

文章编号:1000-8055(2012)02-0301-06

基于 DSmT 的航空发动机早期振动故障融合诊断方法

翟旭升¹, 胡金海¹, 谢寿生¹, 刘 佳², 李 强²

(1. 空军工程大学 工程学院, 西安 710038;

2. 空军工程大学 理学院, 西安 710038)

摘 要: 提出在航空发动机多个部位安装多个振动传感器组成传感器网络. 采用多传感器信息融合技术进行早期振动故障的诊断方法, 并引入 Dezert-Smarandache 理论(DSmT)来处理由早期微弱故障本身所导致的各个传感器信息相互冲突的问题. 在构建的早期微弱故障诊断系统框架中, 采用基于本征模态函数(IMF)的信息熵特征提取方法提取各路振动数据的特征, 采用反向传播(BP)神经网络完成对故障属性的判断并生成各种故障模式的基本置信分配, 最后根据 DSmT 融合规则得到最终的诊断结果. 算例表明采用该方法可以有效地解决早期微弱故障条件下的高冲突信息融合问题, 故障诊断结果准确可靠.

关 键 词: 早期故障; 航空发动机; 故障诊断; 信息融合; Dezert-Smarandache 理论

中图分类号: V263. 6

文献标志码: A

Diagnosis of aero-engine with early vibration fault symptom using DSmT

ZHAI Xu-sheng¹, HU Jin-hai¹, XIE Shou-sheng¹, LIU Jia², LI Qiang²

(1. The Engineering Institute,

Air Force Engineering University, Xi'an 710038, China;

2. Science Institute,

Air Force Engineering University, Xi'an 710038, China)

Abstract: Multisensor network information fusion method was used to diagnose the aeroengine with early vibration fault symptom, and several vibration sensors had been fixed on different positions of the aeroengine to build the multisensor network. However the information collected from different sensors would highly conflicts when early vibration fault happens, and the information fusion result get by Dempster-Shafer rule would be unreasonable, so Dezert-Smarandache theory (DSmT) was applied to solve the problem. In the early vibration fault diagnosis system proposed in this paper, firstly, a method based on the intrinsic mode functions (IMF) energy entropy was used to extract the signal's feature; secondly, basic belief assignment function was constructed based on the output of the back propagation (BP) neural network; lastly, DSmT combination rule was used to combine the different evidences and make the final decision. Two examples suggest the approach is available to solve the problem of high-conflict information fusion when early vibration fault happens, and the diagnosis results are reliable and effective.

收稿日期: 2011-03-21; **修订日期:** 2011-05-27

作者简介: 翟旭升(1984—), 男, 河南汝阳人, 博士生, 主要从事推进系统综合控制与故障诊断方面的研究.

Key words: early fault; aero-engine; fault diagnosis; information fusion;
Dezert-Smarandache theory

早期微弱振动故障的诊断是国际航空发动机领域需要重点解决的可靠性难题之一。高转速、高负荷和高温的工作环境决定了航空发动机在使用过程中易出现各种故障,其中振动原因导致的故障占了相当大的比例^[1]。若能在振动故障发生的早期,即对发动机性能产生影响较小,没有造成飞机事故之前,能够将其检测出来,并及时采取应对措施,制定维修决策,将有效地降低事故发生率^[2]。

当航空发动机振动故障处于早期阶段时,其故障特征一般具有如下特点:一是故障特征比较微弱,故障特征的出现具有不确定性;二是由于结构和传力路线等原因,这些微弱故障信号特征往往率先出现在某些局部区域。因此采用单一传感器很难准确、全面地反映发动机的健康状态,多传感器信息融合技术是诊断该类故障的有效途径,即在多个关键部位安装多个振动传感器形成传感器网络,发挥不同部位传感器的测量信息能够冗余、互补、协同的优势,通过信息融合的方法来融合不同传感器的诊断结果。文献[3]中指出了美国 C-17 的 F117 发动机和美军 F-35 的 F135 发动机的故障预测与健康管理 (prognostic and health management, PHM) 系统已安装了多个振动传感器,并将振动传感器的数据信息融合、特征提取和预测诊断专门列为一项重要的监控内容,取得了较好的监控效果。

