

基于神经网络的多种油样分析技术融合诊断

陈 果, 左洪福, 杨 新

(南京航空航天大学 民航学院, 江苏 南京 210016)

摘要: 针对 4 种最常用的油样分析技术(铁谱、光谱、颗粒计数及理化指标分析)的信息融合问题, 依据基于规则的专家系统方法, 建立了各油样分析技术的子专家诊断系统; 依据专家经验建立各子专家系统的诊断结果与故障论域中各故障模式的关系, 得到了用于神经网络学习的训练样本。在此基础上, 通过对神经网络进行训练, 并将待分析油样的各子专家系统诊断结论输入训练成功的网络, 即得到融合诊断结果。实例分析表明所建立的分析方法便捷有效。

关键词: 油样分析; 故障诊断; 数据融合; 神经网络; 专家系统

中图分类号: TH165.3

文献标识码: A

文章编号: 1004-0595(2003)05-0431-05

目前, 油样分析方法已成为机械磨损故障诊断的主要技术。各种油样分析方法各有所长, 但单一油样分析技术的诊断准确率不够高。如果能够综合各种油样分析技术的优势, 通过相互补充和相互验证, 全面利用油样分析信息, 必将大大提高故障诊断准确率, 这正是信息融合的精髓所在^[1]。文献报道, 综合诊断方法的诊断准确率可达 70% 以上^[2]。谢友柏等^[3,4]针对多种油样分析方法的融合诊断进行了研究。本文旨在综合油样分析专家经验的同时, 通过建立 BP 神经网络的拓扑结构和训练样本, 利用训练好的神经网络最终实现油样分析的融合诊断, 以便对机器磨损故障进行更为有效的识别。

1 基于规则和基于神经网络的专家系统

专家系统 ES (Expert System)^[5] 是 20 世纪 60 年代初产生的一门新兴学科, 目前已发展成为人工智能 (AI) 技术领域最活跃、最成功的分支之一。通常可以将故障诊断专家系统划分为基于知识的传统故障诊断专家系统和基于神经网络 (NN) 的故障诊断专家系统。

传统专家系统可以较为便捷直观地解释机制和表示领域专家经验知识; 而神经网络专家系统克服了传统专家系统知识获取困难的致命弱点, 具有知识容量大、处理问题范围广、推理速度快、学习能力强等优势。因此, 传统专家系统与神经网络专家系统在多方面互为补充, 为二者的结合奠定了基础。

由于油样分析技术主要基于分析人员的经验来实现故障诊断, 因此本文采用传统专家系统来实现各子诊断系统的诊断, 然后用基于神经网络的专家系统来实现多种诊断结果的融合诊断。其诊断流程如图 1。

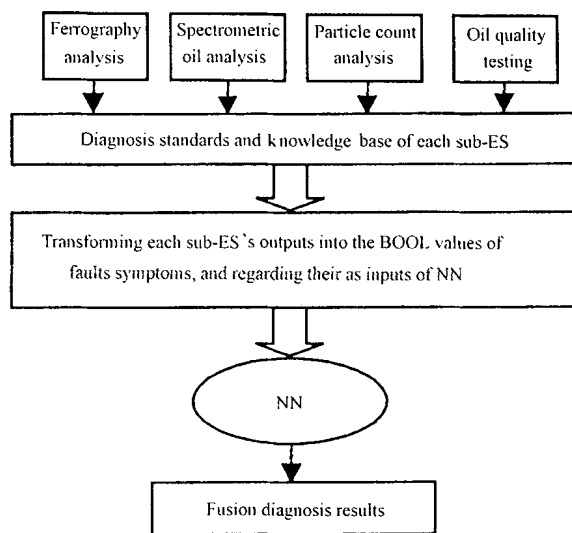


Fig 1 The procedure of NN fusion diagnosis of oil analysis

图 1 油样分析的神经网络融合诊断流程

所示。这样就在保留传统专家系统知识表示直观和解释性强等优点的同时, 发挥神经网络专家系统的学习功能和实现不精确推理的功能。

2 基于规则的油样分析子专家系统

传统基于规则知识的专家系统主要由知识库、推

基金项目: 南京航空航天大学民航科研基金资助项目 (Y0202MH)。

收稿日期: 2002-11-20; 修回日期: 2003-02-25/联系人陈果, e-mail: cgzyx@263.net

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

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^[5],其中知识库是专家系统的核心。各油样分析子专家系统的知识规则主要立足于铁谱诊断、光谱诊断、颗粒计数诊断、理化分析诊断等。

