

文章编号: 1000-8055(2007)01-0126-06

传感器测量偏差下的航空发动机 智能性能诊断

袁春飞, 姚 华

(中国一航 动力控制系统研究所, 江苏 无锡 214063)

摘 要: 以某型涡扇发动机为研究对象, 构建了基于神经网络的航空发动机智能性能诊断方法, 讨论了测量噪声及测量偏差对诊断结果的影响及其处理方法. 建立一簇并行的神经网络组和发动机模型, 通过比较各模型输出与发动机测量参数之间的误差, 判断传感器是否存在测量偏差. 仿真结果表明, 该方法能有效消除测量噪声, 准确判断并隔离有测量偏差的传感器, 得出正确的发动机性能诊断结果.

关 键 词: 航空、航天推进系统; 性能诊断; 神经网络; 消噪

中图分类号: V233. 7

文献标识码: A

Intelligent performance diagnosis of aeroengine with sensor measurement bias

YUAN Chun-fei, YAO Hua

(Aviation Motor Control System Institute,

China Aviation Industry Corporation I, Wuxi 214063, China)

Abstract: An Intelligent aeroengine performance diagnostic method, based on neural networks, was investigated. Sensor measurement deviations from the nominal condition are the only information for the estimation of engine health parameters. They are often distorted by noise and bias, thereby mask the true engine condition and lead to incorrect diagnostic results. A bank of neural networks and engine models was developed. The errors between the model outputs and sensor measurements can be used to detect and isolate the sensor, which has measurement bias. Then the engine performance can be estimated by the set of measurements without biases. The simulation results show that this approach is promising for reliable aero-engine diagnosis.

Key words: aerospace propulsion system; performance diagnosis; neural networks; noise elimination

航空发动机性能诊断能显著提高发动机的运行可靠性、安全性, 节省地面试车的燃油消耗、缩短维修时间、减少备用件, 具有重要的社会效益和经济效益. 然而航空发动机是一强非线性气动力学对象, 对其进行性能诊断存在很多困难.

首先, 唯一能够用来进行发动机性能诊断的信息就是发动机可测参数, 而这些可测参数是有限的, 其数量往往小于需要估计的性能参数. 对这样一个不确定性问题, 任何一组传感器测量值都会存在无数组解, 这时传统的诊断方法将无济于

收稿日期: 2005-12-15; 修订日期: 2006-06-07

基金项目: 江苏省博士后科研资助计划项目

作者简介: 袁春飞(1977-), 男, 江苏海门人, 博士后, 主要从事发动机控制方面研究.

事,因此在利用卡尔曼滤波器进行性能诊断时有一个前提条件,就是发动机可测参数必须不少于需要诊断的性能参数.其次,发动机传感器测量值中往往含有测量噪声及偏差,它们与发动机性能蜕化对输出参数的影响混杂在一起,很难分辨,进而会导致错误的诊断结果.为解决这些困难,一系列基于人工智能的诊断方法迅速得到了发展和应用^[1-4],其中最吸引研究人员的是人工神经网络算法.

本文将以某型涡扇发动机为对象,建立一并行的神经网络簇用于发动机的性能诊断,并重点关注传感器存在测量偏差时的处理方法.

1 BP 神经网络性能诊断实现

随着发动机工作时间的增加,其性能会发生蜕化,各部件特性变差,引起测量参数的变化.其中,风扇和压气机等压缩系统的性能蜕化对发动机性能影响比较大,所造成的发动机性能蜕化占整个发动机性能蜕化的 80 % 左右^[5],因此选用风扇和压气机的效率以及流量下降描述发动机的性能蜕化^[6-9].表 1 列出了某型涡扇发动机的测量参数及选用的性能参数.发动机性能诊断实际上就是找到从测量参数变化量 Δy 到性能参数变化量 $\Delta \eta$ 的非线性映射关系

$$\Delta \eta = f(\Delta y) \tag{1}$$

表 1 发动机的测量参数和性能参数

Table 1 Measurement and performance parameters of an aeroengine

序号	测量参数	性能参数
1	N_1 风扇转速	$\Delta \eta_{an}$ 风扇效率
2	N_2 压气机转速	$\Delta \eta_{pc}$ 压气机效率
3	p_2 风扇出口总压	$\Delta \eta_{w \cdot fan}$ 风扇流量系数
4	p_{31} 压气机出口总压	$\Delta \eta_{w \cdot hpc}$ 压气机流量系数
5	p_6 涡轮出口总压	
6	T_6 涡轮出口总温	

