

民航学院

071 系

072 系

073 系

民航学院2004年度科技论文发表登记

序号	姓名	职称	单位	论文题目	刊物、会议名称	年、卷、期	备注
1	陈 果 左洪福	副高 正高	071 071	基于神经网络的机械磨损故障光谱定位诊断法	摩擦学学报	2004.24.03	
2	陈 果 左洪福	副高 正高	071 071	发动机磨损故障的集成神经网络融合诊断	南京航空航天大学学报	2004.36.03	
3	陈 果 左洪福	副高 正高	071 071	基于知识规则的发动机磨损故障诊断专家系统	航空动力学报	2004.19.01	
4	陈 果 左洪福	副高 正高	071 071	A New Wheel/Rail Spatially Dynamic Coupling Model and its Verification	Vehicle System Dynamics	2004.41.04	
5	陈 果 左洪福	副高 正高	071 071	3D Measurement and Stereo Reconstruction for Aeroengine Interior Damage	Chinese Journal of Aeronautics	2004.17.03	
6	杨新勇 黄圣国	博士 正高	071 071	磁航向测量系统误差修正方法研究	仪器仪表学报	2004.25.04	
7	杨新勇 黄圣国	博士 正高	071 071	地图匹配算法中的待配路段快速筛选方法	华南理工大学学报	2004.32.02	
8	杨新勇 黄圣国	博士 正高	071 071	磁罗盘的罗差分析与验证	电子科技大学学报	2004.33.05	
9	杨新勇 黄圣国	博士 正高	071 071	智能磁航向传感器的研制及误差补偿算法分析	北京航空航天大学学报	2004.30.03	
10	杨新勇 黄圣国	博士 正高	071 071	基于拓扑结构/自适应模糊决策的地图匹配算法	上海交通大学学报	2004.38.08	
11	党 玮 黄圣国	硕士 正高	071 071	数字式气压高度表的设计	测控技术	2004.23.12	
12	刘 艳 杨新勇 黄圣国	硕士 博士 正高	071 071 071	差分磁罗盘与速率陀螺组合航向系统设计	交通运输工程学报	2004.04.04	
13	梁 剑 左洪福	博士 正高	071 071	基于统计粗糙模型的航空佛发动机维修成本组合预测方法	中国软科学	2004.00.04	
14	梁 剑 左洪福	博士 正高	071 071	Strategy-Based Forecasting Model for Civil Airlines.Journal of Southwest Jiaotong University	Journal of Southwest Jiaotong University	2004.12.01	
15	王华伟	博士后	071	液体火箭发动机可靠性增长分析与决策研究	宇航学报	2004.25.06	
16	严 平 曹同强 周洁敏	本科生 本科生 正 高	071 071 071	基于C++Builder和USB的飞机发动机综合境界系统数据采集与处理研究	仪器仪表与分析监测	2004.00.03	

序号	姓名	职称	单位	论文题目	刊物、会议名称	年、卷、期	备注
17	周洁敏 敖 婷 林 刚 宫淑丽	正高 硕士 硕士 硕士	071 071 071 071	基于DSP的自适应主动噪声控制系统研究	压电与声光	2004.26.02	
18	孙有朝 施 军	副高 正高	071 071	Reliability Assessment of Entropy Method for System Consisted of Identical Exponential Units	Chinese Journal of Mechanical Engineering	2004.17.04	
19	孙有朝 施 军	副高 正高	071 071	单元可靠性评定的熵方法	南京航空航天大学学报	2004.36.06	
20	孙有朝 胡明华	副高 正高	071 071	民航交通运输创新人才培养模式设计	南京航空航天大学学报（社科版）	2004.06.30	
21	余玉堂 顾宏斌	硕士 正高	071 071	基于APIHOOK技术的个人防火墙	南京航空航天大学学报	2004.36.01	
22	孙 瑾 顾宏斌	博士 正高	071 071	计算机视觉系统框架结构研究	计算机工程与应用	2004.40.12	
23	孙维汉 顾宏斌	硕士 正高	071 071	基于Adams/car的汽车动力学仿真	汽车科技	2004.00.06	
24	吴东苏 顾宏斌	博士 正高	071 071	基于ANFIS和遗传算法的起落架系统智能半主动控制	2004江苏博士研究生学术论坛	2004.	
25	颜国军 顾宏斌	硕士 正高	071 071	一种调制域分析仪的工程实现	仪器仪表用户	2004.11.05	
26	刘 晖 顾宏斌	博士 正高	071 071	半主动控制起落架落震性能研究	2004江苏博士研究生学术论坛	2004.	
27	郑 敏	中级	071	Modal Analysis Using Operating Modal Identification Method	Chinese Journal of Aeronautics	2004.17.04	
28	韩松臣 张 明	正高 初级	072 074	The Optimization Method of the Sector Partition Based on Metamorphic Voronoi Polygon	Chinese Journal of Aeronautics	2004.17.01	
29	韩松臣 张 明	正高 初级	072 074	依据管制工作负荷的扇区优化新方法	南京航空航天大学学报	2004.36.01	
30	彭怡	中级	073	低成本航空公司在中国运营的可行性研究	经济纵横	2004年增刊	
31	张 明	初级	074	管制扇区的最优划分方法研究	南京航空航天大学学报	2004.36.03	
32	张 颖 胡明华 彭 瑛	初级 正高 初级	074 072 072	多元受限空中交通流量管理决策支持系统	交通运输工程学报	2004.04.04	

基于神经网络的机械磨损故障光谱定位诊断法

陈 果, 左洪福
(南京航空航天大学 民航学院, 江苏 南京 210016)

摘要: 在分析常用光谱定位诊断方法的基础上提出了基于神经网络的光谱定位诊断法;将机械摩擦副材质的元素含量作为神经网络输入,将材质所对应的部件作为神经网络输出,建立了相应的神经网络训练样本;通过整理训练样本和训练神经网络,利用神经网络超强的非线性映射能力和容错性实现了磨损故障部位诊断;通过算例分析验证了所提出的诊断方法的可行性和准确性. 结果表明,所建立的方法简洁有效,并具有很高的诊断精度.

关键词: 光谱分析; 神经网络; 磨损; 定位诊断

中图分类号: TH165. 3 **文献标识码:** A **文章编号:** 1004-0595(2004)03-0263-05

在机械设备状态监测与故障诊断中,光谱分析法^[1]具有操作简单、精度高及分析速度快等特点,在有色金属元素检测方面具有独特优势,已广泛用于机车柴油机、船舶柴油机、航空发动机及大型柴油机发电机组等机械设备的有色金属磨粒的检测、识别及早期故障监测.

目前,基于光谱分析的定位诊断方法主要有专家系统方法和模糊聚类分析法^[2,3]. 专家系统方法主要是将光谱诊断的专家知识总结为知识规则,然后运用推理机实现专家级诊断. 其主要缺点是专家系统知识获取困难,过分依赖专家经验. 模糊聚类诊断法的基本原理是当系统某摩擦副发生故障时,该摩擦副组成元素的光谱数据出现异常,这些异常元素之间的变化

规律具有相似性,根据这种相似性,用模糊聚类分析来诊断摩擦副的异常磨损部位. 其主要缺点是元素聚类与摩擦副的关系过分依赖于经验,而且聚类水平对诊断结果的影响很大.