由上文所述的早期故障的特征可知,在多传感器信息融合应用于振动的早期微弱故障诊断中,将不可避免地遇到传感器信息不确定、各个传感器信息可能相互冲突的问题。Dempster-Shafer 证据理论 (DST) 是目前广泛应用于多传感器系统故障诊断中的信息融合方法。文献[2]提出了基于 DST 的航空发动机早期故障诊断方法,该方法在融合低冲突信息时效果较好,但在处理高冲突证据时其合成结果容易掩盖局部微弱的故障信息。文献[4]基于 DST 决策融合机制提出了一种航空发动机部件性能故障融合诊断方法,文献[5]将 DST 应用于航空发动机磨损故障融合诊断,虽然都取得了不错的效果,但都没有考虑到信息高冲突条件下的融合诊断问题。为了解决 DST 在融合高冲突信息时存在的缺陷,众多学者对其组合规则进行了改进^[6-9],但这些改进的规则一般不满足

结合律,故在多个证据融合情况下,融合的结果会受到融合顺序的影响。

Dezert 和 Smarandache 等学者在 2002 年提出了一种有效的证据冲突组合理论——Dezert-Smarandache Theory (简称 DSmT)^[10],它主要处理高不确定性、高冲突和不精确的信息源证据,近年来受到很大关注。文献[11]基于 DSmT 建立了一种证据推理机制,并应用于移动机器人在未知的、不确定的动态环境中的地图绘制。文献[12]基于 DSmT 提出了一种多目标跟踪与识别办法,管理高冲突信息,从而使得地面目标的识别与追踪更为准确。视情维修是一种积极的维修策略,准确的状态评估是视情维修的关键,文献[13]基于 DSmT 提出了一种状态评估方法,该方法相比 DST 而言可以取得更好的评估效果。

基于此,本文构建了航空发动机早期微弱振动故障诊断系统框架及具体实施方案,包括传感器信息的特征提取、故障属性的神经网络诊断,最后采用 DSmT 作为决策级融合算法,算例表明该融合算法可靠性更高。

1 DSmT 基本理论

DSmT 建立了广义识别框架 Θ 和超幂集概念,它与 DST 的最大区别在于它将冲突信息表示在框架体系之中,而不像 DST 在框架中只表示了确定信息和不确定信息,而没有表示冲突信息。

定义 1 广义识别框架

设 $\Theta = \{\theta_1, \theta_2, \theta_3, \dots, \theta_n\}$ 是由 n 个完备的元素组成的一个非空有限集合,称 Θ 为广义识别框架。

定义 2 超幂集

超幂集 D^Θ 被定义为由广义识别框架中的元素经由 $\cup$ 和 $\cap$ 算子产生的所有组合命题的集合。

定义 3 广义基本置信分配函数

假设一个广义的识别框架 Θ , 存在一组映射 $m(\cdot) : D^\Theta \rightarrow [0, 1]$ 满足如下 3 个条件:

- 1) $m(\phi) = 0, \phi$ 为空集;
- 2) $\sum_{A \in D^\Theta} m(A) = 1$, 这里 $A \in D^\Theta$;
- 3) $0 \leq m(A) \leq 1, A \in D^\Theta$.

则称 $m(A)$ 为元素 A 的广义基本置信分配函数。

假定 $m_1(\cdot)$ 和 $m_2(\cdot)$ 分别表示由两个独立等可靠的信息源提供的广义基本置信分配函数,则关于两个信息源的经典组合规则(DSmC)和比例冲突分配规则(PCR5)表示如下:

经典组合规则(DSmC)

$$m_{\text{DSmC}}(Y) = \sum_{\substack{A, B \in D^\theta \\ A \cap B = Y}} m_1(A) m_2(B) \quad \forall Y \in D^\theta \quad (1)$$

比例冲突分配规则(PCR5)

$$m_{\text{PCR5}}(Y) = \sum_{\substack{A, B \in D^\theta \\ A \cap B = Y}} m_1(A) m_2(B) + \sum_{\substack{X \in D^\theta \\ Y \cap X = \emptyset}} \left[\frac{m_1(Y)^2 m_2(X)}{m_1(Y) + m_2(X)} + \frac{m_2(Y)^2 m_1(X)}{m_2(Y) + m_1(X)} \right] \quad \forall Y \in D^\theta \setminus \{\emptyset\} \quad (2)$$

