

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: TH 165.3

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
ICr18Ni9Ti (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, email: 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

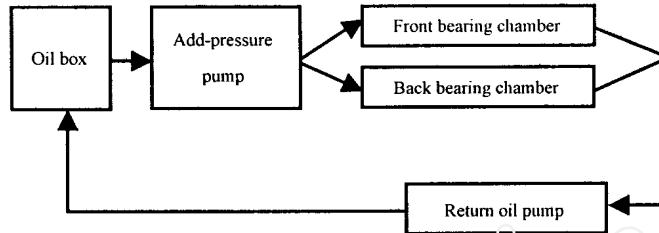


Fig 1 Diagram for oil route of a military engine

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

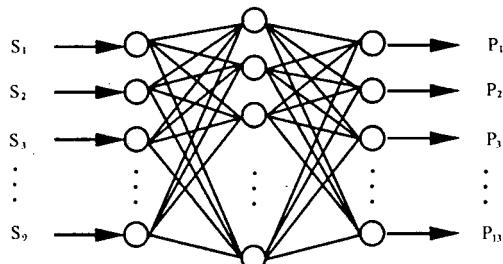


Fig 2 BP net structure for parts diagnosis based on spectrometric oil analysis

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:

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

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

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

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:

$$\frac{\partial E}{\partial V_i^k} = \frac{1}{l} \cdot \frac{\partial E}{\partial U_{i+1}^{k+1}} \cdot \frac{\partial U_{i+1}^{k+1}}{\partial V_i^k} = \frac{1}{l} W_{li} \cdot d_{i+1}^{k+1},$$

$$d_i^k = V_i^k (1 - V_i^k) \cdot \frac{1}{l} W_{li} d_{i+1}^{k+1}.$$

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

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

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:

$$S_i = \frac{S_i - S_{\min}}{S_{\max} - S_{\min}}. \quad (6)$$

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/%	Mn/%	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 ₆ (believability: 0.78),	P ₂ (believability: 0.23), P ₈ (believability: 0.78),	P ₃ (believability: 0.23), P ₁₀ (believability: 0.78),	P ₄ (believability: 0.78) P ₁₂ (believability: 0.78)
Test sample 7	P ₁ (believability: 0.50), P ₆ (believability: 0.48),	P ₂ (believability: 0.50), P ₈ (believability: 0.48),	P ₃ (believability: 0.50), P ₁₀ (believability: 0.48),	P ₄ (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 SD49 diesel through oil analysis(通过滑油分析检测 SD49 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 tribo system s 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, email: cgzyx@263.net