神经网络技术具有很强的非线性映射能力和容错性,在设备故障诊断领域得到了广泛应用^[4~6]. 本文作者以某型军用发动机试车台试验的磨损故障诊断为例,建立了基于光谱分析及神经网络方法的磨损故障定位诊断方法,并通过算例验证该方法的可行性.

1 摩擦副材质分析

表1列出了某型军用发动机油路中各过油零部

表 1 某型军用发动机摩擦副材料材质及元素组成
Table 1 Materials and elemental compositions of the frictional pairs of a military engine

Materials	Elemental composition/%									
	Fe	Mn	Cr	Ni	Mo	V	Cu	Zn	Al	Ti
Cr4Mo4V (Bearing roll track and roll ball)	88.80	0.40	4.00	0.20	4.25	1.00	0.20	0.00	0.00	0.00
2Cr3WMoV-1 (Gear)	94.20	0.38	3.00	0.30	0.45	0.75	0.00	0.00	0.00	0.00
1Cr18Ni9Ti (Holding frame of accessory and central driving bearing)	68.90	2.00	18.00	9.50	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.65
H62 (Holding frame of accessory driving bearing)	0.15	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	62.00	37.20	0.00	0.00
QAL10 (Holding frame of support points for high & low pressure axle, electric devices, and central driving bearing)	3.00	1.50	0.00	0.00	0.00	0.00	84.50	0.50	9.50	0.00

件摩擦副的名称及材质. 我们选择 Fe、Cr、Ni、Mo、 V、Cu、Zn、Al 和 Ti 等 9 种元素作为进行故障诊断的

基金项目: 南京航空航天大学人才基金资助项目(S0293-071); 民航科研基金资助项目(Y0202-MH).

收稿日期: 2003-06-15; 修回日期: 2003-09-15/联系人陈果, e-mail: cgzyx@263.net.

作者简介: 陈果, 男, 1972 年, 博士, 副教授, 目前主要从事发动机磨损故障综合诊断研究.

依据。

该型发动机的油路简图示于图1。过油部件的主要摩擦副包括前轴承腔(轴承为高、低压前支点轴承,

电机轴承,低压中支点轴承,附件传动轴承和中心传动轴承等,齿轮为高压轴齿轮螺母,电机齿轮螺母,附件传动齿轮,中心传动齿轮等)、后轴承箱(高、低压轴

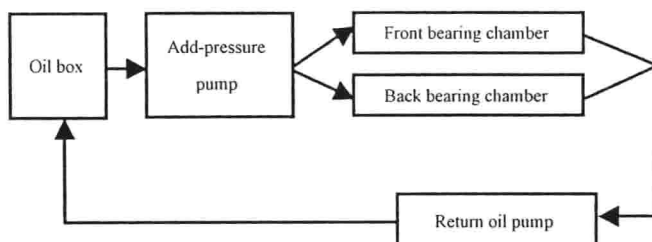


Fig 1 Diagram for oil route of a military engine

图1 某军用发动机油路示意图

承后支点轴承)、滑油泵齿轮(回油泵齿轮、增压泵齿轮等)。拟定故障诊断部位为:增压泵齿轮(P_1);回油泵齿轮(P_2);前腔齿轮(P_3);前腔高、低压轴前中支点轴承滚道及滚珠(P_4);前腔高、低压轴前中支点轴承保持架(P_5);前腔电机轴承滚道及滚珠(P_6);前腔电机轴承保持架(P_7);附件传动轴承滚道及滚珠(P_8);附件传动轴承保持架(P_9);中心传动轴承滚道及滚珠(P_{10});中心传动轴承保持架(P_{11});后腔高、低压轴后支点轴承滚道及滚珠(P_{12});后腔高、低压轴后支点轴承保持架(P_{13})。其3个取油口分别为滑油箱、前腔及后腔。根据取样点的不同,诊断部位分别为 P_1 、 P_2 、 P_3 、 P_4 、 P_5 、 P_6 、 P_7 、 P_8 、 P_9 、 P_{10} 、 P_{11} 、 P_{12} 、 P_{13} (滑油箱取油); P_1 、 P_3 、 P_4 、 P_5 、 P_6 、 P_7 、 P_8 、 P_9 、 P_{10} 、 P_{11} (前腔取油); P_1 、 P_{12} 、 P_{13} (后腔取油)。

2 BP神经网络

在故障诊断和模式识别领域目前应用最多和最有效的是前向多层神经网络^[4]。该网络通常采用BP学习算法。

图2示出了所建立的光谱定位诊断三层BP网

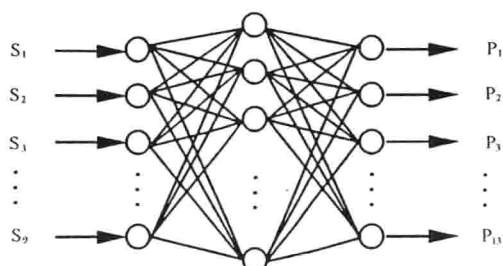


Fig 2 BP net structure for parts diagnosis based on spectrometric oil analysis

图2 光谱定位诊断的BP网络结构

络模型,其中 $S_1, S_2 \dots S_9$ 为神经网络输入,分别对应

于9种金属元素(Fe、Cr、Ni、Mo、V、Cu、Zn、Al和Ti)的浓度; $P_1, P_2 \dots P_{13}$ 为神经网络输出,分别对应于13个磨损部位;隐层节点数为30。

设有 m 层神经网络,如果在输入层引入输入模式 P ,并设第 k 层第 i 单位输入的总和为 U_i^k ,输出为 V_i^k ,由 $k-1$ 层的第 j 个神经元到 k 层的第 i 个神经元的结合权值为 W_{ij} ,各个神经元的输入与输出关系函数为 f ,则各变量之间的关系可以表示为:

$$V_i^k = f(U_i^k), U_i^k = \sum_j W_{ij} V_j^{k-1}.$$

其中输入与输出函数 f 常用S型函数表示,如:

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}. \quad (1)$$

定义误差函数 E 为期望输出与实际输出之差的平方和:

$$E = \frac{1}{2} \sum_i (V_i^m - Y_i)^2. \quad (2)$$

式中: Y_i 是输出单元的期望输出; V_i^m 是实际输出,为输入模式 P 和权值 W 的函数。

BP学习算法的实质是求误差函数的极小值。为此,利用非线性规划中的最快下降法,使权值沿着误差函数的负梯度方向改变,其权值 W_{ij} 的更新量 ΔW_{ij} 可以表示为:

$$\begin{aligned} \Delta W_{ij} &= -\epsilon \frac{\partial E}{\partial W_{ij}} = -\epsilon \frac{\partial E}{\partial U_i^k} \cdot \frac{\partial U_i^k}{\partial W_{ij}} = \\ &= -\epsilon \frac{\partial E}{\partial U_i^k} \frac{\partial}{\partial W_{ij}} \left(\sum_j W_{ij} V_j^{k-1} \right) = -\epsilon \frac{\partial E}{\partial U_i^k} \cdot V_j^{k-1}. \end{aligned} \quad (3)$$