从数学意义上来看,PCR5 是较为精确的一种冲突分配方法。从式(2)可以看出, X, Y 之间的冲突信度由信息源 1 中的 X 与信息源 2 中的 Y 之间产生的冲突和信息源 1 中的 Y 与信息源 2 中的 X 之间产生的冲突两部分组成。PCR5 分别将这两部分冲突信度按照 X, Y 原有的信度值的比例关系分配到 X 和 Y 的组合信度上。

以上组合规则均是两个信息源之间的融合算法,对于多个证据源信息的融合公式见文献[10]和文献[14]。本文采用 PCR5 作为融合规则。

2 早期故障信息融合诊断系统

2.1 早期故障信息融合诊断系统结构

本文提出的基于信息融合的早期故障诊断系统结构如图 1 所示。选择发动机的多个关键部位安装多个振动传感器组成多传感器系统。首先对各个振动传感器采集到的振动数据进行 A/D 转

换和简单的数字滤波等预处理;然后采用基于本征模态函数(intrinsic mode functions,简称 IMF)的信息熵特征提取方法提取各路振动数据的特征;根据现有的证据构造出合理科学的广义基本置信分配函数,是 DSMT 能够实现正确信息融合的前提,鉴于反向传播(BP)神经网络优异的非线性映射能力以及其在故障诊断领域的广泛应用,本文采用 BP 神经网络完成故障属性判决,将各个子 BP 网络的属性判决结果处理后,成为此证据下各种故障属性的广义基本置信分配;最后采用 DSMT 进行故障属性决策融合,得到最终的诊断结果。

2.2 基于 IMF 的信息熵特征提取

经验模态分解(empirical mode decomposition,简称 EMD)是美国国家宇航局的 Huang N E 等人于 1998 年首次提出的一种信号分解方法[15],该方法被认为是近年来对以傅里叶变换为基础的线性和稳态谱分析的一个重大突破。EMD 能自适应地把信号 S 分解成若干个本征模态函数(IMF)之和,即

$$S(t) = \sum_{i=1}^n c_i(t) + r_n(t) \quad (3)$$

其中 $c_i(t)$ 为第 i 个 IMF 分量, $r_n(t)$ 为趋势项。

最重要的是各个 IMF 恰恰分别包含了信号从高到低不同频率段的成分,且随信号本身的变化而变化,因此,可以选取各 IMF 分量的能量作为发动机转子的工作状态与故障类型的特征向量。

基于本征模态能量熵的特征提取步骤[16]如下:

- 1) 对需处理的振动信号进行 EMD 分解,选取包含主要故障信息的前 n 个 IMF 分量。
- 2) 求各 IMF 分量的总能量 E_i 。

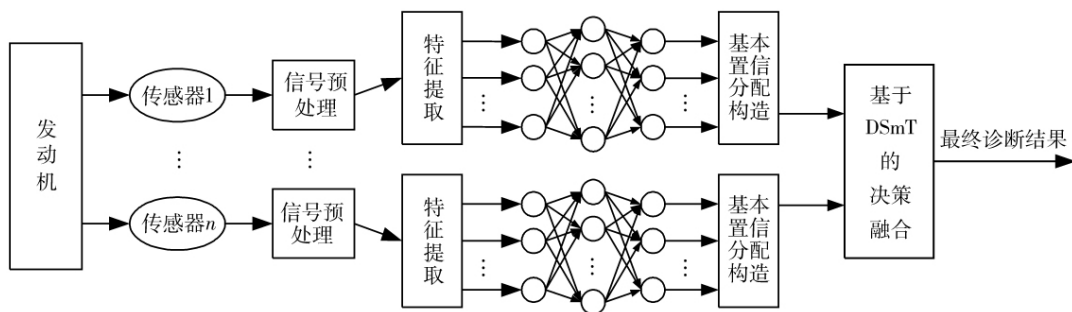


图 1 基于信息融合的航空发动机早期振动故障诊断系统

Fig. 1 Diagnosis system based on information fusion for aeroengine with early vibration fault symptom

$$E_i = \int_{-\infty}^{+\infty} |c_i(t)|^2 dt, \quad i = 1, 2, \dots, n \tag{4}$$

3) 以能量为元素构造一个特征向量 T .

$$T = [E_1, E_2, \dots, E_n] \tag{5}$$

4) 向量进行归一化.

$$E = \left(\sum_{i=1}^n |E_i|^2 \right)^{1/2} \tag{6}$$

$$T' = [E_1/E, E_2/E, \dots, E_n/E] \tag{7}$$

则 T' 就是基于本征模态能量熵的发动机转子振动信号的特征向量.