BP 神经网络^[10]算法比较容易实现,应用广泛,本文选择 BP 网络进行发动机的性能诊断,其输入和输出分别为测量参数和性能参数的变化量.考虑诊断精度,文中对每一个性能参数都单独设计了一个神经网络,即以 4 个 6 输入 1 输出的神经网络代替了一个 6 输入 4 输出的神经网络.对于隐含层节点的选择目前没有理论公式来指

导,在对网络精度及学习时间折中后,选择隐含层节点数为 10.

神经网络结构确定以后,需要进行训练,才能具有性能诊断的能力.由于目前还没有关于发动机性能的实验数据可供使用,因此只能通过发动机非线性部件级模型仿真得到.可以在同一个稳态点处预先形成多个蜕化模型(风扇效率、流量下降 0~2.25 %,压气机效率、流量下降 0~2.25 %,以 0.25 % 为间隔,从而得到神经网络的训练样本,共有 10 000 个).在进行训练前,先对样本进行归一化处理,将所有的输入和输出参数通过线性变换归一化至[0,1]区间内,这样可以消除各参数数量级不同带来的不利影响.在设计神经网络时,假设发动机测量参数中无测量噪声和偏差.

为了验证神经网络的诊断能力,需要对其泛化性能进行评价.在发动机稳态点处再次形成多个蜕化模型(风扇效率、流量下降 0.3~1.2 %,压气机效率、流量下降 0.3~1.2 %,以 0.3 % 为间隔),从而得到神经网络的测试样本,这些测试样本和训练样本不重叠.表 2 给出了诊断结果的平均误差和最大误差百分比.从表中可以看出,诊断精度较高.

表 2 神经网络诊断结果

Table 2 Aeroengine diagnostic results based on neural networks

性能参数	平均误差百分比/ %	最大误差百分比/ %
$\Delta \eta_{an}$	0.012 3	0.057 0
$\Delta \eta_{pc}$	0.331 1	2.127 7
$\Delta \eta_{w \cdot fan}$	0.007 2	0.036 0
$\Delta \eta_{w \cdot hpc}$	0.490 4	2.373 2

2 发动机智能性能诊断

前面设计的神经网络假设测量过程中不存在噪声和偏差,然而在实际的传感器测量以及信号传输过程中不可避免地会引入一些噪声,传感器的老化、漂移等不确定因素也会在测量值中混入测量偏差,实际用于性能诊断的可测参数变化量形式如下:

$$\Delta y = \Delta y' + b + v \tag{2}$$

其中 Δy 为由于性能蜕化引起的发动机测量值变化量, b 为测量偏差, v 为测量噪声.如果用第 1 节中构造的神经网络利用这样的测量信息进行性能

诊断,结果将会偏离真实情况.本节将以风扇效率、流量下降 1.2 % 以及压气机效率、流量下降 1.2 % 为例,分别讨论测量噪声和偏差对性能诊断的影响以及处理方法.

2.1 测量噪声的影响及处理方法

为了得到有测量噪声时的性能诊断结果,在各测量值中混入了频率为 40 Hz、幅值为测量值 1 % 的零均值白噪声,图 1 给出了有测量噪声情况下风扇效率诊断结果,可见在噪声作用下,诊断结果与真实值 1.2 % 偏差较大.此时,必须对信号进行降噪处理,使噪声对诊断结果的影响降到最低.文中分别讨论了平均值法和小波变换等两种降噪方法.