式中: ϵ 是学习步长,取正数。设 $d_i^k = \frac{\partial E}{\partial U_i^k}$ 为误差信号,即可得学习公式:

$$\Delta W_{ij} = -\epsilon d_i^k V_j^{k-1}. \quad (4)$$

$$d_i^k = \frac{\partial E}{\partial U_i^k} = \frac{\partial E}{\partial V_i^k} \cdot \frac{\partial V_i^k}{\partial U_i^k} =$$

$$\frac{\partial E}{\partial V_i^k} \cdot f'(U_i^k) = \frac{\partial E}{\partial V_i^k} \cdot V_i^k(1 - V_i^k). \tag{5}$$

如果 i 是输出层(第 m 层)的神经元, $k=m$, 则整个网络的期望输出 Y_i 为定值, 由式(2)可得 $\frac{\partial E}{\partial V_i^k} = (V_i^m - Y_i)$, 则 $d_i^k = V_i^m(1 - V_i^m)(V_i^m - Y_i)$; 如果 i 不在输出层, 而在中间隐层 k , 则:

$$\frac{\partial E}{\partial V_i^k} = \sum_l \frac{\partial E}{\partial U_l^{k+1}} \cdot \frac{\partial U_l^{k+1}}{\partial V_i^k} = \sum_l W_{li} \cdot d_l^{k+1},$$
$$d_i^k = V_i^k(1 - V_i^k) \cdot \sum_l W_{li} d_l^{k+1}.$$

进而可以得到修正权值 $W_{ij} = W_{ij} + \Delta W_{ij} = W_{ij} -$

$\varepsilon d_i^k V_j^{k-1}$.

为了提高收敛速度, 在权值修改中引入 1 个惯性项. 为了使神经网络的输入均处于 $[0, 1]$ 范围内, 必须对输入的光谱元素进行归一化处理:

$$S_i' = \frac{S_i - S_{\min}}{S_{\max} - S_{\min}}. \tag{6}$$

其中: $S_{\max} = \max(S_i)$, $S_{\min} = \min(S_i)$, $i = 1, 2, \dots, 9$.

3 光谱定位诊断神经网络训练样本

表 2 列出了神经网络的训练样本输入, 样本 1、2、3、4 和 5 分别为 5 种材料的各元素含量. 表 3 示出

表 2 训练样本输入
Table 2 Input for train samples

	Fe/%	Cr/%	Ni/%	Mo/%	V/%	Cu/%	Zn/%	Al/%	Ti/%
Sample 1	88.80	4.00	0.20	4.25	1.00	0.20	0.00	0.00	0.00
Sample 2	94.20	3.00	0.30	0.45	0.75	0.00	0.00	0.00	0.00
Sample 3	68.90	18.00	9.50	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.65
Sample 4	0.15	0.00	0.00	0.00	0.00	62.00	37.20	0.00	0.00
Sample 5	3.00	0.00	0.00	0.00	0.00	84.50	0.50	9.50	0.00

表 3 滑油箱取油训练样本输出
Table 3 Output for train samples when collecting oil from oil box

	P ₁	P ₂	P ₃	P ₄	P ₅	P ₆	P ₇	P ₈	P ₉	P ₁₀	P ₁₁	P ₁₂	P ₁₃
Output for sample 1	0	0	0	1	0	1	0	1	0	1	0	1	0
Output for sample 2	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Output for sample 3	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0	0
Output for sample 4	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0
Output for sample 5	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0	1	0	1

了滑油箱取油时对应的输出. 如果在前腔或后腔取油, 将难以得到某些部位的诊断结果.

4 基于神经网络的光谱定位诊断算例

我们采用若干算例来验证所建立方法的有效性. 表 4 列出了通过光谱分析得到的各金属元素含量, 其中测试样本 1 假设材质为 Cr4Mo4V 的摩擦副产生单位磨损量; 测试样本 2 假设材质为 2Cr3WMoV-1 的摩擦副产生 1/2 单位磨损量; 测试样本 3 假设材质为 1Cr18Ni9Ti 的摩擦副产生 1/3 单位磨损量; 测试样本 4 假设材质为 H62 的摩擦副产生 1/4 单位磨损量; 测试样本 5 假设材质为 QA10 的摩擦副产生 1/5 单位磨损量; 测试样本 6 假设材质为 Cr4Mo4V 的摩擦副产生单位磨损量, 材质为 2Cr3WMoV-1 的摩擦副产生 1/2 单位磨损量; 测试样本 7 假设材质为 Cr4Mo4V 的摩擦副产生单位磨损量, 而材质为 2Cr3WMoV-1 的摩擦副产生单位磨损量.

表 5 列出了利用本文方法针对表 4 得到的诊断结果. 从诊断试验结果可知, 当机械摩擦副某部件发生严重磨损时, 其对应的元素含量提高. 从测试样本 1、2、3、4 和 5 的诊断结果可以看出, 当单一部件发生严重磨损时, 采用本文所建立的诊断方法能实现准确率超过 97% 的精确诊断. 当多种摩擦部件同时发生磨损时, 材质为 Cr4Mo4V 的摩擦副的磨损量比材质为 2Cr3WMoV-1 的摩擦副的大(测试样本 6), 对应的定位诊断结果显示含 Cr4Mo4V 的摩擦副(P₄、P₈、P₁₀、P₁₂)的置信度为 0.78, 而含 2Cr3WMoV-1 的摩擦副(P₁、P₂、P₃)的置信度为 0.23, 同二者相应的磨损情况相一致. 当多种摩擦部件同时发生磨损时, 材质为 Cr4Mo4V 的摩擦副同材质为 2Cr3WMoV-1 的摩擦副的磨损量相当(测试样本 7), 对应的定位诊断结果显示含 Cr4Mo4V 的摩擦副(P₄、P₈、P₁₀、P₁₂)的置信度为 0.48, 而含 2Cr3WMoV-1 的摩擦副(P₁、P₂、P₃)的置信度为 0.50, 显然两者发生磨损的可能性相当.

表 4 测试样本
Table 4 Test samples

Sample	Elemental composition/%								
	Fe	Cr	Ni	Mo	V	Cu	Zn	Al	Ti
Test sample 1	88.80	4.00	0.20	4.25	1.00	0.20	0.00	0.00	0.00
Test sample 2	94.20/2	3.00/2	0.30/2	0.45/2	0.75/2	0.00	0.00	0.00	0.00
Test sample 3	68.90/3	18.00/3	9.50/3	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.65/3
Test sample 4	0.15/4	0.00	0.00	0.00	0.00	62.00/4	37.20/4	0.00	0.00
Test sample 5	3.00/5	0.00	0.00	0.00	0.00	84.50/5	0.50/5	9.50/5	0.00
Test sample 6	88.80+	4.00+	0.20+	4.25+	1.00+	0.20	0.00	0.00	0.00
	94.20/2	3.00/2	0.30/2	0.45/2	0.75/2				
Test sample 7	88.80+	4.00+	0.20+	4.25+	1.00+	0.20	0.00	0.00	0.00
	94.20	3.00	0.30	0.45	0.75				

