

文章编号:1004-9037(2012)02-0236-05

# 信息融合在飞行器智能健康诊断中的应用

崔建国<sup>1</sup> 张 杰<sup>1</sup> 陈希成<sup>2</sup> 吕 瑞<sup>2</sup> 蒋丽英<sup>1</sup>

(1. 沈阳航空航天大学自动化学院, 沈阳, 110136; 2. 沈阳飞机设计研究所, 沈阳, 110135)

**摘要:**提出了一种基于经验模态分析(Empirical mode decomposition, EMD)和D-S证据相结合的飞行器健康诊断方法。该方法首先对由声发射传感器募集到的飞行器关键结构部件原始声发射信号进行EMD,得到多个内禀模态分量,选取内禀模态能量构建声发射信号的特征向量,并分别采用模糊神经网络、GRNN网络和Elman神经网络对提取出的特征向量进行分类,最后运用D-S证据理论进行决策融合,对飞行器的健康状态进行诊断。实验表明,运用此方法对某型号真实飞行器关键结构部件的健康状态进行诊断,可以得到很好放入诊断结果。与单分类器相比,采用D-S证据理论进行决策融合有效地提高了故障诊断的精度。

**关键词:**D-S证据理论;信息融合;健康诊断

**中图分类号:**TP206      **文献标识码:**A

## Application of Information Fusion in Aircraft Intelligent Health Diagnosis

Cui Jianguo<sup>1</sup>, Zhang Jie<sup>1</sup>, Chen Xicheng<sup>2</sup>, Lü Rui<sup>2</sup>, Jiang Liying<sup>1</sup>

(1. School of Automatization, Shenyang Aerospace University, Shenyang, 110136, China;

2. Shenyang Aeroplane Design & Research Institute, Shenyang, 110135, China)

**Abstract:** To effectively diagnose aircraft health states, a new method based on empirical mode decomposition (EMD) and Dempster-Shafer (D-S) evidence theory is proposed. Original acoustic emission (AE) signals of aircraft structural components (stabilizer) are firstly decomposed into several intrinsic mode functions (IMFs) using EMD. The IMFs are used to construct the feature vectors of AE signal. Then, the fuzzy neural network, generalized regression neural network (GRNN) and Elman neural network are adopted to classify these vectors, respectively. Finally, D-S evidence theory is used for decision fusion to determine the aircraft health states. Compared with methods using single classifier, the effectiveness of the proposed method is demonstrated by experimental tests on certain type of aircraft with higher health diagnosis accuracy.

**Key words:** D-S evidence theory; information fusion; health diagnosis

## 引 言

采用声发射技术对飞行器结构的健康状态进行有效监测是目前国际上无损检测的主要方法之一,已在欧美一些发达国家成功应用于航空航天等领域<sup>[1]</sup>。在受干扰的背景下利用声发射技术对飞行器进行检测时,飞行器结构裂纹所发出的声发射信号是非线性、非平稳的,对于此种类型的信号寻找最

佳的处理技术一直是信号处理及检测的主要难题之一。经验模态分解基于信号的局部特征时间尺度,能把非平稳信号函数分解为有限个数的固有模态函数之和,并且自适应划分信号频带,非常适合非线性和非平稳的声发射信号。目前,该方法已广泛应用于旋转机械故障诊断中,但在飞行器故障诊断方面的应用比较少,具有一定的研究价值。将经验模态分解与D-S证据理论相结合应用于飞行器故障诊断中,为飞行器故障诊断提供了一种新思路。

基金项目:航空科学基金(2010ZD54012)资助项目;国防基础科研计划(A0520110023)资助项目;辽宁省教育厅科研基金(2008544)资助项目。

收稿日期:2011-03-22;修订日期:2011-05-09

在健康诊断系统中,由于诊断对象的不确定性、系统噪声以及测量误差,所提供的信息一般是不完整、不精确和模糊的,所以诊断中存在大量的不确定性。D-S 证据理论成功的将自然界中的不确定性状态引入模型,并且不需要任何有关这些状态的条件假设,特别适合于解决一些复杂的分类问题。将证据理论应用于故障诊断领域,可提高故障诊断的准确率<sup>[2-3]</sup>。针对飞行器关键结构部件由于疲劳裂纹产生的声发射信号所具有的非线性与非平稳特征,以及其在健康诊断中的不确定性,本文将 EMD 方法应用到飞行器的健康诊断中,利用 EMD 方法对信号进行分解,得到若干个内禀模态函数(Intrinsic mode function, IMF),计算各个 IMF 分量的能量,各个频带能量的变化表征了飞行器关键部件的健康情况。因此可选用内禀模态能量创建特征向量,并结合 D-S 证据理论进行决策融合,通过算例分析,表明该方法可以提高飞行器关键结构部件健康诊断的精度和可靠性。