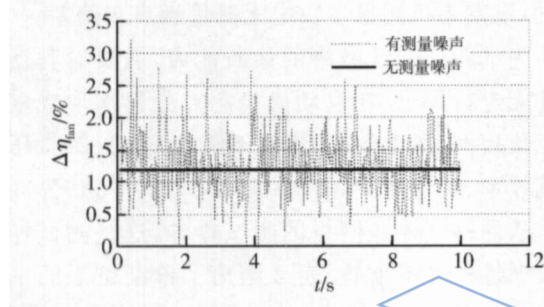


图 1 测量噪声对诊断结果的影响

Fig. 1 Impact of measurement noises on diagnosis

发动机在工作时大多处于某一稳定状态,因此本文仅讨论发动机的稳态性能诊断.此时,发动机的状态和输出都是一定的.考虑噪声是零均值的白噪声,因此对若干个采样时刻的传感器测量值进行平均后,能有效消除噪声.

工程中有用信号通常表现为低频信号或是一些比较平稳的信号,而噪声信号则通常表现为高频信号,因此可以利用小波变换^[11]的时间-频率分析能力进行降噪.图 2 给出了平均值法和小波变换法的降噪效果分析,从图中可以看出,平均值法的降噪效果优于小波变换法.这是由于小波变换适合于表征信号的局部特征,适合于探测正常信号中夹带的瞬态反常现象并展示其成分,而降噪是在发动机稳态工作过程中进行的,此时小波的降噪能力并不突出,因此文中选用平均值法进行降噪.图 3 为基于测量值降噪后的性能诊断结果,图中横坐标上某一时刻的估计值是以 0 时刻为起点,该时刻前的若干个测量值的平均值为神经网络输入而估计得到的,可见只需将 2 s 内的测量值平均后,即可以得到令人满意的诊断结果.

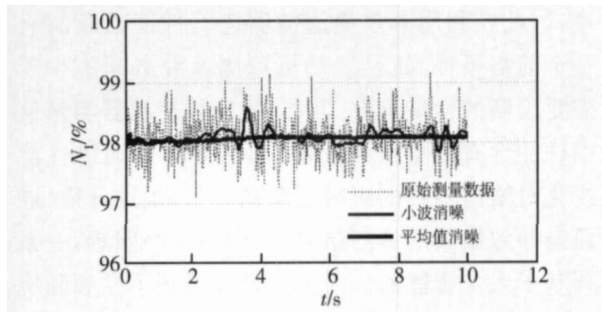


图 2 对原始信号的消噪效果分析

Fig. 2 Noise removing of the original signals

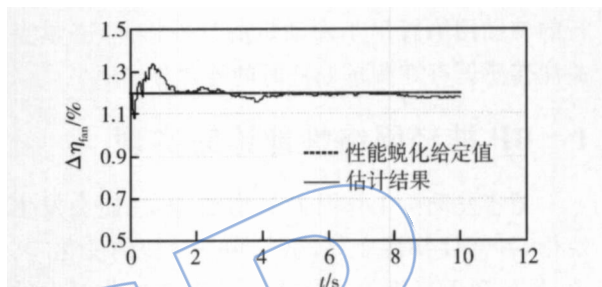


图 3 利用消噪后信号的性能诊断

Fig. 3 Performance diagnosis based on the noise removing signals

2.2 测量偏差对诊断的影响

发动机传感器工作在高温、高压等恶劣工况下,其老化、漂移等不确定因素使得测量偏差不可避免.传统的传感器故障诊断方法通过对测量参数进行最大最小值检查以及变化率检查,判断相应的传感器是否发生故障,这种方法对有恒定测量偏差的情况无法做出正确的判断.用带测量偏差的传感器信息进行发动机性能诊断势必会影响诊断精度.图 4 给出了 p_{31} 测量信号中混入了强度为测量值的 2 % 的偏差时,诊断结果和无测量偏差情况下的比较.可见,测量偏差对估计结果影响很大,此时,如何正确识别并隔离有测量偏差的传感器成为发动机性能诊断的关键.在研究测量偏差的影响时,假设无测量噪声.