2.3 基于 BP 神经网络的基本置信分配

如图 1 所示, 本文针对每一个传感器建立了一个局部神经网络进行故障诊断, 每个神经网络作为证据理论的一个独立证据. 将神经网络的输出值经过转换, 成为此证据下各种故障模式的基本置信分配, 避免了构造基本置信分配函数的复杂性, 实现了基本置信分配赋值的客观化.

建立局部诊断 BP 网络, 首先要确定神经网络的结构参数, 有很多成熟的方法可供参考, 此处不再赘述; 之后要训练神经网络, 训练样本的输入向量为该测点振动数据的特征向量, 即上节提取的基于本征模态能量熵的特征向量, 而输出向量则为与特征向量相对应的故障状态空间. 若诊断系统的诊断故障域为 n 个故障模式, 则每个网络的输出为 $n+1$ 个, 分别对应 n 个故障模式及系统的正常状态. 对应 DSMT 的识别框架 Θ 就包括 n 个故障模式及系统的正常状态.

设第 i 个网络的第 j 个输出值为 $O_i(j)$, 那么它对应的在 i 证据下的对故障模式 j 的基本置信分配为

$$m_i(j) = \frac{O_i(j)}{\sum_{j=1}^q O_i(j)} \tag{8}$$

得到各个证据的基本置信分配函数以后, 就

可以按照组合规则进行下一步的信息融合了.

3 早期故障诊断算例

本文以我院的航空发动机多功能双转子试验台为试验对象, 模拟发动机的早期微弱振动故障进行故障诊断研究. 为了简单起见, 但不失一般性, 本文选取 3 种发动机转子常见的故障模式——“不对中”、“偏心”、“支撑松动”作为待诊断的故障域. 则 DSMT 的识别框架 Θ 为: $\{F_1, F_2, F_3, N\}$, Θ 中各元素分别对应“不对中”、“偏心”、“支撑松动”和“正常”. 以该双转子试验台不同部位的 3 个振动传感器信号作为待融合的信息源, 其采集的振动信号经过初步的滤波等预处理后, 进行 EMD 分解, 选取分解结果的前 6 个 IMF 的信息熵作为信号的特征向量, 之后将特征向量输入到 BP 诊断子网络, BP 网络的输出经式(8)处理后, 得到各种故障模式的基本置信分配, 之后按照 PCR5 融合法则进行决策级信息融合. 表 1、表 2 列出了两个发动机转子振动故障诊断算例, 为了表明本文所采用的算法的可靠性, 本文与 DST 算法进行了对比.

从表 1、表 2 可以看出, 由于处于早期故障阶段, 故障信息较为微弱并且 3 个振动传感器中有的检测到了某一种故障模式, 有的却没有检测到, 各传感器间信息高度冲突, 这符合故障早期所具有的特征. 在算例 1 中, 传感器 S1 和传感器 S2 信息完全冲突, 即信息冲突因子为 1, 此时无法按照 DST 融合规则进行计算; 而 PCR5 规则可以合理地分配冲突信息, 融合结果显示 $m(F_1) = 0.579$, 超出了设定的早期故障预警阈值, 正确检测到了“不对中(F_1)”故障. 在算例 2 中虽然 3 个传感器对“正常”的置信分配都较低, 但对其他故障模式的判断却存在较大冲突, 从而导致按照 DST 规则的融合结果得出“正常”的结论, 掩盖了局部微弱

表 1 发动机早期振动故障诊断算例 1

Table 1 Example 1 of diagnosis of aeroengine with early vibration fault

传感器	BP 网络输出	基本置信分配	DST 融合	PCR5 融合
S1	[0, 0.449, 0, 0.502]	$m(F_1) = 0$ $m(F_2) = 0.472$ $m(F_3) = 0$ $m(N) = 0.528$	$\forall 1 \leq j \leq 3$ 使得 $m(F_j) = 0/0$ 或者 $m(N) = 0/0$, 没有意义, 因此 DST 不能应用	$m(F_1) = 0.579$
S2	[0.743, 0, 0.140, 0]	$m(F_1) = 0.841$ $m(F_2) = 0$ $m(F_3) = 0.159$ $m(N) = 0$		$m(F_2) = 0.181$
S2	[0.799, 0, 0.110, 0]	$m(F_1) = 0.879$ $m(F_2) = 0$ $m(F_3) = 0.121$ $m(N) = 0$		$m(F_3) = 0.216$ $m(N) = 0.024$

