

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: TH 165.3 **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 (NN) 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 (NN)

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, Email: 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。

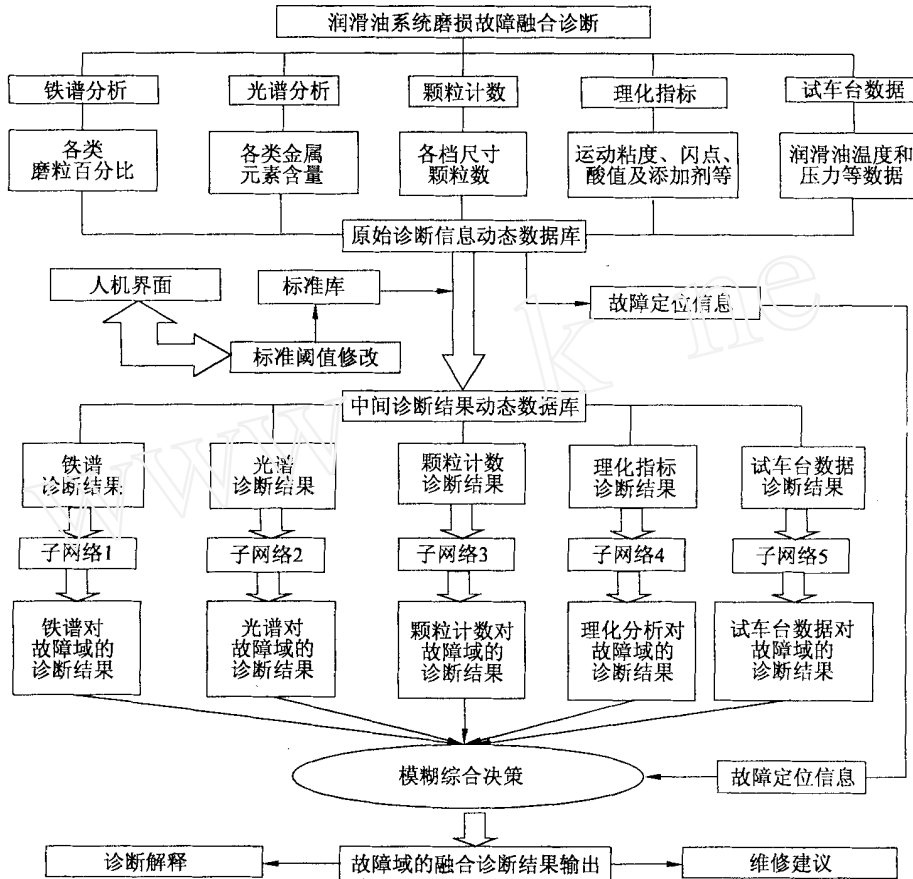


图1 发动机磨损故障的集成神经网络融合诊断系统图

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: 球状磨粒量大 (S_{F1}); 层状磨粒量大 (S_{F2}); 疲劳磨粒量大

(S_{F3}); 切削磨粒量大 (S_{F4}); 严重滑动磨粒量大 (S_{F5}); 红色氧化物磨粒量大 (S_{F6}); 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 Fe 元素浓度超标 (S_{S1}); Cr 元素浓度超标 (S_{S2}); Ni 元素浓度超标 (S_{S3}); Mo 元素浓度超标 (S_{S4}); V 元素浓度超标 (S_{S5}); Cu 元素浓度超标 (S_{S6}); Zn 元素浓度超标 (S_{S7}); Al 元素浓度超标 (S_{S8}); Ti 元素浓度超标 (S_{S9})。

颗粒计数仪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: 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: 运动粘度超标(S_{P1}); 杂质含量超标(S_{P2}); 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: 润滑油消耗率大(S_{T1}); 润滑油箱内压强高(S_{T2}); 润滑油增压泵出口压强低(S_{T3}); 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: 系统正常(F_1); 轴承磨损失效(F_2); 轴承疲劳失效(F_3); 齿轮疲劳过载(F_4); 齿轮胶合或擦伤(F_5); 润滑油污染度超标(F_6); 润滑油理化分析超标(F_7); 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。

$$C = \begin{matrix} \begin{bmatrix} 0.2 & 0.2 & 0.2 & 0.2 & 0.2 \\ 0.2 & 0.5 & 0.1 & 0.1 & 0.1 \\ 0.5 & 0.3 & 0.1 & 0.1 & 0 \\ 0.6 & 0.2 & 0.1 & 0.1 & 0 \\ 0.3 & 0.1 & 0.2 & 0.2 & 0.2 \\ 0.2 & 0.0 & 0.8 & 0.0 & 0 \\ 0.3 & 0 & 0 & 0.7 & 0 \\ 0.2 & 0 & 0 & 0 & 0.8 \end{bmatrix} & \begin{matrix} F_1 \\ F_2 \\ F_3 \\ F_4 \\ F_5 \\ F_6 \\ F_7 \\ F_8 \end{matrix} \\ \begin{matrix} \text{铁} & \text{光} & \text{颗} & \text{理} & \text{试} \\ \text{谱} & \text{谱} & \text{粒} & \text{化} & \text{车} \\ & & \text{计} & \text{分} & \\ & & \text{数} & \text{析} & \\ & & & \text{台} & \end{matrix} \end{matrix}$$

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：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；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)。

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.