnostics for

turbo-shaft engine sensors based on a simplified on-board model[J]. Sensors, 2012, 12(8): 11061-11076.

- [8] TOQEER R S, BAYLINDIR N S. Speed estimation of an induction motor using Elman neural network[J]. Neurocomputing, 2003, 55(34): 727-730.
- [9] 陈群, 晏克非, 王仁涛, 等. 基于空间重构及 Elman 网络的停车泊位数据预测[J]. 同济大学学报, 2007, 35(5): 607-611.

- [10] RUNARSSON T P, YAO X. Stochastic ranking for constrained evolutionary optimization[J]. Evolutionary Computation, IEEE Transactions on, 2000, 4(3): 284-294.
- [11] SEVERINO B, GANA F, PALMA-BEHNKE R, et al. Multi-objective Optimal Design of Lithium-ion Battery Packs Based on Evolutionary Algorithms[J]. Journal of Power Sources. 2014, 267: 288-299.

(上接第 7 页)

由图 4、图 5 可知: 在 $E \cdot J=100 \text{ Pa} \cdot \text{m}^4$ 的情况下, k_1 取 8 m/s^2 时, 运动结束时刻弹药单元理论偏移幅度最小, 为 1.5 mm ; 在 $E \cdot J=150 \text{ Pa} \cdot \text{m}^4$ 的情况下, k_1 取 0.95 m/s^2 时, 运动结束时刻弹药单元理论偏移幅度最小, 为 0.8 mm 。以上结果说明: 不同的弹药单元结构参数, 偏移幅度的最优解差异较大, 这要求偏移幅度的最优解应严格以弹药单元的结构参数为约束, 每一型弹药单元都需要进行针对性计算。

以某型舰炮供弹系统为例, 弹药单元 $E \cdot J=100 \text{ Pa} \cdot \text{m}^4$, $k_1=2 \text{ m/s}^2$, 利用高速摄影技术观察弹药运动过程偏移量见图 6, 运动终止时刻弹药顶部的偏移量约为 30 mm 。利用文中的优化方法进行求解, 得到 $k_1=8 \text{ m/s}^2$ 。如图 7 所示, 利用最优解 k_1 作为外部输入, 运动终止时刻弹药顶部的偏移量小于 10 mm , 偏移量衰减 66% 以上, 验证了该方法的有效性。

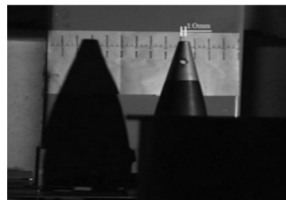
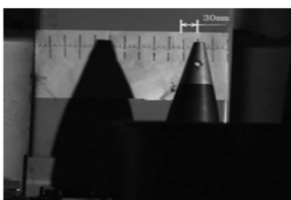


图 6 优化前弹药偏移

图 7 优化后弹药偏移

(上接第 12 页)

- [3] 李欣屹, 王强, 周洪斌, 等. 基于 ANP-灰色模糊的航空装备维修保障能力评估[J]. 火力与指挥控制, 2018, 43(3): 100-106.
- [4] 徐英, 张柳, 李涛. 装备保障能力评价参数体系设计与应用[J]. 装甲兵工程学院学报, 2011, 25(10): 15-19.
- [5] 赵翔, 徐江, 刘博欣. 后勤装备维修保障能力参数体系研究[J]. 兵器装备工程学报, 2017, 38(9): 136-139.
- [6] 刘静, 杨志强, 高峰. 基于云模型的电子对抗体系作战能力评估研究[J]. 电子对抗, 2014(5): 7-10, 29.
- [7] 张拥军, 唐俊. 基于云模型的机网络安全态势分析与评估[J]. 计算机工程与科学, 2014, 36(1): 63-67.
- [8] 朱亮, 张武军, 田海. 基于云模型-AHP 的运输勤务训

4 结论

笔者将弹药单元简化为板簧结构, 得到以底部弹链运动加速度为参数的偏移幅值求解方程, 将最小偏移幅值问题转化为求解最优解的问题。通过某型弹药单元的实验, 验证了该方法的有效性, 为减小弹药单元的偏移幅值提供了一种解决途径。

参考文献:

- [1] 邱群先, 李翔, 高博, 等. 国外大口径舰炮舰上弹药储运总体技术研究[J]. 舰船科学技术, 2018, 40(2): 149.
- [2] 韦建平. 微型客车的钢板弹簧结构优化及设计软件开发[D]. 长沙: 湖南大学汽车工程, 2016: 13-17.
- [3] 刘杰. 多弹种快速供弹系统结构设计与分析[D]. 太原: 中北大学火炮、自动武器与弹药工程, 2014: 57-59.
- [4] 赵孝谦. 平面涡卷弹簧性能分析与优化设计[D]. 大连: 大连海事大学机械工程, 2017: 32-39.
- [5] 米长伟, 毕建宏, 吴旭, 等. 机载灵巧弹药 MEMS 陀螺漂移的快速估计算法[J]. 兵工自动化, 2019, 38(3): 35-38.
- [6] 刘帅奇, 李会雅, 赵杰. MATLAB 程序设计基础与应用[M]. 北京: 清华大学出版社, 2019: 126-152.
- [7] 赵玉清, 靳朝阳, 李建强, 等. 弹药低易损试验研究及射流源设计[J]. 兵器装备工程学报, 2019, 40(9): 25-30.
- [8] 李健伟, 刘璘, 吴宏超, 等. 基于云模型的机载雷达告警设备威胁告警能力评估[J]. 舰船电子工程, 2014, 34(6): 64-67.
- [9] 李健伟, 刘璘, 吴宏超, 等. 基于云模型的机载雷达告警设备威胁告警能力评估[J]. 舰船电子工程, 2014, 34(6): 64-67.
- [10] 龚杰, 雍岐东, 于力. 基于云模型和层次分析法的油料保障能力评估[J]. 兵工自动化, 2018, 37(1): 66-69.
- [11] 黄燕晓, 李书名, 杨念苏. 基于贝叶斯反馈云模型的航空发动机性能评估[J]. 航空制造技术, 2014(7): 94-98.
- [12] 李琳琳, 路云飞, 张壮, 等. 基于云模型的指挥控制系统效能评估[J]. 系统工程与电子技术, 2018, 40(4): 815-822.