文中设计的神经网络的输入为 6 个可测参数偏差值,实际上这些参数都存在一定程度的相关性,去掉其中某一个并重新设计、训练神经网络,对诊断结果影响并不大.例如去掉 p_{31} 测量值,利用剩余的 5 个偏差信息重新构建神经网络,并对图 4 中的情况进行诊断,结果如图 5 所示.由于没有利用 p_{31} 测量信息,其测量偏差并不会影响诊断结果,神经网络的这种数据融合能力将被用来处理有传感器测量偏差情况下的发动机性能诊断.

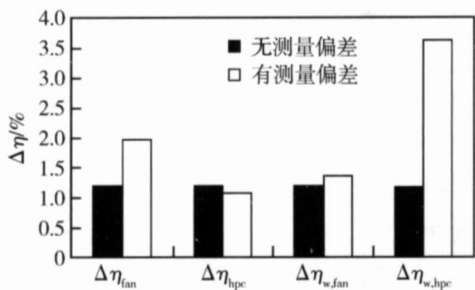


图 4 测量偏差对诊断结果的影响

Fig. 4 Impact of measurement bias on diagnosis

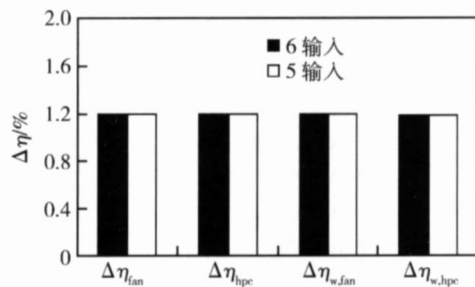


图 5 不同输入神经网络的性能诊断比较

Fig. 5 Engine performance diagnostic results based on neural networks with different inputs

2.3 测量偏差影响的消除

有测量偏差传感器的隔离方法如图 6 所示. 发动机输出 y 受到性能蜕化 $\Delta\eta$ 、测量偏差 b 以及噪声 v 等因素的共同作用, 这些因素也被反映在输出偏差 Δy 中, y_n 为发动机额定特性情况下的参考输出. 假设可测参数偏离量共有 n 个, 则可设计 n 个并行计算的神经网络组, 每一个神经网络组利用 $n-1$ 个可测参数偏离量. 以第 i 个神经网络组为例, 其输入 Δy_{y_i} 中包含除第 i 个外的其余 n

- 1 个可测输出偏离量, 因此如果第 i 个传感器有测量偏差, 那么只有第 i 个神经网络组的诊断结果是正确的, 因为它没有使用该传感器的测量信息, 而其他的神经网络组则都使用了带测量偏差传感器的信息, 因而诊断结果都不同程度地存在误差.

将 n 个神经网络组各自的诊断结果输入发动机模型进行计算, 得到在一定工作条件下 ($H \cdot Ma \cdot PLA$, 分别是高度、马赫数及油门杆角度) 的模型输出, 其与发动机测量参数 y 之间的误差输入判断机构, 可被用于进行有测量偏差传感器的隔离. 以第 i 个神经网络组为例, 如果神经网络诊断结果 $\Delta\eta_i$ 正确反映了发动机的性能状况, 则相应发动机模型的输出结果 $\hat{y}_i$ 和发动机测量值 y 间的误差 $\Delta\hat{y}_i$ 应仅包含了测量噪声的影响; 而如果诊断结果由于测量偏差的存在不能反映发动机的真实状况, 则 $\hat{y}_i$ 除受测量噪声影响外, 还会受到传感器测量偏差引起的错误诊断的影响. 在传感器隔离的判断中, 选择如下的准则:

$$d_i = \sum ((\hat{y}_{i,j} - y_{i,j}) / y_{i,j} * 100)^2$$

$$i = 1, 2, \dots, n \quad j = 1, 2, \dots, n \quad j \neq i$$

下标 i, j 表示第 i 个发动机模型的第 j 个输出.