铁谱诊断知识通常基于分析人员的经验,因此必须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。我们参考文献[6]总结了若干铁谱诊断知识规则。其中,各类磨粒含量是否正常根据其百分比是否超过给定的阈值来确定,而阈值标准应该针对具体机器并通过大量实验获取。

光谱诊断通常是依据检测出的金属类型及其浓度,并依据其是否超过磨损界限值来判别含该类金属的摩擦副是否发生严重磨损。由于合适的磨损界限值因机器摩擦副结构及类型而变,并且需要通过大量的实验来加以确定,通常存在较大难度。

颗粒计数诊断的依据是国际标准NAS1638,根据该标准不难得到其知识库。就最终诊断结果而言,必须根据油样需要达到的污染度等级来确定其污染度是否超标。

理化分析诊断通常采用仪器检测出油样的运动粘度、冷凝点、闪点、酸值、杂质含量、水分含量等理化指标,然后根据其是否超过规定阈值来确定理化指标是否超标。

3 油样分析的神经网络融合诊断

3.1 融合诊断 BP 网络的拓扑结构

在故障诊断和模式识别领域,目前应用最多也最有成效的人工神经网络是前向多层神经网络^[5]。本文针对某型号军用发动机相应的铁谱、光谱、颗粒计数及理化分析子专家系统诊断结论可以总结为:滚动轴承初期疲劳 S_1 ; 滚动轴承疲劳裂纹发展 S_2 ; 滚动轴承疲劳剥落 S_3 ; 齿轮过载疲劳 S_4 ; 齿轮胶合或擦伤 S_5 ; 轴承严重磨损 S_6 ; 齿轮严重磨损 S_7 ; 污染度超标 S_8 ; 理化指标超标 S_9 。

该型号军用发动机磨损故障类型通常可以分为:

系统正常 F_1 ; 滚动轴承磨损失效 F_2 ; 滚动轴承疲劳失效 F_3 ; 齿轮过载疲劳 F_4 ; 齿轮胶合或擦伤 F_5 。

3.2 融合诊断 BP 网络的训练样本生成

要实现 BP 网络的融合诊断,首先需要建立反映各征兆与各故障模式的训练样本。由于油样分析通常基于专家的经验知识,可按分析结果是否超标来对机械故障进行评判。换言之,可以通过布尔变量(0 或 1)来实现征兆与故障之间的关联。通过专家经验分析可

以得到表 1 列出的训练样本。将训练样本整理后,构建前向神经网络结构(隐含层节点根据经验取为 30),利用 Matlab 对网络进行训练,假设最大训练次数为 1 000,期望网络误差平方和小于 0.001。结果发现,经 10 步训练后,网络的误差平方和达到了 0.000 797,满足训练要求。

4 算例

为了验证本文融合诊断方法的有效性,以前面提及的某军用发动机为例列举算例,就“齿轮胶合或擦伤”故障模式的诊断进行分析。表 2 列出了针对某油样的铁谱、光谱、颗粒计数和理化分析诊断结果。

根据表(1 和 2),相应于表 2 中示例 1、2、3、4 和 5 的神经网络输入向量分别为:

$$\begin{aligned} \bar{S}_{11} &= \{S_1, S_2, S_3, S_4, S_5, S_6, S_7, S_8, S_9\} \\ &= \{0, 0, 0, 0, 1, 0, 1, 1, 1\} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \bar{S}_{12} &= \{S_1, S_2, S_3, S_4, S_5, S_6, S_7, S_8, S_9\} \\ &= \{0, 0, 0, 0, 1, 0, 1, 1, 0\} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \bar{S}_{13} &= \{S_1, S_2, S_3, S_4, S_5, S_6, S_7, S_8, S_9\} \\ &= \{0, 0, 0, 0, 1, 0, 1, 0, 0\} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \bar{S}_{14} &= \{S_1, S_2, S_3, S_4, S_5, S_6, S_7, S_8, S_9\} \\ &= \{0, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 0\} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \bar{S}_{15} &= \{S_1, S_2, S_3, S_4, S_5, S_6, S_7, S_8, S_9\} \\ &= \{0, 0, 0, 0, 1, 1, 0, 0, 0\} \end{aligned}$$