## 1 基于 EMD 分解的特征向量空间

经验模态分析(Empirical mode decomposition, EMD)方法被认为是对傅里叶变换为基础的线性和稳态谱分析的一个重大突破<sup>[4]</sup>。它基于信号的局部特征时间尺度,把复杂信号分解为有限的固有模态函数之和,分解出的各个 IMF 分量突出了数据的局部特征,对其进行分析可以准确有效地把握原始数据的特征信息。它从根本上摆脱了傅里叶变换的局限性,非常适用于非平稳、非线性过程。

经验模态分解算法包括以下几个步骤<sup>[5]</sup>:

(1) 找出  $x(t)$  的全部极大值点和极小值点,用三次样条函数分别对其拟合为原数据序列的上和下包络线;上下包络线的均值为平均包络线  $m_1$ ;将原数据序列减去  $m_1$  可得到一个去掉低频的新数据序列  $h_1$ ,即

$$h_1 = x(t) - m_1 \quad (1)$$

(2) 如果  $h_1$  不满足 IMF 的条件,重复上述过程。如  $h_1$  的平均包络线为  $m_{11}$ ,则可得到  $h_{11}$ ,如下

$$h_{11} = h_1 - m_{11} \quad (2)$$

重复上述过程,使所得到的平均包络趋向零,这样得到第一个固有模态函数分量  $c_1$ ,它表示信号数据序列中最高频的成分。

(3) 用  $x(t)$  减去  $c_1$ ,得到一个去掉高频成分的新数据序列  $r_1$ ;对  $r_1$  再进行步骤(1,2)中的分解得到第 2 个固有模态函数分量  $c_2$ ;如此重复直到最后

一个数据序列  $r_n$  变为一个单调函数不可再分,此时  $r_n$  代表数据序列  $x(t)$  的趋势或均值。上述过程可表示为

$$\left. \begin{aligned} r_1 &= x(t) - c_1 \\ r_2 &= r_1 - c_2 \\ &\vdots \\ r_n &= r_{n-1} - c_n \end{aligned} \right\} \quad (3)$$

由式(3)可得

$$x(t) = \sum_{i=1}^n c_i + r_n \quad (4)$$

因此可以将任意信号分解成为  $n$  个 IMF 分量和一个剩余分量  $r_n$  之和,其中分解出的  $n$  个分量  $c_i$  分别包含信号从高频到低频的不同频率段成分,而剩余分量  $r_n$  是原始信号的中心趋势。

通常前几个 IMF 分量集中了原始信号中主要的信息,从这个角度来说,可以把 EMD 方法看成一种新的主成分分析法。图 1 为飞机疲劳试验中第 A 次加载的声发射信号。图 2 为第 A 次加载声发射信号的 EMD 分解图,共有 10 个分量,此处给出前 5 个。从图 2 中可以看出,EMD 分解结果的前几个 IMF 分量包含了原始信号的主要信息。经过 EMD 分解后的各个 IMF 分别代表了一组特征尺度下的平稳信号,各频带能量的变化就表征了飞机的健康状态,因此本文采用内禀模态能量作为健康状态的特征向量。对飞机水平尾翼声发射信号进行 EMD 分解,选取包含主要信息的前  $k$  个 IMF 分量。

求各 IMF 分量的总能量

$$E_i = \int_{-\infty}^{+\infty} |c_i(t)|^2 dt \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (5)$$