表 5 测试样本的定位诊断结果
Table 5 Diagnosis results for frictional parts of test samples

	Frictional parts			
Test sample 1	P ₄ (believability: 0.98), P ₁₂ (believability: 0.98)	P ₆ (believability: 0.98),	P ₈ (believability: 0.98),	P ₁₀ (believability: 0.98),
Test sample 2	P ₁ (believability: 0.97),	P ₂ (believability: 0.97),	P ₃ (believability: 0.97)	
Test sample 3	P ₉ (believability: 0.98),	P ₁₁ (believability: 0.97)		
Test sample 4	P ₉ (believability: 1.00)			
Test sample 5	P ₅ (believability: 1.00),	P ₇ (believability: 1.00),	P ₁₁ (believability: 1.00),	P ₁₃ (believability: 1.00)
Test sample 6	P ₁ (believability: 0.23),	P ₂ (believability: 0.23),	P ₃ (believability: 0.23),	P ₄ (believability: 0.78)
	P ₆ (believability: 0.78),	P ₈ (believability: 0.78),	P ₁₀ (believability: 0.78),	P ₁₂ (believability: 0.78)
Test sample 7	P ₁ (believability: 0.50),	P ₂ (believability: 0.50),	P ₃ (believability: 0.50),	P ₄ (believability: 0.48)
	P ₆ (believability: 0.48),	P ₈ (believability: 0.48),	P ₁₀ (believability: 0.48),	P ₁₂ (believability: 0.48)

根据上述算例分析结果可知,采用本文所建立的诊断方法可以实现磨损故障的准确定位,所建立的诊断方法准确有效。

5 结论

针对某型军用发动机建立了基于光谱分析的磨损故障定位神经网络诊断模型,通过算例分析验证了所建立的诊断方法的可行性和准确性;算例分析结果表明所建立的诊断方法简洁有效,并具有很高的诊断精度。

参考文献:

[1] 虞和济,韩庆大,李沈,等.设备故障诊断工程[M].北京:冶金工业出版社,2001.931-949.

[2] 吴今培.模糊诊断理论及应用[M].北京:科学出版社,1994.81-106.

[3] Enkerd B. To examine faults of 5D49 diesel through oil analysis(通过滑油分析检测 5D49 柴油机故障)[J]. Diesel(柴油机),1990,(2): 50-55.

[4] 吴今培,肖建华.智能故障诊断与专家系统[M].北京:科学出版社,1997.1-139.

[5] Liang H(梁华), Yang M Z(杨明忠), Lu P D(陆培德). Forecasting of the wear trend of tribosystems using artificial neural networks(用人工神经网络预测摩擦学系统磨损趋势)[J]. Tribology(摩擦学学报),1996,16(2): 267-271.

[6] Chen G(陈果), Zuo H F(左洪福), Yang X(杨新). Neural network based fusion diagnosis using various oil analysis techniques(基于神经网络的多种油样分析技术融合诊断)[J]. Tribology(摩擦学学报),2003,23(5):431-434.

Diagnosis of Wear-Induced Breakdown of Machine by Spectrometric Analysis Based on Artificial Neural Network

CHEN Guo, ZUO Hong-fu

(Civil Aviation College, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

Abstract: The spectrometric method to diagnose wear of frictional parts based on artificial neural network (ANN) was established on the basis of analyzing commonly used spectrometric localization diagnosis methods. Thus the training samples were established using the elemental composition of the frictional pair materials as the inputs of ANN and the corresponding frictional parts as the outputs of ANN. The diagnosis to the wear failure locations was realized by coordinating the training samples and training the ANN and making use of the powerful non-linear mapping ability and error-tolerating ability of the ANN. The precision and feasibility of the established diagnosis method were validated by analysis of some examples. It was found that the established diagnosis method was applicable to diagnose the wear status of frictional parts with convenience and good precision.

Key words: spectrometric analysis; artificial neural network (ANN); wear; faults' parts diagnosis

Author: CHEN Guo, male, born in 1972, Ph. D., Associate Professor, e-mail:cgzyx@263.net

发动机磨损故障的集成神经网络融合诊断

陈 果, 左洪福

(南京航空航天大学民航学院, 南京, 210016)

摘要:针对发动机试车过程中的磨损故障诊断问题, 本文运用了四种最常用的润滑油分析技术——铁谱分析、光谱分析、颗粒计数分析及理化指标分析, 同时结合发动机试车台监测数据, 提出运用集成神经网络对发动机试车状态进行融合诊断的方法。首先依据各种分析方法的标准磨损界限值, 将原始数据进行了预处理, 统一转换成故障征兆的布尔值; 其次, 建立各子神经网络的拓扑结构, 并依据专家经验建立各子系统的输入征兆与故障论域的映射关系, 从而得到各子神经网络的训练样本, 对各网络进行成功训练后, 利用神经网络实现各子网络的诊断并得到中间诊断结果; 然后, 通过建立合适的权重矩阵, 利用模糊综合决策理论, 对集成神经网络的诊断结果进行综合, 从而得到最终的融合诊断结果; 最后, 运用一个算例表明了本文方法的有效性。

关键词: 发动机; 故障诊断; 磨损; 数据融合; 集成神经网络

中图分类号: TH165.3

文献标识码: A

文章编号: 1005-2615(2004)03-0278-06

Fusion Diagnosis for Engine Wear Fault Based on Integrated Neural Network

CHEN Guo, ZUO Hong-fu

(College of Civil Aviation, Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, Nanjing, 210016, China)

Abstract: The fault diagnosis problem of engine wear during test-driving is studied. Four common oil analysis techniques, namely ferrography analysis, spectrometric analysis, particle count analysis, and oil quality testing, are applied, and the test-driving data are combined with them at the same time. The fusion diagnosis method of engine wear fault based on integrated neural network (INN) is put forward. Firstly, according to a standard wear limit, original data are transformed into BOOL value; Secondly each sub-NN structure is established and their training samples are obtained by the expert experience. After each sub-NN is successfully trained, the diagnosis results are obtained by each sub-NN; Thirdly, with a proper weight matrix, using fuzzy integration decision-making theory, the final fusion results are obtained; Finally, a practical example verifies that the method is effective.

Key words: engine; fault diagnosis; wear; data fusion; integrated neural network (INN)

众所周知, 由于油样分析方法对机械磨损故障检测的灵敏性和有效性, 目前已成为机械故障诊断的主要技术手段之一。根据工作原理和检测手段的不同, 目前油样分析方法可分为铁谱分析法、光谱分析法、颗粒计数分析法及理化分析法等。各种油样分析方法各有所长, 而单一油样分析技术的诊断准确率均有限, 如果综合各种油样分析技术, 可以使它们相互补充相互验证, 从而大大提高故障诊断

准确率, 文[1]指出, 综合诊断方法可以使诊断准确率达到70%以上。由此可见, 对多种油样分析方法进行融合诊断具有十分重要的意义。目前已有许多学者对数据融合算法和多种油样分析方法的融合诊断进行了研究^[2~6]。本文旨在运用集成神经网络的融合诊断方法, 以某军用发动机试车台试验中发动机磨损故障诊断问题, 实现发动机磨损故障的融合诊断, 从而为发动机的实验评估和改进设计提供

收稿日期: 2003-09-11; 修订日期: 2003-10-28

作者简介: 陈 果, 男, 副教授, 1972年11月生, E-mail: cgzyx@263.net; 左洪福, 男, 教授, 博士生导师, 1959年9月生。