表 3 列出了上述示例的融合诊断结果。从表 3 中加下划线的数字可以看出,当多种油样分析技术得到的诊断结论相互支持时,融合诊断的结果可信度达到最大(如情形 1);随着相互支持的减弱,融合诊断结果的可信度逐渐降低(如情形 1、2、3、4);当多种分析技术的诊断结果出现矛盾时,融合诊断结果比单一方法诊断结果小(对比情形 4 和情形 5)。因此,本文提出的多种油样分析技术的神经网络融合诊断方法的诊断结果同实际情况更加吻合。此外,由于神经网络具有强大的自学习能力,随着知识的不断积累,可望不断提高融合诊断结果的准确性。

5 结论

a 针对铁谱、光谱、颗粒计数、理化分析 4 种油样分析方法,建立了基于规则的专家系统,并将其诊断结果转换成征兆论域,组成融合诊断神经网络的输入向量。

b 依据具体机械设备的故障特点和领域专家

表 1 油样融合诊断 BP 网络的训练样本
Table 1 The training samples of BP-NN of oil fusion diagnosis

The Probability of each fault	S 1	S 2	S 3	S 4	S 5	S 6	S 7	S 8	S 9
$F_1(1.0), F_2(0.0), F_3(0.0), F_4(0.0), F_5(0.0)$	0	0	0	0	0	0	0	0	0
$F_1(0.0), F_2(1.0), F_3(0.3), F_4(0.0), F_5(0.2)$	0	0	0	0	0	1	0	1	1
$F_1(0.0), F_2(0.6), F_3(0.2), F_4(0.2), F_5(0.6)$	0	0	0	0	0	1	1	1	1
$F_1(0.0), F_2(0.8), F_3(0.2), F_4(0.0), F_5(0.1)$	0	0	0	0	0	1	0	0	1
$F_1(0.0), F_2(0.6), F_3(0.1), F_4(0.2), F_5(0.5)$	0	0	0	0	0	1	1	0	1
$F_1(0.0), F_2(0.9), F_3(0.3), F_4(0.0), F_5(0.2)$	0	0	0	0	0	1	0	1	0
$F_1(0.0), F_2(0.5), F_3(0.2), F_4(0.2), F_5(0.5)$	0	0	0	0	0	1	1	1	0
$F_1(0.0), F_2(0.6), F_3(0.4), F_4(0.0), F_5(0.0)$	0	0	0	0	0	1	0	0	0
$F_1(0.0), F_2(0.4), F_3(0.2), F_4(0.2), F_5(0.4)$	0	0	0	0	0	1	1	0	0
$F_1(0.0), F_2(0.3), F_3(0.0), F_4(0.0), F_5(0.3)$	0	0	0	0	0	0	0	1	1
$F_1(0.0), F_2(0.2), F_3(0.0), F_4(0.0), F_5(0.2)$	0	0	0	0	0	0	0	1	0
$F_1(0.0), F_2(0.1), F_3(0.0), F_4(0.0), F_5(0.1)$	0	0	0	0	0	0	0	0	1
$F_1(0.0), F_2(0.4), F_3(1.0), F_4(0.0), F_5(0.0)$	0	0	1	0	0	1	0	0	0
$F_1(0.0), F_2(0.3), F_3(0.9), F_4(0.2), F_5(0.3)$	0	0	1	0	0	1	1	0	0
$F_1(0.0), F_2(0.0), F_3(0.8), F_4(0.0), F_5(0.0)$	0	0	1	0	0	0	0	0	0
$F_1(0.0), F_2(0.0), F_3(0.7), F_4(0.2), F_5(0.3)$	0	0	1	0	0	0	1	0	0
$F_1(0.0), F_2(0.4), F_3(0.6), F_4(0.0), F_5(0.0)$	0	1	0	0	0	1	0	0	0
$F_1(0.0), F_2(0.3), F_3(0.5), F_4(0.2), F_5(0.3)$	0	1	0	0	0	1	1	0	0
$F_1(0.0), F_2(0.0), F_3(0.4), F_4(0.0), F_5(0.0)$	0	1	0	0	0	0	0	0	0
$F_1(0.0), F_2(0.0), F_3(0.3), F_4(0.2), F_5(0.3)$	0	1	0	0	0	0	1	0	0
$F_1(0.0), F_2(0.4), F_3(0.4), F_4(0.0), F_5(0.0)$	1	0	0	0	0	1	0	0	0
