

文章编号:1000-8055(2008)11-2124-04

人工神经网络融合诊断航空发动机气路故障

曲建岭¹, 唐昌盛¹, 肖辉雄², 李万泉¹

(1. 海军航空工程学院 青岛分院, 青岛 266041; 2. 中国人民解放军 92492 部队)

摘 要: 为了提高诊断的准确性,提出了一种利用人工神经网络融合诊断航空发动机气路故障的新算法.由 4 个子系统有机结合起来建立了神经网络融合诊断系统,对从飞参数据中得到的气路故障数据进行预处理之后,分别输入广义回归神经网络子系统和 BP 神经网络子系统进行诊断,然后研究了一种新的信息融合算法对两者的诊断结果进行融合,使诊断结果的故障特征更加明显,提高了诊断的准确性.通过测试表明,该信息融合算法十分有效,具有较高的实用价值.

关 键 词: 神经网络; 航空发动机; 飞参数据; 故障诊断; 信息融合

中图分类号: TP183

文献标识码: A

Integrated diagnosis of aeroengines' gas path faults using artificial neural network

QU Jian-ling¹, TANG Chang-sheng¹, XIAO Hui-xiong², LI Wan-quan¹

(1. Qingdao Branch, Naval Aeronautical Engineering Institute, Qingdao 266041, China;

2. Unit 92492 of People's Liberation Army, China)

Abstract: In order to improve diagnosis accuracy, a new algorithm of integrated diagnosis of aeroengines' gas-path faults using artificial neural network was proposed. The integrated diagnosis system of neural network was established by integration of four subsystems. Pretreated fault data obtained from flight data was put respectively into the generalized regression neural network subsystem and the back-propagation neural network subsystem for fault diagnosis. Then, a new information fusion algorithm was studied to integrate the two outputs. Fault characteristic in the final output was more obvious so that diagnosis accuracy was improved. The test shows that, the new information fusion algorithm is well-effective and of a high practical value.

Key words: neural network; aeroengine; flight data; fault diagnosis; information fusion

航空发动机气路故障是影响飞机飞行安全最主要的因素,因而对其进行准确的诊断和预报对于保证飞行安全具有相当重要的意义.飞参数据直接反映了空中飞行时发动机的工作状态,因而,利用飞参数据对发动机气路故障进行及时地监控和诊断具有较强的实用价值.国外最新研制的航空发动机都装备了先进的状态监控系统,能利用飞参数据对发动机进行智能状态监控、故障诊断

及预报.如普惠公司的 F-135 发动机是联合攻击战斗机(JSF)的动力装置,采用了先进的预测和管理系统(PHM),可以采集大量数据,以实现监控零部件的磨损和系统的润滑情况,探测不平衡的振动等功能,此外,还有 EPI 公司的 TP400-D6 发动机等^[1].

近年来,国内航空发动机智能故障诊断技术的发展十分迅速,人工神经网络、专家系统和模糊

收稿日期:2008-01-05; 修订日期:2008-03-13

作者简介:曲建岭(1968-),男,山东莱阳人,教授,博士生导师,主要从事智能故障诊断和飞参数据的应用研究.

逻辑等智能诊断方法得到应用,取得了较好的诊断效果^[2]。然而,由于航空发动机对象的复杂性,各种智能方法在使用中还会存在诊断结果不够准确的情况,如何有效地提高现有智能诊断方法的准确率便成了新的研究重点。本文研究了以飞参数据为依据,分别采用广义回归神经网络和 BP 神经网络诊断发动机气路故障,然后采用一种新的信息融合技术对两种诊断结果进行融合,两种智能方法优势互补,使诊断结果更加准确可靠。

1 神经网络融合诊断系统的结构

研究中建立的融合诊断系统的结构如图 1 所示。系统由 4 个子系统构成:

1) 数据预处理子系统,对所需的飞参数据进行野值点剔除、数字滤波等预处理工作。

2) 广义回归神经网络诊断子系统,这种网络具有很好的局部逼近能力和分类能力,学习速度快。此外,人为调节的参数少,只有一个阈值,网络的学习全部依赖数据样本,这个特点决定了网络得以最大限度地避免人为主观假定对预测结果的影响^[3]。

3) BP 神经网络诊断子系统,这种网络对非线性函数具有较好的全局逼近能力和泛化能力,在实际应用中最为广泛。然而它具有收敛速度慢、容易陷入局部极小值等缺点^[3]。