准确可靠的决策依据。

1 发动机磨损故障集成神经网络融合诊断流程

发动机磨损故障融合诊断的基本思路是首先给定发动机磨损故障的故障域,即最常见的也是最

重要的磨损故障类型,然后通过融合每种油样分析方法对故障域的诊断结果,最终得到更为重要准确和可信的诊断结果。图1 为发动机磨损故障融合诊断的流程图。发动机磨损故障融合诊断将故障的定位、定性和定因融为一体,并针对多种油样分析方法实现故障诊断。下面对融合诊断的各模块进行详细的说明。

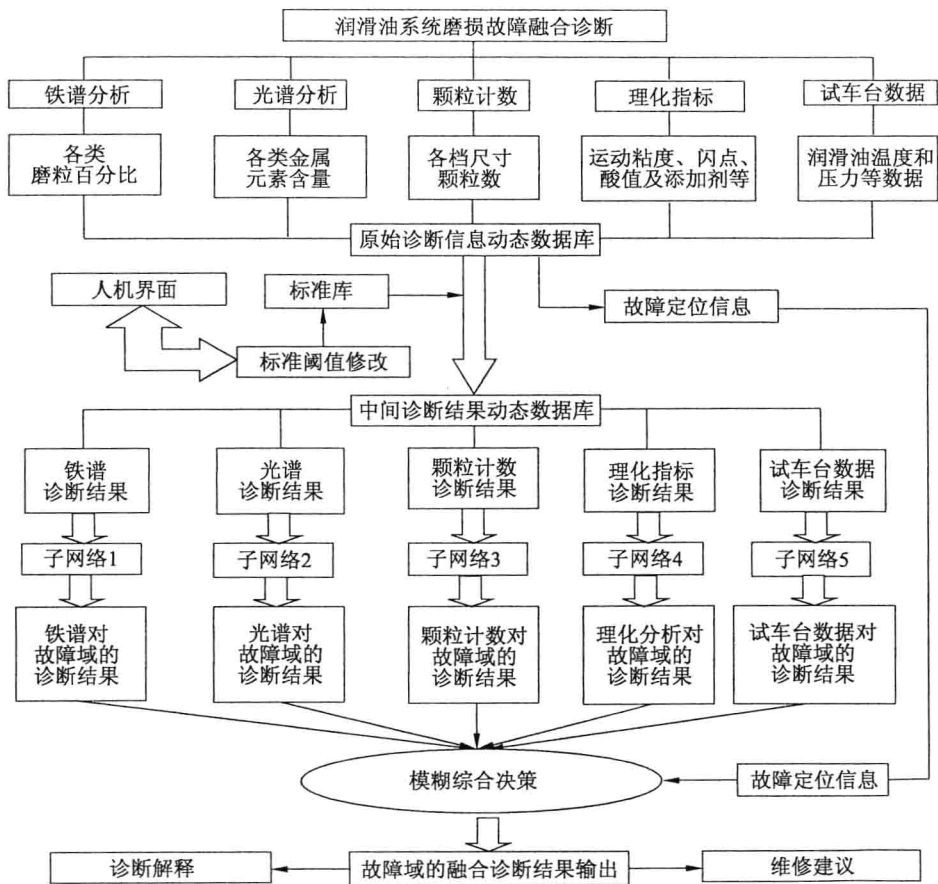


图1 发动机磨损故障的集成神经网络融合诊断系统图

2 原始征兆数据的预处理

由于各种分析方法得到的诊断数据,不论是数值还是量纲,均不相同,所以为后续分析处理带来了困难。有鉴于此,在进行融合诊断之前,必须要对原始征兆进行预处理。其处理的方法是依据将各种方式诊断原始数据与各种诊断方法的标准界限值相比较,正常值范围内的为0,反之则为1,从而将原始征兆数据转换为0和1的布尔值。

铁谱数据的原始数据为各类磨粒的百分比,通过预先处理后得到的结果应为:①球状磨粒量大(S_{F1});②层状磨粒量大(S_{F2});③疲劳磨粒量大

(S_{F3});④切削磨粒量大(S_{F4});⑤严重滑动磨粒量大(S_{F5});⑥红色氧化物磨粒量大(S_{F6});⑦黑色氧化物磨粒量大(S_{F7})。

选取Fe,Cr,Ni,Mo,Cu,V,Zn,Al及Ti元素的浓度作为光谱诊断的原始数据(对于其他机械,由于摩擦副的结构和材质不同,故选取的元素将不一样)。通过预处理后,光谱数据变为①Fe元素浓度超标(S_{S1});②Cr元素浓度超标(S_{S2});③Ni元素浓度超标(S_{S3});④Mo元素浓度超标(S_{S4});⑤V元素浓度超标(S_{S5});⑥Cu元素浓度超标(S_{S6});⑦Zn元素浓度超标(S_{S7});⑧Al元素浓度超标(S_{S8});⑨Ti元素浓度超标(S_{S9})。

颗粒计数器得到原始数据为各档尺寸(即5~15 μm , 15~25 μm , 25~50 μm , 50~100 μm 及100 μm)以上颗粒数。由于具体尺寸档的颗粒数目与发动机的故障模式无法对应,所以只能得到油样污染度是否超标的结论,即原始数据通过预处理后得到的结果为:①污染度超标(S_{C1});

理化分析得到的原始数据包括250 $^{\circ}\text{C}$, 200 $^{\circ}\text{C}$, 100 $^{\circ}\text{C}$, 0 $^{\circ}\text{C}$, -40 $^{\circ}\text{C}$ 及-54 $^{\circ}\text{C}$ 下的运动粘度,冷凝点,闪点,酸值,杂质含量和水分含量。根据理化指标与发动机故障模式的对应关系,通过预处理后的结果为:①运动粘度超标(S_{P1});②杂质含量超标(S_{P2});③其他理化指标超标(S_{P3})。

试车台监测的原始数据为:润滑油消耗率、润滑油箱内压强、润滑油增压泵出口压强、后腔润滑油温度等,根据试车台监测数据与发动机故障模式的对应关系,经预处理可得:①润滑油消耗率大(S_{T1});②润滑油箱内压强高(S_{T2});③润滑油增压泵出口压强低(S_{T3});④后腔润滑油温度高(S_{T4})。

3 集成神经网络的融合诊断

基于集成神经网络的融合诊断系统:包括铁谱子网络、光谱子网络、颗粒计数子网络、理化分析子网络及试车台数据子网络。其中子网络的输入为各种原始征兆通过预处理后得到的布尔值,各子网络的输出均为最终的故障模式。根据分析,确定发动机磨损故障的故障模式为:①系统正常(F_1);②轴承磨损失效(F_2);③轴承疲劳失效(F_3);④齿轮疲劳过载(F_4);⑤齿轮胶合或擦伤(F_5);⑥润滑油污染度超标(F_6);⑦润滑油理化分析超标(F_7);⑧密封失效(F_8)。

表1~5 分别根据领域专家的经验知识得到的各子诊断网络的训练样本。其中表1为铁谱诊断子网络的训练样本^[7];表2为光谱子诊断网络的训练样本;表3为颗粒计数子网络的训练样本;表4为理化分析子诊断网络的训练样本;表5为试车台子诊断网络的训练样本。