$F_1(0.0), F_2(0.4), F_3(0.3), F_4(0.2), F_5(0.3)$	1	0	0	0	0	1	1	0	0
$F_1(0.0), F_2(0.0), F_3(0.3), F_4(0.0), F_5(0.0)$	1	0	0	0	0	0	0	0	0
$F_1(0.0), F_2(0.0), F_3(0.2), F_4(0.2), F_5(0.3)$	1	0	0	0	0	0	1	0	0
$F_1(0.0), F_2(0.0), F_3(0.0), F_4(1.0), F_5(0.3)$	0	0	0	1	0	0	1	0	0
$F_1(0.0), F_2(0.3), F_3(0.2), F_4(0.8), F_5(0.2)$	0	0	0	1	0	1	1	0	0
$F_1(0.0), F_2(0.0), F_3(1.0), F_4(0.6), F_5(0.0)$	0	0	0	1	0	0	0	0	0
$F_1(0.0), F_2(0.3), F_3(0.2), F_4(0.4), F_5(0.0)$	0	0	0	1	0	1	0	0	0
$F_1(0.0), F_2(0.0), F_3(0.0), F_4(0.4), F_5(0.6)$	0	0	0	0	0	0	1	0	0
$F_1(0.0), F_2(0.3), F_3(0.2), F_4(0.2), F_5(0.3)$	0	0	0	0	0	1	1	0	0
$F_1(0.0), F_2(0.1), F_3(0.0), F_4(0.4), F_5(1.0)$	0	0	0	0	1	0	1	1	1
$F_1(0.0), F_2(0.2), F_3(0.2), F_4(0.3), F_5(0.8)$	0	0	0	0	1	1	1	1	1
$F_1(0.0), F_2(0.2), F_3(0.0), F_4(0.2), F_5(0.95)$	0	0	0	0	1	0	1	1	0
$F_1(0.0), F_2(0.3), F_3(0.2), F_4(0.1), F_5(0.75)$	0	0	0	0	1	1	1	1	0
$F_1(0.0), F_2(0.1), F_3(0.0), F_4(0.3), F_5(0.85)$	0	0	0	0	1	0	1	0	1
$F_1(0.0), F_2(0.3), F_3(0.2), F_4(0.2), F_5(0.65)$	0	0	0	0	1	1	1	0	1
$F_1(0.0), F_2(0.0), F_3(0.0), F_4(0.3), F_5(0.8)$	0	0	0	0	1	0	1	0	0
$F_1(0.0), F_2(0.3), F_3(0.2), F_4(0.2), F_5(0.6)$	0	0	0	0	1	1	1	0	0
$F_1(0.0), F_2(0.1), F_3(0.0), F_4(0.0), F_5(0.8)$	0	0	0	0	1	0	0	1	1
$F_1(0.0), F_2(0.2), F_3(0.2), F_4(0.0), F_5(0.5)$	0	0	0	0	1	1	0	1	1
$F_1(0.0), F_2(0.1), F_3(0.0), F_4(0.0), F_5(0.75)$	0	0	0	0	1	0	0	1	0
$F_1(0.0), F_2(0.3), F_3(0.2), F_4(0.0), F_5(0.6)$	0	0	0	0	1	1	0	1	0
$F_1(0.0), F_2(0.0), F_3(0.0), F_4(0.0), F_5(0.65)$	0	0	0	0	1	0	0	0	1
$F_1(0.0), F_2(0.2), F_3(0.3), F_4(0.1), F_5(0.5)$	0	0	0	0	1	1	0	0	1
$F_1(0.0), F_2(0.0), F_3(0.0), F_4(0.0), F_5(0.6)$	0	0	0	0	1	0	0	0	0
$F_1(0.0), F_2(0.4), F_3(0.2), F_4(0.0), F_5(0.4)$	0	0	0	0	1	1	0	0	0
$F_1(0.0), F_2(0.3), F_3(0.0), F_4(0.2), F_5(0.6)$	0	0	0	0	0	0	1	1	1
$F_1(0.0), F_2(0.2), F_3(0.0), F_4(0.2), F_5(0.55)$	0	0	0	0	0	0	1	1	0
$F_1(0.0), F_2(0.0), F_3(0.0), F_4(0.2), F_5(0.5)$	0	0	0	0	0	0	1	0	1
$F_1(0.0), F_2(0.0), F_3(0.0), F_4(0.2), F_5(0.4)$	0	0	0	0	0	0	1	0	0