不失一般性, 在求取判断准则 d_i 时, 假设噪声已被完全消除. p_{31} 测量信号中混入了测量值 2 % 的偏差时, 判断机构对于不同神经网络组诊断结果计算得到的判值如表 3 所示. 从表 3 可以看出, 序号为 4 的神经网络组的判值最小, 且比其它序号的判值小多个数量级, 基于此可以判断是 p_{31} 传感器存在测量偏差. 将相应序号发动机模型的 p_{31} 计算输出与测量值作比较, 即可得到 p_{31} 传

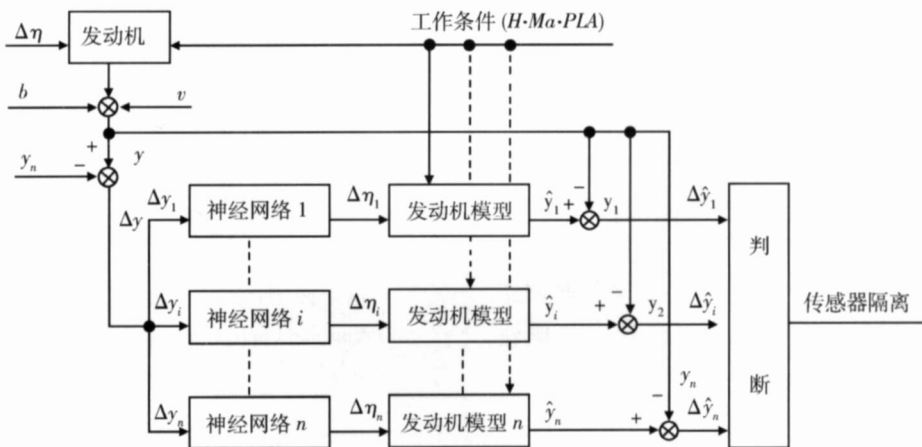


图 6 发动机智能性能诊断结构图

Fig. 6 Intelligent performance diagnosis of aero-engine

传感器的测量偏差,据此可以判断该传感器的性能,进而决定是否需要更换.图 7 给出了图 6 所示神经网络簇的估计结果,横坐标数字对应神经网络序号,可见序号为 4 的神经网络的诊断结果和真实情况一致.

表 3 测量偏差对判值的影响
Table 3 Impact of measurement bias on the decision parameter

神经网络序号	p_{31} 测量偏差时判值 d_i	无传感器测量偏差时 d_i	p_2 测量偏差 1% 时判值 d_i
1	65.41	1.01×10^{-5}	410.61
2	34.58	1.78×10^{-4}	46.38
3	26.17	1.01×10^{-5}	1.78×10^{-4}
4	1.01×10^{-5}	1.01×10^{-5}	1.72
5	0.62	1.78×10^{-4}	2.63
6	17.29	1.78×10^{-4}	65.98

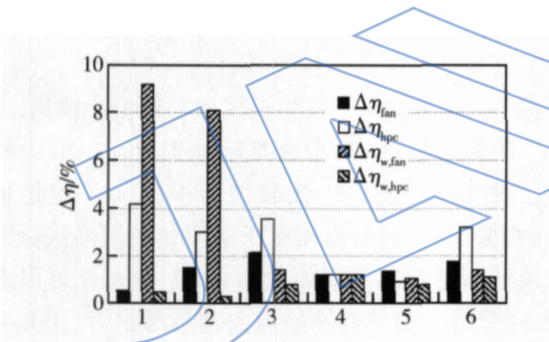


图 7 p_{31} 传感器测量偏差时神经网络簇的诊断结果

Fig. 7 Diagnostic results of the bank of neural networks when the p_{31} measurement is biased

表 3 还给出了无传感器测量偏差以及 p_2 传感器含有测量值的 1% 偏差时,6 个神经网络组的判值计算结果.从中可以看出,当无传感器测量偏差时,6 个判值均较小,且比较接近;当某一传感器测量值中包含测量偏差时,6 个判值结果各不相同,且差异较大,其中判值最小的那个神经网络的性能诊断结果即被认为是正确的性能诊断结果.

3 结 论

提出了利用一簇并行的神经网络组,进行发动机性能诊断,并重点解决测量噪声和测量偏差

对诊断结果的影响,通过仿真实例,得出如下结论:

(1) 平均值法可以有效消除测量信号中的白噪声,显著提高发动机性能诊断精度.该方法简单实用,计算量低,对于消除稳态测量数据中的噪声具有通用性.