表1 铁谱子网络的训练样本

S_{F1}	S_{F2}	S_{F3}	S_{F4}	S_{F5}	S_{F6}	S_{F7}	F_{F1}	F_{F2}	F_{F3}	F_{F4}	F_{F5}	F_{F6}	F_{F7}	F_{F8}
0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0
1	0	0	0	0	0	0	0	0	0.5	0	0	0	0	0
0	1	0	0	0	0	0	0	0	0.6	0	0	0	0	0
0	0	1	0	0	0	0	0	0	0.8	0.6	0	0	0.6	0
0	0	0	1	0	0	0	0	0.8	0	0	0.8	0.6	0	0
0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0.9	0	0.6	0.6
0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0.8	0
0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0.6

表2 光谱子网络的训练样本

S_{S1}	S_{S2}	S_{S3}	S_{S4}	S_{S5}	S_{S6}	S_{S7}	S_{S8}	S_{S9}	F_{S1}	F_{S2}	F_{S3}	F_{S4}	F_{S5}	F_{S6}	F_{S7}	F_{S8}
0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0
1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.7	0	0	0.9	0	0	0
0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0.9	0	0	0.1	0	0	0
0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0.9	0	0	0.1	0	0	0
0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0.9	0	0	0.1	0	0	0
0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0.9	0	0	0.8	0	0	0
0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0.9	0	0	0.7	0	0	0
0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0

表 3 颗粒计数子网络的训练样本

S_{C1}	F_{C1}	F_{C2}	F_{C3}	F_{C4}	F_{C5}	F_{C6}	F_{C7}	F_{C8}
0	1	0	0	0	0	0	0	0
1	0	1	0	0	1	1	0	0

表 4 理化分析子网络的训练样本

S_{P1}	S_{P2}	S_{P3}	F_{P1}	F_{P2}	F_{P3}	F_{P4}	F_{P5}	F_{P6}	F_{P7}	F_{P8}
0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0
1	0	0	0	1	1	1	1	0	1	0
0	1	0	0	1	0	0	1	0	1	0
0	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0

表 5 试车台监测数据诊断子网络的训练样本

S_{T1}	S_{T2}	S_{T3}	S_{T4}	F_{T1}	F_{T2}	F_{T3}	F_{T4}	F_{T5}	F_{T6}	F_{T7}	F_{T8}
0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0
1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
0	0	1	0	0	1	1	1	1	0	0	1
0	0	0	1	0	1	0	0	1	0	0	0

4 集成神经网络的模糊综合决策

为了实现各子诊断网络的会诊,需要对各子网络的诊断结果进行综合决策,通常采用的方法是模糊综合决策方法^[8]。通过上述各子网络诊断的结

果,可以形成矩阵 R ,矩阵 R 反映了各种诊断方法对最终故障模式的诊断结果,将 R 矩阵与权重矩阵 C 相乘即可得到最终的综合决策结果,因此模糊综合决策模型为

$$F = C \cdot R$$

其中: R 矩阵为

$$R = \begin{bmatrix} F_F \\ F_S \\ F_C \\ F_P \\ F_T \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} F_{F1} & F_{F2} & F_{F3} & F_{F4} & F_{F5} & F_{F6} & F_{F7} & F_{F8} \\ F_{S1} & F_{S2} & F_{S3} & F_{S4} & F_{S5} & F_{S6} & F_{S7} & F_{S8} \\ F_{C1} & F_{C2} & F_{C3} & F_{C4} & F_{C5} & F_{C6} & F_{C7} & F_{C8} \\ F_{P1} & F_{P2} & F_{P3} & F_{P4} & F_{P5} & F_{P6} & F_{P7} & F_{P8} \\ F_{T1} & F_{T2} & F_{T3} & F_{T4} & F_{T5} & F_{T6} & F_{T7} & F_{T8} \end{bmatrix} \begin{matrix} \text{铁谱} \\ \text{光谱} \\ \text{颗粒计数} \\ \text{理化分析} \\ \text{试车台} \end{matrix}$$

在 R 矩阵中, $F_{F1}, F_{F2}, F_{F3}, F_{F4}, F_{F5}, F_{F6}, F_{F7}, F_{F8}$ 为铁谱子网络的诊断结果; $F_{S1}, F_{S2}, F_{S3}, F_{S4}, F_{S5}, F_{S6}, F_{S7}, F_{S8}$ 为光谱子网络的诊断结果; $F_{C1}, F_{C2}, F_{C3}, F_{C4}, F_{C5}, F_{C6}, F_{C7}, F_{C8}$ 为颗粒计数子网络的诊断结果; $F_{P1}, F_{P2}, F_{P3}, F_{P4}, F_{P5}, F_{P6}, F_{P7}, F_{P8}$ 为理化分析子网络的诊断结果; $F_{T1}, F_{T2}, F_{T3}, F_{T4}, F_{T5}, F_{T6}, F_{T7}, F_{T8}$ 为试车台子网络的诊断结果。

权重矩阵 C 如图 2 所示:它主要衡量各种诊断

方法对不同故障诊断的贡献大小。其分析如下:

- (1)对于“系统正常 F_1 ”:认为每种诊断方法的贡献大小相同,即均为 0.2。
- (2)对于“轴承磨损失效 F_2 ”:因为轴承表面磨损的金属屑通常为非铁磁性颗粒,所以主要依靠光谱检测,同时考虑其他方法的检测效率,确定各种诊断方法的权重分别为:铁谱为 0.2、光谱为 0.5、颗粒计数为 0.1、理化分析为 0.1、试车台为 0.1。

(3)对于“轴承疲劳失效 F_3 ”:因为铁谱可以得到磨粒的形态,所以主要依靠铁谱来实现疲劳磨粒的识别,同时考虑其他方法的检测效率,确定各种诊断方法的权重分别为:铁谱为0.5、光谱为0.3、颗粒计数为0.1、理化指标分析为0.1、试车台为0。

(4)对于“齿轮过载疲劳 F_4 ”:因为铁谱可以得到磨粒的形态,所以主要依靠铁谱来实现疲劳磨粒的识别,同时考虑其他方法的检测效率,确定各种诊断方法的权重分别为:铁谱为0.6、光谱为0.2、颗粒计数为0.1、理化分析为0.1、试车台为0。

(5)对于“齿轮胶合或擦伤 F_5 ”:因为铁谱可以得到磨粒的形态,所以主要依靠铁谱分析来识别齿轮胶合或擦伤产生的严重滑动磨粒和切削磨粒;光谱能分析齿轮磨损下来的金属成分及含量;齿轮磨损下来的颗粒在颗粒计数中将有所反映,另外润滑油中硬质颗粒亦将加剧磨损;理化指标中的粘度正常与否将对齿轮的胶合和粘着产生很大的影响;试车台监测数据的润滑油增压泵出口润滑油压强偏低将导致润滑不良,从而引起齿轮严重磨损,同时齿轮的严重磨损也将使后轴承腔的润滑油温度超标。因此确定各种诊断方法的权重分别为:铁谱为0.3、光谱为0.1、颗粒计数为0.2、理化分析为0.2、试车台为0.2。

(6)对于“润滑油污染度超标 F_6 ”:由于颗粒计数分析主要是检测润滑油的污染度,因此其诊断结果最可信;同时考虑其他诊断方法对润滑油污染度的诊断贡献程度。确定各种诊断方法的权重分别为:铁谱为0.2、光谱为0、颗粒计数为0.8、理化分析为0、试车台为0。