表 2 基于 4 种油样分析方法的油样诊断结果
Table 2 Diagnosis results of an oil sample based on four oil analysis methods

	FA	SOA	PCA	OQT
Case 1	Gear scratch	Gear serious wear	Exceeding standard	Exceeding standard
Case 2	Gear scratch	Gear serious wear	Exceeding standard	Not exceeding standard
Case 3	Gear scratch	Gear serious wear	Not exceeding standard	Not exceeding standard
Case 4	Gear scratch	Gear remains well	Not exceeding standard	Not exceeding standard
Case 5	Gear scratch	Bearing serious wear	Not exceeding standard	Not exceeding standard

表 3 关于“齿轮胶合或擦伤”故障的神经网络融合诊断结果

Table 3 The results of NN fusion diagnosis about “Gear gluing and scratching” fault

	“System normal” F_1	“Bearing Wearing” F_2	“Bearing fatigue” F_3	“Gear over-loading fatigue” F_4	“Gear gluing and scratching” F_5
\bar{S}_{11}	0.0000	0.0977	0.0020	0.3987	<u>0.9730</u>
\bar{S}_{12}	0.0001	0.1956	0.0008	0.1984	<u>0.9514</u>
\bar{S}_{13}	0.0014	0.0097	0.0069	0.2996	<u>0.7954</u>
\bar{S}_{14}	0.0042	0.0020	0.0039	0.0018	<u>0.6091</u>
\bar{S}_{15}	0.0000	0.4024	0.1956	0.0015	<u>0.4024</u>

经验建立神经网络的训练样本,进而利用训练样本对网络进行训练,对训练好的网络进行多种油样分析技术的融合诊断,可以有效地提高诊断结果的准确性

c 针对某应用实例的诊断结果表明,基于神经网络的融合诊断方法适用于油样的快速准确监测

参考文献:

- [1] Kai G. Architecture and design of a diagnostic information fusion system. *Artificial Intelligence for Engineering Design, Analysis and Manufacturing*[J], 2001, 15: 335-338
- [2] 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
- [3] Zhao F (赵方), Xie Y B (谢友柏), Bail Z Y (柏子游).

Characteristics and Information Fusion of Multi-Technique Integration for Oil Analysis (油液分析多技术集成的特征与信息融合)[J]. *Tribology (摩擦学学报)*, 1998, 18(1): 45-52

- [4] Yan X P (严新平), Xie Y B (谢友柏), Xiao H L (萧汉梁). Research on Data Fusion for Diagnosing Types of Tribological Failures by Damper-Shafer (摩擦学故障种类诊断的D-S信息融合研究)[J]. *Tribology (摩擦学学报)*, 1999, 19(2): 145-150
- [5] 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
- [6] Anderson D P (安德森 D P). Wear Atlas (磨粒图谱). Jin Y S (金元生), Yang Q M (杨其明). Translation (译)[M]. Beijing (北京): Machinery Industry Press (机械工业出版社). 1987, 1-14

Neural-Network-Based Fusion Diagnosis Using Various Oil Analysis Techniques

CHEN Guo, ZUO Hong-fu, YANG Xin

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

Abstract: With a view to the data fusion of four oil analysis techniques, i.e., ferrographic analysis, spectrometric analysis, particle counting analysis, and oil quality testing, the sub-expert system for each oil analysis technique was established in connection with the expert system (ES) methods based on knowledge rules. The relationship between each sub-ES diagnosis result and the final fault pattern was established according to expert experiences, and the trained samples were obtained and used in the neural network learning. Thus the fusion diagnosis results were obtained by successful training of the neural network and inputting of each sub-ES diagnosis result into the neural network. The analysis of a typical oil sample indicated that the neural-network-based fusion diagnosis method was applicable to the analysis of oil samples and hence to the fault pattern identification with good feasibility and convenience.

Key words: oil analysis; fault diagnosis; data fusion; neural network; expert system

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