(2) 在某传感器有测量偏差时,本文设计的神经网络簇能有效对其隔离,给出其测量偏差的大小,正确诊断发动机的性能,具有一定的智能性.在此基础上进行拓展,可设计出针对多个传感器测量偏差的网络结构.

参考文献:

[1] Kobayashi T, Simon D L. A Hybrid neural network-genetic algorithm technique for aircraft engine performance diagnostics[R]. AIAA-2001-3763, 37th AIAA/ SAE/ ASME/ ASEE Joint Propulsion Conference and Exhibit, Salt Lake City, Utah, July 8-11, 2001.

[2] Kobayashi T, Simon D L. Application of a bank of kalman filters for aircraft engine fault diagnostics[R]. NASA/ TM-2003-212526.

[3] 陈恬,孙健国,杨蔚华,等. 自组织神经网络航空发动机气路故障诊断[J]. 航空学报,2003,24(1):46-48.
CHEN Tian, SUN Jianguo, YANG Weihua, et al. Self-organizing neural network based fault diagnosis for aeroengine gas path[J]. ACTA AERONAUTICA ET ASTRONAUTICA SINICA, 2003, 24(1): 46-48.

[4] 郝英,孙健国,白杰. 航空燃气涡轮发动机气路故障诊断现状与展望[J]. 航空动力学报,2003,18(6):753-760.
HAO Ying, SUN Jianguo, BAI Jie. State-of-the-art and prospect of aircraft engine fault diagnosis using gas path parameters[J]. Journal of Aerospace Power, 2003, 18(6): 753-760.

[5] Diakunchak I S. Performance deterioration in industrial gas turbines[J]. Journal of Engineering for Gas Turbines and Power, 1992, 114(2): 161-168.

[6] Luppold R H, Roman J R, Gallops G W, et al. Estimating in-flight performance variations using kalman filter concepts [R]. AIAA-89-2584, AIAA/ SAE/ ASME/ ASEE 25th Joint Propulsion Conference, Monterey, CA, July 10-12 1989.

[7] Glyard G, Orme J. Subsonic flight test evaluation of a performance seeking control algorithm on an F-15 airplane[R]. AIAA 92-3743, AIAA/ SAE/ ASME/ ASEE 28th Joint Propulsion Conference and Exhibit, July 6-8, 1992/ Nashville, TN.

[8] Maine T, Glyard G, Lambert H. A preliminary evaluation of a F100 engine parameter estimation process using flight data[R]. AIAA-90-1921. AIAA/ SAE/ ASME/ ASEE 26th Joint Propulsion Conference, Orlando, FL, July 16-18, 1990.

- [9] Lietzau K, Kreiner A. Model based control concepts for jet engines[A]. Proceedings of ASME TURBO EXPO 2001 [C]. New Orleans , Louisiana , USA. June 4-7 , 2001.
- [10] Simon Haykin 著. 神经网络原理[M]. 叶世伟,史忠植译. 北京:机械工业出版社,2004.
- [11] 胡昌华,张军波,夏军,等编著. 基于 MATLAB 的系统分析与设计 - 小波分析[M]. 西安:西安电子科技大学出版社,1999.

《航空动力学报》2007 年改为月刊

经主办单位中国航空学会、主管单位中航一集团及北京新闻出版局的批准,《航空动力学报》从 2007 年 1 月起改为月刊。

近年来,随着我国航空航天科学领域的迅速发展,本刊的稿件也逐年增加,尽管编辑部每期尽量增加版面,但仍然难以解决稿件积压和作者的论文发表周期较长的问题。

2006 年《航空动力学报》收到中国航空工业一集团科技发展部转来的北京市新闻出版局批准本刊改为月刊的批文,这对广大作者是一个喜讯,这能缩短论文发表的周期,能让自己的研究成果早日介绍给广大读者。同时,本刊改为月刊,对读者也是一个好消息,能够通过本刊尽快地获得更多的信息。

希望广大作者充分利用《航空动力学报》改月刊这一时机,通过《航空动力学报》这一学术交流的窗口,向国内外的同行介绍自己的研究成果。

《航空动力学报》编辑部