(7)对于“润滑油理化指标超标 F_7 ”:由于理化分析主要是检测润滑油的理化指标,因此其诊断结果最可信;同时考虑其他诊断方法对润滑油污染度的诊断贡献程度。确定各种诊断方法的权重分别为:铁谱为0.3、光谱为0、颗粒计数为0、理化指标分析为0.7、试车台为0。

(8)对于“密封件失效 F_8 ”:由于试车台对密封件的失效检测最直接,因此最可靠,密封件失效将引起润滑不足,从而导致齿轮和轴承的磨损和烧损等,因此铁谱诊断对密封件失效故障的诊断有一定的贡献,而其他诊断方法可以认为对密封件失效的诊断没有贡献。因此确定各种诊断方法的权重分别为:铁谱为0.2、光谱为0、颗粒计数为0、理化分析为0、试车台为0.8。

润滑油分析的综合决策结果的向量 $F = \{F_1, F_2, F_3, F_4, F_5, F_6, F_7, F_8\}$ 即为最终融合诊断结果。

$C =$	0.2	0.2	0.2	0.2	0.2	F_1
	0.2	0.5	0.1	0.1	0.1	F_2
	0.5	0.3	0.1	0.1	0	F_3
	0.6	0.2	0.1	0.1	0	F_4
	0.3	0.1	0.2	0.2	0.2	F_5
	0.2	0.0	0.8	0.0	0	F_6
	0.3	0	0	0.7	0	F_7
	0.2	0	0	0	0.8	F_8
	铁	光	颗	理	试	
	谱	谱	粒	化	车	
			计	分	台	
			数	析		

图 2 权重矩阵示意图

5 算 例

为了验证本文方法的有效性,下面列举一算例来进行解释。设铁谱原始数据为:切削磨粒和严重滑动磨粒超标,其他磨粒含量正常。则征兆向量为: $\{S_{F1}, S_{F2}, S_{F3}, S_{F4}, S_{F5}, S_{F6}, S_{F7}\} = \{0, 0, 0, 1, 1, 0, 0\}$;光谱原始数据为:Cr 元素超标,其他元素含量正常。则征兆向量为: $\{S_{S1}, S_{S2}, S_{S3}, S_{S4}, S_{S5}, S_{S6}, S_{S7}, S_{S8}, S_{S9}\} = \{0, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0\}$;颗粒计数原始数据为:污染度超标。则征兆向量为: $\{S_{C1}\} = \{1\}$;理化指标原始数据为:运动粘度偏低,其他指标正常。则征兆向量为: $\{S_{S1}, S_{S2}, S_{S3}\} = \{1, 0, 0\}$;试车台原始数据为后腔润滑油温度高,其他数据正常。则征兆向量为: $\{S_{S1}, S_{S2}, S_{S3}, S_{S4}\} = \{0, 0, 0, 1\}$ 。

表 6 为铁谱诊断、光谱诊断、颗粒计数诊断、理化指标诊断、试车台数据诊断子网络和多种方法的集成神经网络诊断结果。从表 6 中可以得出两个结论:①融合诊断的结果的故障模式比单项诊断结果的故障模式要多。例如,在铁谱单项诊断中,仅诊断出“齿轮胶合和擦伤”故障,在光谱单项诊断中,仅诊断出“轴承磨损”的故障模式。而在融合诊断中,诊断出的故障模式为“轴承磨损”、“轴承疲劳”、“齿轮胶合或擦伤”、“污染度超标”、“理化指标超标”及“密封失效”。显然融合诊断比单项诊断利用多种分析方法的互补性,能发现系统更多的故障;②当单项诊断出现矛盾时,融合诊断结果能很好地解决诊断冲突问题。例如,在铁谱单项诊断中,诊断出“齿轮胶合和擦伤”故障,其置信度为 0.972 8,而在光谱单项诊断中,诊断出“轴承磨损”故障,其置信度为 0.924 7。显然,诊断出现了矛盾,但在融合诊断

的结论中,可以看出诊断冲突问题被解决了,同时诊断出了“齿轮胶合和擦伤”故障(置信度为0.798 2)和“轴承磨损”故障(置信度为0.661 6)。显然融合诊断结果更为可靠和准确。

表6 集成神经网络融合诊断结果

诊断方法	系统正常	轴承磨损	轴承疲劳	齿轮过载 疲劳	齿轮胶合 或擦伤	污染超标	理化指标 超标	密封失效
铁谱诊断	0.001 2	0.304 4	0.000 0	0.000 0	0.972 8	0.198 5	0.002 8	0.167 6
光谱诊断	0.037 7	0.924 7	0.002 6	0.002 3	0.001 6	0.002 9	0.003 1	0.000 0
颗粒计数诊断	0.070 9	0.929 1	0.008 1	0.008 1	0.929 1	0.929 1	0.008 0	0.008 2
理化指标诊断	0.078 8	0.965 0	0.951 9	0.951 0	0.972 2	0.009 5	0.921 3	0.005 3
试车台诊断	0.072 3	0.856 0	0.022 2	0.015 0	0.862 3	0.000 0	0.000 0	0.759 3
融合诊断	0.052 2	0.798 2	0.096 8	0.381 4	0.661 6	0.783 0	0.645 7	0.641 0

6 结束语

本文以某军用发动机试车台试验中发动机磨损故障诊断问题,选取四种最常用的润滑油分析技术——铁谱分析、光谱分析、颗粒计数分析及理化指标分析的分析结果,同时结合发动机试车台数据,一起作为故障诊断的征兆。运用集成神经网络方法,对多源信息进行了融合诊断。应用算例表明了本文方法的有效性,同时证明了基于集成神经网络的发动机磨损故障的融合诊断与单项诊断相比,能充分利用多种方法的互补性和有效解决诊断冲突问题,从而使诊断结果更为可靠和准确。

参考文献:

[1] 虞和济,韩庆大,李 沈,等. 设备故障诊断工程[M]. 北京:冶金工业出版社,2001. 931~949.
[2] Waltz E, Buede D. Data fusion and decision support

for command and control[J]. IEEE Trans SMC, 1986, 16(6): 865~879.
[3] Philip L B. Shafe-dempster reasoning with application to multisensor target identification system[J]. Man and Cybernetics, 1987, 17:968~977.
[4] Kai G. Architecture and design of a diagnostic information fusion system[J]. Artificial Intelligence for Engineering Design, Analysis and Manufacturing, 2001,15:335~338.
[5] 赵 方,谢友柏,柏子游. 油液分析多技术集成的特征与信息融合[J]. 摩擦学学报, 1998, 18(1): 45~52.
[6] 严新平,谢友柏,萧汉梁. 摩擦学故障种类诊断的D-S信息融合研究[J]. 摩擦学学报, 1999, 19(2): 145~150.
[7] Anderson D P(美). 磨粒图谱[M]. 金元生,杨其明译. 北京:机械工业出版社,1987. 1~14.
[8] 关惠玲,韩 捷. 设备故障诊断专家系统原理及实践[M]. 北京:机械工业出版社,2000. 1~16.