以能量为元素构造一个特征向量  $T$

$$T = [E_1 \ E_2 \ \dots \ E_n] \quad (6)$$

为了便于后续处理对  $T$  进行归一化处理,令

$$E = \left( \sum_{i=1}^n |E_i|^2 \right)^{1/2} \quad (7)$$

则有

$$S = [E_1/E \ E_2/E \ \dots \ E_k/E] \quad (8)$$

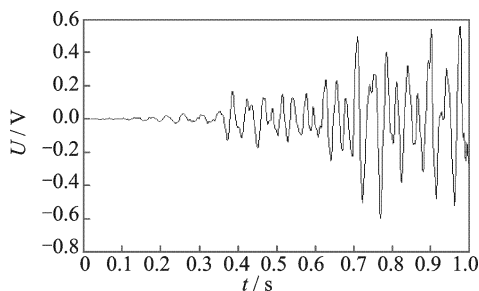


图 1 原始声发射信号

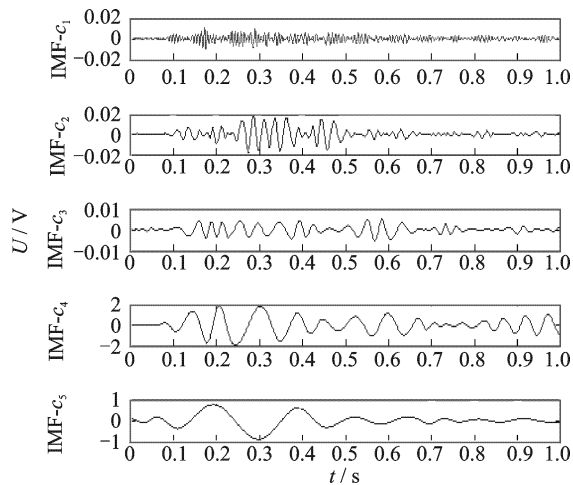


图2 声发射信号的EMD分解结果

## 2 基于神经网络的单分类器故障诊断

本文采用模糊神经网络、广义回归神经网络(Generalized regression neural network, GRNN)神经网络及Elman神经网络对EMD分解得到特征向量进行健康诊断,以得到初步诊断结果。

(1) 模糊神经网络采用自适应模糊推理系统(Adaptive neural-network-based fuzzy inference system, ANFIS), ANFIS是1993年提出的,它融合了神经网络的学习机制和模糊系统的语言推理能力等优点,弥补各自不足,属于神经模糊系统的一种<sup>[6]</sup>。

采用Matlab工具箱中ANFIS函数构建模糊推理系统(Fuzzy inference system, FIS)。首先,给定一初始的参数化FIS模型结构(为输入与隶属度函数、隶属度函数与规则、规则与输出、输出与隶属度函数等等建立联系);然后以ANFIS训练可用的形式采集输入/输出数据;最后可以使用ANFIS函数训练FIS模型;按照选定的误差准则,通过修改隶属度函数的参数,仿真给定的样本数据。

(2) GRNN是利用径向基神经元和线性神经元建立的神经网络,是一种基于记忆模式的具有单隐层的三层前馈网络<sup>[7]</sup>。

GRNN输入层的神经元数目与输出层神经元数目分别取决于系统的输入、输出变量数目。至于隐含层的神经元数目,在创建网络时,会自动调整隐含层神经元数目,直到均方误差满足要求为止。

选用Newgrnn函数建立广义回归神经网络,用这50组数据对其进行训练。训练完成后再用50组数据进行测试得到诊断结果。经多次试验,根据

诊断效果,扩展常数选为0.007,建立的网络输入层神经元数为4个,输出层神经元数为1个。

(3) Elman神经网络属反馈型神经网络,比前向神经网络具有更强的计算能力。是在前馈型网络中增加承接层,作为延时算子,达到记忆目的。Elman神经网络可分为输入层、隐含层、承接层和输出层。其中隐含层的输出通过承接层的延迟过程后,返回到隐含层的输入。因此比BP网络等前向网络更加注重全局稳定性。

Elman网络学习函数采用BP算法进行权值修正,按减小目标与实际误差的方向,从输出层经各中间层逐层修正连接权值后回到输入层。其指标函数是训练输出与目标结果的误差平方和。