4) 诊断信息融合子系统,对子系统 2 和子系统 3 的诊断结果进行信息融合,可使诊断结果更加准确。

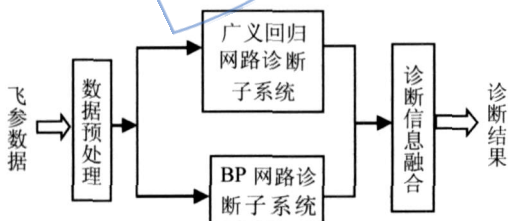


图 1 融合诊断系统的结构

Fig. 1 Structure of integrated diagnosis system

在故障诊断中,样本数据经过预处理后分别进入两个故障诊断子系统,子系统 2 和子系统 3 采用相同的学习样本分别进行学习训练,并调整各子系统参数使两个系统都达到最佳训练效果。在测试中,采用一种新的信息融合算法对两个诊断子系统的诊断结果进行融合,可得到更为准确的诊断结果,作为最终的诊断输出。

2 一种新的诊断信息融合算法

假设两个神经网络子系统的输入层为 m 个神经元,输出层有 n 个神经元,即有 n 种待诊断故障,可分别编号为 $1, 2, \dots, n$, i 表示其中任意一种故障。输入一组测试故障数据 $(p_1^1, p_2^1, \dots, p_m^1)$,其故障类别为 i ,广义回归网络诊断子系统的输出向量设为 $(f_{21}^1, f_{22}^1, \dots, f_{2n}^1)$,BP 网络诊断子系统的输出向量为 $(f_{31}^1, f_{32}^1, \dots, f_{3n}^1)$,最终的诊断结果为 $(f_1^1, f_2^1, \dots, f_n^1)$,则两个子系统的目标输出向量的第 i 个元素值应为 1,其它元素值为 0。

在实际运用中,两个诊断子系统经过学习、训练后,通过调整参数已经使误差最小化,即使诊断效果最好。但是在测试中,输入多组测试数据的情况下,两个子系统仍然会出现某几组数据的诊断效果不如人意的地方。例如其第 i 个元素值为 0.8,把它称为真实故障分量值,而另外的某一个甚至几个元素值却达到 0.6,把它们称为干扰故障分量值。干扰故障值的存在大大增加了判断故障类别的难度。

在实际运用中注意到:输出向量中真实故障分量值都较为准确,而存在的干扰故障分量值却具有很大的互补性,于是研究了一种融合算法,对两个子系统的输出结果进行信息融合,以利于更清楚地判断出故障类别。

以子系统 2 的输出向量为例,其中每一个元素占该向量的所有元素之和的比例为 $f_{2j}^1 / \sum_{j=1}^n f_{2j}^1$,那么理论上,反映故障类别的元素所占比例应该为 1,其它为 0。但实际运用中,往往出现虽然反映故障类别的元素所占比例最大,而其它某个元素所占比例也较大的现象。因此,在两个子系统的输出信息融合中,应增加反映故障类别的元素所占的比例,减少其它元素所占比例。为此,对两个诊断输出的融合算法如下:

$$f_j^1 = \frac{f_{2j}^1}{\sum_{j=1}^n f_{2j}^1} \cdot \frac{f_{3j}^1 / \sum_{j=1}^n f_{3j}^1}{\frac{f_{3j}^1}{\sum_{j=1}^n f_{3j}^1} + \frac{f_{2j}^1}{\sum_{j=1}^n f_{2j}^1}} + f_{3j}^1 \cdot \frac{f_{2j}^1 / \sum_{j=1}^n f_{2j}^1}{\frac{f_{3j}^1}{\sum_{j=1}^n f_{3j}^1} + \frac{f_{2j}^1}{\sum_{j=1}^n f_{2j}^1}}, \quad j = 1, 2, \dots, n \quad (1)$$

采用该算法对两个诊断子系统的诊断结果进行融合后,由于真实故障分量值在原向量中就占

主要地位,融合后仍然能保持较大的优势;而干扰故障分量值通过反比例互补后,其大小及所占比例将会大大减小,因而能使两者优势互补,便于更加清楚地判断出故障类别。

3 航空发动机气路故障诊断

3.1 航空发动机气路故障机理分析

当航空发动机一个或几个气路部件由于疲劳、磨损、外物打伤等原因发生故障时,就会导致这些部件的一个或几个性能参数发生变化。但一般情况下,这些性能参数都难以测量或根本无法测量,而容易被测量到的参数是发动机工作过程中各截面的温度、压力、转子转速和燃油流量等,这些参数称为工作参数。在发动机的工作条件相同的情况下,性能参数的改变将会引起工作参数的变化,因此,可以通过对工作参数的变化进行分析,推断出相应的性能参数的变化,进而达到故障诊断的目的^[4]。本文研究采用神经网络融合诊断的方法,对飞参数据中的发动机工作参数进行智能分析,诊断发动机故障。

常见的航空发动机气路故障有:压气机效率 η_K 下降、涡轮效率 η_T 下降、压气机增压比 π_K 下降、涡轮落压比 π_T 升高、涡轮导向器面积 A_T 变化、尾喷口面积 A_{cr} 变化。实际条件下,喷口面积便于直接测量。