文章编号: 1000-8055(2004)01-0023-07

基于知识规则的发动机磨损故障 诊断专家系统

陈 果, 左洪福

(南京航空航天大学 民航学院, 江苏 南京 210016)

摘要: 针对某型发动机试车状态的磨损故障诊断问题, 运用了两种最常用的滑油分析技术——铁谱分析和光谱分析, 同时结合发动机试车台监测数据, 对该型发动机试车过程中的磨损故障进行专家诊断。首先依据领域专家的经验, 通过分析得到了各种分析方法的诊断专家知识, 并将其转换为基于 if-then 的知识规则存放于知识库中; 其次, 依据各种分析方法的标准磨损界限值, 将原始数据进行了预处理, 统一转换成故障征兆的字符表达式; 最后, 根据应用正向推理机得到磨损故障的诊断结果。

关键词: 航空、航天推进系统; 发动机; 磨损; 故障诊断; 专家系统

中图分类号: V263.6; TH117.1

文献标识码: A

Expert Systems of Engine Wear Fault Diagnosis Based on Knowledge Rule

CHEN Guo, ZUO Hong-fu

(Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

Abstract: The paper is aimed at engine wear fault diagnosis of certain military aircraft during ground testing. Two common oil analysis methods, namely Ferrography analysis and Spectrometric analysis, as well as engine testing monitoring method, are applied to diagnosing the military engine wear faults using Expert System (ES) method. Firstly, according to expert diagnosis experience, the knowledge rules based on IF-THEN format of each method are obtained. Secondly, by wear criterion values of each method, the original symptoms are transformed into character expressions. Finally, the diagnosis results are achieved through forward chaining method.

Key words: aerospace propulsion system; engine; wear; fault diagnosis;
Expert System (ES)

众所周知, 由于油样分析方法对磨损检测的灵敏性和有效性, 而磨损是机械零件失效的主要形式和原因, 因此该方法目前已成为机械故障诊断的主要技术手段之一^[1]。根据工作原理和检测手段的不同, 目前油样分析方法可分为铁谱分析

法、光谱分析法、颗粒计数分析法及理化分析法等。虽然利用一种方法有时可以判断机器故障, 但在许多情况下得出的诊断结果并不准确可靠。因为从诊断学角度来看, 任何一种诊断信息都是模糊的不精确的。任何一种诊断对象, 单用一方面信

收稿日期: 2003-04-13; 修订日期: 2003-07-03

基金项目: 南京航空航天大学人才基金资助项目(S0293-071); 南京航空航天大学民航科研基金资助项目(Y0202-MH)

作者简介: 陈果(1972-), 男, 四川武胜人, 南京航空航天大学民航学院副教授, 主要从事油样分析技术, 磨损故障诊断, 数据融合, 图像处理与模式识别, 信号分析与处理等研究。

息来反映其状态行为都是不完整的,只有从多方面获得关于同一对象的多维信息,并加以综合利用,才能对机器进行更可靠、更准确的监测与诊断。因此本文将建立多种分析方法的基于知识的专家系统,对同一油样分别进行诊断,以期实现磨损故障的全面准确地诊断。

1 基于知识的专家系统

基于知识的专家系统^[2]一般由知识库、推理机、人机接口、知识获取子系统、解释子系统、全局数据库组成。其工作原理为:在知识库创建和维护阶段,知识获取子系统在领域专家和知识工程师(在知识自动获取的情况下,可以脱离他们,然而到目前为止,专家系统的知识自动获取能力是很弱的)的指导下,将专家知识、诊断对象的结构知识等存放于知识库中或对知识库进行维护(增加、删除和修改);在诊断阶段,用户通过过程的需要,把知识库的征兆信息传送给推理机,推理机根据诊断过程的需要,对知识库中的各条知识及全局数据库中的各项事实进行搜索或继续向用户索要征兆信息,最后,诊断结果也通过人机接口返回给用户;如需要,解释子系统可调用知识库中的知识和全局数据库中的事实对诊断结果和诊断过程中用户提出的问题作出合理的解释。

其特点为:(1)启发性——领域专家的专业知识无严谨的理论依据,难于保证其普遍正确;(2)透明性——能向用户解释其推理过程,还能回答用户提出的一些关于它自身的问题;(3)灵活性——知识库知识的修改、补充是专家系统的瓶颈。

基于知识的专家系统的优点是应用广泛,技术成熟。其主要缺点是知识获取的瓶颈问题,知识库是核心,其知识的多少与知识水平的高低直接关系到诊断的准确性。下面将以某型军用发动机为例,首先建立各种诊断方法的知识库。

2 发动机磨损故障的各种诊断方法的知识库

2.1 磨损故障诊断的征兆信息源

发动机磨损故障诊断主要针对其关键运动部件(齿轮、轴承及密封件)的磨损故障诊断。信息源限定主要来源于铁谱分析、光谱分析及发动机试车台监测数据三种。其原始数据分别为:

(1)铁谱数据:正常滑动磨粒百分比;球状磨

粒百分比;层状磨粒百分比;切削磨粒百分比;严重滑动磨粒百分比;疲劳剥块百分比;红色氧化物磨粒百分比;黑色氧化物磨粒百分比。

(2)光谱数据:根据发动机油路部件摩擦副(齿轮、轴承等)的材质成分分析,选取如下9种元素的含量作为原始数据:即Fe元素浓度;Cr元素浓度;Ni元素浓度;Mo元素浓度;Cu元素浓度;V元素浓度;Zn元素浓度;Al元素浓度;Ti元素浓度。

(3)试车台监测数据:滑油箱内压强;滑油增压泵出口压强;后腔滑油温度;滑油消耗率。

2.2 各种诊断方法的诊断知识规则

在基于规则的诊断专家系统中,包括铁谱诊断专家系统、光谱诊断专家系统及试车台数据诊断专家系统。其中“知识库”和“标准库”是核心。知识库中的知识表示方法采用应用最为广泛的IF-THEN产生式规则法。

2.2.1 铁谱诊断知识规则

由于铁谱诊断知识通常基于分析人员的经验^[3],因此需要将这些经验性的知识转化为规则存入数据库以形成知识库。通过研究,总结出如下知识规则:

- R1: if 各类磨粒均少量, then 系统正常(置信度: 1.0);
- R2: if 球状磨粒大量, then 滚动轴承疲劳(置信度: 0.5);
- R3: if 层状磨粒大量, then 滚动轴承疲劳(置信度: 0.6);
- R4: if 疲劳剥块大量, then 滚动轴承疲劳(置信度: 0.8);
- R5: if 球状磨粒大量 and 层状磨粒大量, then 滚动轴承疲劳(置信度: 0.7);
- R6: if 球状磨粒大量 and 疲劳剥块大量, then 滚动轴承疲劳(置信度: 0.85);
- R7: if 层状磨粒大量 and 疲劳剥块大量, then 滚动轴承疲劳(置信度: 0.9);
- R8: if 球状磨粒大量 and 层状磨粒大量 and 疲劳剥块大量, then 滚动轴承疲劳(置信度: 0.95);
- R9: if 疲劳剥块大量, then 齿轮过载疲劳(置信度: 0.8);
- R10: if 严重滑动磨粒大量 then 齿轮胶合(置信度: 0.8);
- R11: if 严重滑动磨粒大量 and 切削磨粒大量,