## 3 基于D-S证据理论的飞机健康诊断

D-S证据理论是20世纪六、七十年代初提出的,是对概率论的进一步扩展,是一种基于统计的信息融合分类算法,它要求每个证据都是相互独立的<sup>[8]</sup>。使用证据理论必须定义各证据体对命题的基本概率赋值,实际应用时具有一定的局限性<sup>[9]</sup>。为此,本文将D-S证据理论与模糊神经网络、GRNN神经网络、Elman神经网络及EMD分解相结合,用以实现对飞机健康状态的识别与诊断。其具体步骤如下:

(1) 以采样频率 $f_s$ 分别对飞机关键部位的两种状态(正常、故障)进行 $N$ 次采样,得到 $2N$ 样本。

(2) 对每个样本信号进行EMD分解,得到若干IMF分量 $c_1, c_2, \dots, c_n$ 。

(3) 求各IMF分量的总能量 $E_i$ ,按照式(5-8)求出每个样本信号的特征向量 $S$ 。

(4) 运用模糊神经网络、GRNN神经网络以及Elman神经网络3种分类器分别对提取出的特征向量进行分类。

(5) 运用D-S证据理论对以上3个分类器的诊断结果进行融合,即决策级融合,得出飞机的健康状态。

基于D-S证据理论的决策融合诊断方案如图3所示。由健康诊断领域知识可知,证据集可以由各单分类器诊断出的故障空间构成,这属于决策层融合<sup>[10-15]</sup>。然后,利用证据理论对该证据集进行推理,最终利用某种给定的判决准则选择置信度最大的假设作为系统的最终诊断结果,即当前飞机水平尾翼的状态。

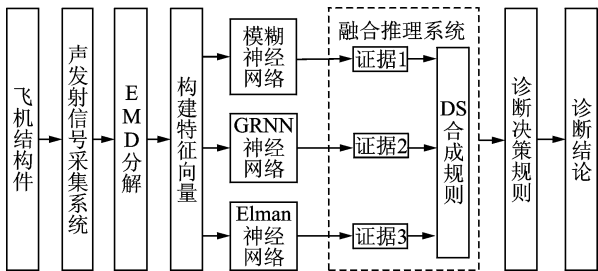


图3 基于D-S证据理论的决策融合健康诊断方案

### 4 试验与结果分析

飞机机体结构部件的健康与否对飞机的飞行安全至关重要。本文以某型军用飞机真实关键结构部件——水平尾翼为具体研究对象,模拟飞行所受载荷,利用飞机地面疲劳试验专用平台与试验系统对其进行疲劳加载试验。采用美国PAC公司先进的“全数字式多通道DISP声发射检测系统”对其健康信息进行实时感知与募集,以实现对其健康监测效能。分别测取水平尾翼在正常和裂纹状态下的声发射信号各50组数据,供健康诊断研究所用。在这两种数据中,分别随机抽出25组数据作为训练样本数据,将剩下的数据作为测试数据。对训练样本进行EMD分解,选取前4个高频的IMF分量按照式(5)求出样本信号的特征向量 $S_1=[0.17\ 0.32\ 0.34\ 0.16]$ , $S_2=[0.07\ 0.36\ 0.37\ 0.19]$ , $\dots$ , $S_{50}=[0.23\ 0.53\ 0.14\ 0.08]$ 。同理可求得测试样本的特征向量为, $S_{51}=[0.17\ 0.32\ 0.34\ 0.16]$ , $S_{52}=[0.07\ 0.36\ 0.37\ 0.19]$ , $\dots$ , $S_{100}=[0.23\ 0.53\ 0.14\ 0.08]$ 。

分别采用模糊神经网络、GRNN神经网络和Elman神经网络对以上样本进行诊断,将诊断结果与样本误差组合,然后进行归一化处理,最后得到的各个诊断方法的置信度如表1所示。

表1 置信度的确定

测试样本	诊断方法	无裂纹	有裂纹	不确定
样本1	模糊神经网络	0.901 1	0.098 9	0.004 9
	GRNN网络	1.000 0	0.000 0	0.000 0
	Elman网络	0.779 4	0.211 4	0.024 3
样本2	模糊神经网络	0.998 2	0.001 8	0.000 0
	GRNN网络	1.000 0	0.000 0	0.000 0
	Elman网络	0.999 0	0.001 1	0.000 0
样本3	模糊神经网络	0.999 0	0.001 0	0.000 0
	GRNN网络	1.000 0	0.000 0	0.000 0
	Elman网络	0.999 0	0.001 4	0.000 0
样本4	模糊神经网络	0.246 5	0.753 5	0.283 9
	GRNN网络	1.000 0	0.000 0	0.000 0
	Elman网络	1.000 0	0.000 0	0.000 0