现有条件下便于测量的工作参数有: T_1 发动机进气道进口气流总温、 T_3 高压压气机出口气流总温、 T_6 涡轮后燃气总温、 p_1 发动机进气道进口气流总压、 p_3 高压压气机出口气流总压、 p_6 涡轮后燃气总压、高压转速 n_2 、低压转速 n_1 、燃油流量 W_f 、油门手柄位置 Y_s 。

某型双轴涡轮喷气发动机发生上述各种气路故障时,将引起气路参数发生变化,为便于对比,研究中假设进口气流条件不变(如果故障中发生变化,可以改变发动机状态使之保持不变),当低压转速在自始转速以上时,详细变化规律如下表 1 所示^[5](“-”表示不变,“↑”表示升高,“↓”表示下降)。

分析可见,由于目前飞参系统记录的气路参数太少,还不能对所有的气路故障一一进行准确的诊断。某型战机只记录了 5 个发动机工作参数和 2 个飞行条件参数,根据上述变化规律分析认为利用这些参数便于对低压转子故障 F_L (主要指低压压气机效率 η_{KL} 下降、低压涡轮效率 η_{TL} 下

降、低压压气机增压比 π_{KL} 下降、低压涡轮落压比 π_{TL} 升高)、高压转子故障 F_H (主要指高压压气机效率 η_{KH} 下降、高压涡轮效率 η_{TH} 下降、高压压气机增压比 π_{KH} 下降、高压涡轮落压比 π_{TH} 升高)、涡轮导向器面积减小故障 $A_{T\downarrow}$ 、涡轮导向器面积增大故障 $A_{T\uparrow}$ 进行诊断,下面重点对这四类故障的诊断方法进行研究。

表 1 各种不同气路故障引起气路参数的变化

Table 1 Variation of gas-path parameters as a result of different gas-path faults

故障类型	T_1	p_1	T_3	p_3	T_6	p_6	n_2	n_1	n_2/n_1	W_f
$\eta_{KL}\downarrow$	-	-	↑	↑	↑	↑	↑	-	↑	↑
$\eta_{KH}\downarrow$	-	-	↓	↓	↓	↓	↓	-	↓	↑
$\eta_{TL}\downarrow$	-	-	↑	↑	↑	↑	↑	-	↑	↑
$\eta_{TH}\downarrow$	-	-	↓	↓	↓	↓	↓	-	↓	↑
$\pi_{KL}\downarrow$	-	-	↑	↑	↑	↑	↑	-	↑	↑
$\pi_{KH}\downarrow$	-	-	↓	↓	↓	↓	↓	-	↓	↑
$\pi_{TL}\uparrow$	-	-	↑	↑	↑	↑	↑	-	↑	↑
$\pi_{TH}\uparrow$	-	-	↓	↓	↓	↓	↓	-	↓	↑
$A_{T\downarrow}$	-	-	↑	↑	-	-	↓	-	↓	↓
$A_{T\uparrow}$	-	-	↑	↑	-	-	↑	-	↑	↑

3.2 建立故障诊断模型

该型飞参系统记录了指示空速 V 、气压高度 H 、高压转速 n_2 、低压转速 n_1 、排气温度 T_6 、油门位置 Y_s 、燃油消耗率 W_f 7 个参数,以这些数据为依据,在相同的发动机工作条件下,根据参数变化情况就可以诊断和预测发动机可能出现的故障。

在以上 7 个参数中,由指示空速 V 、气压高度 H 计算出的进口总温 T_1 表示飞行中的发动机工作条件,考察其他 4 个参数的变化来诊断故障。

由 6 个输入参数可设计输入向量为 $(T_1, n_2, n_1, T_6, Y_s, W_f)$,设计输出向量为 $(F_L, F_H, A_{T\downarrow}, A_{T\uparrow})$ 。

在设计的目标输出向量中,元素取值为 1 表示该部分有故障,取值为 0 表示该部分无故障,4 个元素取值都为 0 表示输入数据正常。由此得到故障诊断模型的数学表达式为

$$(F_L, F_H, A_{T\downarrow}, A_{T\uparrow}) = f(T_1, n_2, n_1, T_6, Y_s, W_f) \quad (2)$$

于是,可能的单一故障模式向量共有 5 种,分别是 $(0, 0, 0, 0)$, $(1, 0, 0, 0)$, $(0, 1, 0, 0)$, $(0, 0, 1, 0)$, $(0, 0, 0, 1)$ 。

3.3 诊断发动机气路故障

对某型飞机的大量历史飞参数据和相应的故障履历资料进行了详细的整理,准备了共 90 组具有上述 5 种故障模式的样本数据,各类故障模式数据样本数分别为 18 组.对数据进行了预处理之后,取其中 85 组数据作为诊断系统的训练样本数据,另外 5 组数据作为测试样本数据.