续表1

测试样本	诊断方法	无裂纹	有裂纹	不确定
样本5	模糊神经网络	0.966 6	0.033 4	0.000 6
	GRNN网络	1.000 0	0.000 0	0.000 0
	Elman网络	0.995 8	0.004 0	0.000 0
样本6	模糊神经网络	1.000 0	0.000 0	0.000 0
	GRNN网络	1.000 0	0.000 0	0.000 0
	Elman网络	1.000 0	0.000 0	0.000 0
样本7	模糊神经网络	0.623 4	0.376 6	0.070 9
	GRNN网络	1.000 0	0.000 0	0.000 0
	Elman网络	0.993 9	0.006 1	0.000 0
样本8	模糊神经网络	0.951 6	0.048 4	0.001 2
	GRNN网络	1.000 0	0.000 0	0.000 0
	Elman网络	0.989 8	0.011 5	0.000 1
样本9	模糊神经网络	0.993 0	0.007 0	0.000 0
	GRNN网络	1.000 0	0.000 0	0.000 0
	Elman网络	1.000 0	0.000 0	0.000 0
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
样本50	模糊神经网络	0.099 0	0.901 0	0.004 9
	GRNN网络	0.000 0	1.000 0	0.000 0
	Elman网络	0.000 0	1.000 0	0.000 0

将表1中的3种分类器诊断得到的置信度结果利用D-S证据理论进行融合,通过Matlab仿真,可得到各测试样本融合诊断结果如表2所示。

表2 基于D-S证据理论的决策融合结果

测试样本	无裂纹	有裂纹	不确定
样本1	1	1.149 6e-012	9.562 6e-26
样本2	1	2.993 9e-054	0
样本3	1	5.328 5e-103	0
样本4	1	3.623 2e-033	0
样本5	1	8.715 9e-037	3.170 3e-041
样本6	1	2.816 5e-025	5.032e-051
样本7	1	2.946 4e-038	0
样本8	1	7.769 9e-043	0
样本9	1	3.481 2e-173	0
⋮	⋮	⋮	⋮
样本50	1.769 7e-128	1	3.219 9e-257

从表2中可以看出,采用D-S证据理论进行决策融合样本状态的不确定度明显减小,诊断结果可信度更高。为便于比较,将以上各种方法对飞机结构部件进行健康诊断所得结果进行统计,如表3所示。

表3 分类性能比较

诊断方法	识别率/%
模糊神经网络诊断	88
GRNN神经网络诊断	86
Elman神经网络诊断	86
基于D-S证据理论的多分类器融合	92

从表 3 中可看出经过 D-S 证据理论融合后的诊断准确率明显高于其他单分类器。说明将 D-S 证据理论的决策融合诊断策略应用于飞行器结构部件的实际健康诊断是可行的。

## 5 结束语

对于飞行器结构部件由于疲劳裂纹所产生的声发射信息,本文提出一种基于 EMD 分解的多种单分类器与 D-S 证据理论相结合的方法,实现对飞行器的健康状态进行诊断。试验结果表明,该方法可有效地诊断出飞行器结构部件的疲劳裂纹,并且其准确率高于模糊神经网络、GRNN 神经网络和 Elman 神经网络任何一种单分类器,为飞行器结构的健康诊断提供了一种高效的新途径,具有很好的工程应用前景。