选用 newgrnn 函数建立广义回归神经网络,用 85 组训练样本数据对其进行训练.训练完成后再用 5 组测试样本数据进行测试.根据诊断效果,经过多次试验后,确定扩展常数为 0.1,建立的网络输入层神经元数为 6 个,隐含层神经元数为 85 个,输出层神经元数为 4 个.得到的测试结果如表 2 所示.

表 2 测试结果
Table 2 Results of tests

组号	目标输出	广义回归神经网络诊断结果
1	(0,0,0,0)	(0.1018,0.0001,0.0056,0.1617)
2	(1,0,0,0)	(0.9056,0.0003,0.0049,0.0065)
3	(0,1,0,0)	(0.1030,0.9874,0.0632,0.1050)
4	(0,0,1,0)	(0.1001,0.0039,0.6205,0.3781)
5	(0,0,0,1)	(0.1818,0.0024,0.3341,0.9998)

组号	目标输出	BP 神经网络诊断结果
1	(0,0,0,0)	(0.0392,-0.0044,0.0335,-0.0868)
2	(1,0,0,0)	(0.9812,0.6841,0.0027,0.0627)
3	(0,1,0,0)	(-0.0336,0.9936,-0.0119,0.2487)
4	(0,0,1,0)	(0.0022,-0.0014,0.9969,-0.0009)
5	(0,0,0,1)	(0.1949,-0.0564,0.0010,0.8335)

组号	目标输出	神经网络融合诊断结果
1	(0,0,0,0)	(0.1154,0.0001,0.0053,0.1335)
2	(1,0,0,0)	(0.9536,0.0009,0.0032,0.0157)
3	(0,1,0,0)	(0.1139,0.9903,-0.0323,0.1462)
4	(0,0,1,0)	(0.0045,-0.0049,0.7565,-0.0019)
5	(0,0,0,1)	(0.1867,0.0040,0.0025,0.9275)

选用 newff 函数建立 BP 神经网络,用训练样本数据和测试样本数据分别对其进行训练、测试、调整参数.根据诊断效果,经过多次试验后,确定训练步数为 200,建立的网络输入层神经元数为 6 个,隐含层神经元数为 10 个,输出层神经元数为 4 个,传递函数为 tansig,训练函数为 train-

lm,学习函数为 learn_gdm.得到的测试结果如表 2 所示.

采用信息融合算法对两个诊断子系统的测试结果进行融合后,系统的最终输出结果如表 2 所示.通过对比可见,融合之后,输出向量的故障特征更加明显了.由此可见,采用该信息融合算法诊断航空发动机气路故障,具有更高的准确性.

4 结 论

航空发动机气路故障是一种危害性大却又难以预知的故障,飞参数据中隐藏了丰富的发动机状态信息,利用飞参数据对航空发动机气路故障进行诊断和预报是一种新的思路,是现阶段我国开发航空发动机状态监控系统的重点研究课题.本文利用飞参数据,建立了数据预处理、广义回归神经网络、BP 神经网络、诊断信息融合 4 个子系统,提出并采用了一种广义回归神经网络和 BP 神经网络相融合的算法,进行航空发动机气路故障的诊断,通过 5 组飞参数据的实例计算对比,结果可见:广义回归神经网络和 BP 神经网络对航空发动机气路故障的诊断都具有较高的准确度,但也都有各自的缺陷,采用这种新的信息融合算法对两者的诊断输出进行融合后,最终的输出结果故障特征更加明显,因而准确性更高.因此,利用神经网络融合诊断航空发动机气路故障,可使诊断结果最优化.

参考文献:

[1] 泰格梅尔,李安.新发动机的维修策略[J].国际航空,2005,(6):44-48.
Taigermeir L A. Maintenance on their mind[J]. International Aviation,2005,(6):44-48. (in Chinese)

[2] 李伟.复杂系统的智能故障诊断技术现状及其发展趋势[J].计算机仿真,2004,21(10):4-7.
LI Wei. Advance of intelligent fault diagnosis for complex system and its present situation[J]. Computer Simulation, 2004,21(10):4-7. (in Chinese)

[3] 飞思科技产品研发中心.神经网络理论与 matlab7 实现[M].北京:电子工业出版社,2005.

[4] 卓刚.航空发动机智能建模与故障诊断研究[D].南京:南京航空航天大学,2004.
ZHUO Gang. Research on intelligent modeling and fault diagnosis of aeroengines[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2004. (in Chinese)

[5] 钱建阳.航空发动机气路智能故障诊断[D].南京:南京航空航天大学,2000.
QIAN Jianyang. Intelligent diagnosis of aeroengines' gas path faults[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2000. (in Chinese)