### 参考文献:

- [1] Nair S, Rajaram R, Meyers A, et al. Acoustic and ion sensing of lean blowout in an aircraft combustor simulator [J]. American Institute of Aeronautics and Astronautics, 2005, 32(5):1-8.
- [2] 彭备战. 信息融合技术在设备故障诊断中的应用研究[D]. 广东:广东工业大学, 2002.  
Peng Beizhan. Research on the application in equipment fault diagnosis based on information fusion technology [D]. Guangdong: Guangdong University of Technology, 2002.
- [3] 张冀. 基于多源信息融合的传感器故障诊断方法研究[D]. 河北:华北电力大学, 2008.  
Zhang Ji. Research on sensors fault diagnosis approach based on multi-source information fusion [D]. Hebei: North China Electric Power University, 2008.
- [4] 崔建国, 郑新起, 邱楠, 等. 基于 EMD 包络谱的飞行器健康诊断[J]. 压电与声光, 2009, 31(6): 807-810.  
Cui Jianguo, Zheng Xinqi, Qiu Nan, et al. Health diagnosis research of aircraft based on the EMD envelope spectrum [J]. Piezoelectrics & Acousto-optics, 2009, 31(6): 807-810.
- [5] 刘延军, 刘铁良, 郑新起, 等. 基于 EMD-ARMA 模型的飞行器健康诊断[J]. 大庆石油学院学报, 2010, 34(2): 108-112.  
Liu Yanjun, Liu Tieliang, Zheng Xinqi, et al. Aircraft health diagnosis based on EMD-ARMA model [J]. Journal of Daqing Petroleum Institute, 2010, 34(2): 108-112.
- [6] 姜雪丽, 裴峻峰, 卢群辉, 等. 基于 ANFIS 和铁谱磨粒分析的泥浆泵故障诊断[J]. 流体机械, 2008, 36(6): 46-49.  
Jiang Xueli, Pei Junfeng, Lu Qunhui, et al. Fault diagnose of mud pump based on ANFIS and ferrography wear particles analysis [J]. Fluid Machinery, 2008, 36(6): 46-49.
- [7] 李明, 税爱社, 宋政辉, 等. 基于广义回归神经网络的传感器故障诊断研究[J]. 传感器与微系统, 2009, 12.  
Li Ming, Shui Aishe, Song Zhenghui, et al. Research on GRNN-based sensor fault diagnosis [J]. Transducer and Microsystem Technologic, 2009, 12.
- [8] Lambert D A. A blueprint for higher-level fusion systems [J]. Information Fusion, 2009, 10(1): 6-24.
- [9] Yang S J, Stotz A, Holsopple J, et al. High level information fusion for tracking and projection of multi-stage cyber attacks [J]. Information Fusion, 2009, 10(1): 107-121.
- [10] 张宗杰. 信息融合在航空发动机气路故障诊断中的应用[D]. 辽宁:沈阳航空航天大学, 2010.  
Zhang Zongjie. Aero-engine gas path fault diagnosis using the information fusion [D]. Liaoning: Shenyang Aerospace University, 2010.
- [11] Sycera K, Glington R, Yu Bin, et al. An integrated approach to high-level information fusion [J]. Information Fusion, 2009, 10(1): 25-50.
- [12] 邹伟, 刘兵, 孙倩. 多源信息融合能力评估关键技术综述[J]. 计算机与数字工程, 2010, 38(3): 1-5.  
Zou Wei, Liu Bing, Sun Qian. Survey of key technologies on efficiency evaluation of information fusion system with multiple sources [J]. Computer & Digital Engineering, 2010, 38(3): 1-5.
- [13] 赵鹏. 基于信息融合技术的航空发动机故障诊断[D]. 西安:西北工业大学, 2007.  
Zhao Peng. Aeroengine fault diagnosis based on the information fusion technology [D]. Xi'an: Northwestern Polytechnical University, 2007.
- [14] Aran O, Burger T, Caplier A, et al. A belief-based sequential fusion approach for fusing manual signs and non-manual signals [J]. Pattern Recognition, 2009, 42(5): 812-822.
- [15] Vemula M, Bugalb M F, Djuric P M. Sensor self-localization with beacon position uncertainty [J]. Signal Processing, 2009, 89(6): 1144-1154.

**作者简介:**崔建国(1963-),男,博士后,教授,研究方向:飞行器健康诊断与系统综合健康管理、信号检测与控制、可视化仿真技术与应用等, E-mail: gordon\_cjg@163.com; 张杰(1986-),女,硕士研究生,研究方向:飞行器健康诊断与寿命预测及综合健康管理; 陈希成(1962-),男,研究员,研究方向:飞机综合后勤保障; 吕瑞(1968-),男,研究员,研究方向:飞机综合后勤保障; 蒋丽英(1976-),女,博士,副教授,研究方向:复杂系统健康诊断。