表 2 发动机早期振动故障诊断算例 2

Table 2 Example 2 of diagnosis of aeroengine with early vibration fault

传感器	BP 网络输出	基本置信分配	DST 融合	PCR5 融合
S1	[0.087,0,0.935,0.09]	$m(F_1)=0.078$ $m(F_2)=0$	$m(F_1)=0$	$m(F_1)=0.014$
		$m(F_3)=0.841$ $m(N)=0.081$		
S2	[0,0.661,0,0.287]	$m(F_1)=0$ $m(F_2)=0.697$	$m(F_2)=0$	$m(F_2)=0.334$
		$m(F_3)=0$ $m(N)=0.303$		
S2	[0.095,0,0.728,0.009]	$m(F_1)=0.114$ $m(F_2)=0$	$m(N)=1$	$m(N)=0.084$
		$m(F_3)=0.875$ $m(N)=0.011$		

故障;而 PCR5 融合规则很好地分配了冲突信息,融合结果显示 F_3 故障具有最大的置信分配,超过了早期故障预警阈值,正确检测到了“支撑松动(F_3)”故障。

4 结 论

- 1) 由于单一传感器很难准确、全面地反映发动机的健康状态,提出在发动机多个关键部位安装多个振动传感器,发挥不同部位传感器的测量信息能够冗余、互补、协同的优势,通过信息融合的方法诊断局部早期微弱振动故障。
- 2) 构建了局部早期微弱振动故障诊断系统框架,包括传感器信息的特征提取、故障属性的神经网络诊断,以及最终的决策级融合各个环节。
- 3) 由早期微弱故障的特征可知,在多传感器信息融合诊断过程中将不可避免地会遇到传感器信息不确定、各个传感器信息相互冲突的问题,因此引入 DS_mT 处理高冲突的信息源证据,算例表明相比 DST 而言,DS_mT 可以有效地解决对多传感器高冲突信息融合的问题,早期微弱故障诊断结果准确可靠,从而可以及时制定维修策略,减少与避免事故的发生。

参考文献:

[1] 航空发动机设计手册总编委会. 航空发动机设计手册:第 19 册 转子动力学及整机振动[M]. 北京:航空工业出版社,2000.
Editorial Board of Aeroengine Design Manual. Aeroengine design manual:19th Part rotor dynamics and whole machine vibration [M]. Beijing: Aviation Industry Press, 2000. (in Chinese)

[2] 杨建平,黄洪钟,苗强,等. 基于证据理论的航空发动机早期故障诊断方法[J]. 航空动力学报,2008,23(12):2327-2331.
YANG Jianping, HUANG Hongzhong, MIAO Qiang. et al. Diagnosis method of aeroengine early fault based on the

Dempster-Shafer evidence theory[J]. Journal of Aerospace Power,2008,23(12):2327-2331. (in Chinese)

[3] Volponi A. Data fusion for enhanced aircraft engine prognostics and health management [R]. NASACR-2005-214055,2005.

[4] 鲁峰,黄金泉,陈煜. 航空发动机部件性能故障融合诊断方法研究[J]. 航空动力学报,2009,24(7):1649-1653.
LU Feng ,HUANG Jinquan ,CHEN Yu. Research on performance fault fusion diagnosis of aero-engine component [J]. Journal of Aerospace Power,2009,24(7):1649-1653. (in Chinese)

[5] 陈立波,宋兰琪,陈果. 航空发动机滑油综合监控中的磨损故障融合诊断研究[J]. 航空动力学报,2009,24(1):169-175.
CHEN Libo, SONG Lanqi, CHEN Guo. Study on fusion diagnosis techniques of wear faults in synthesized monitoring of aero-engine[J]. Journal of Aerospace Power,2009,24(1):169-175. (in Chinese)

[6] Yager R. On the Dempster-Shafer framework and new combination rules[J]. Information Sciences,1987,41(2):93-138.

[7] Dubois D,Prade H. Representation and combination of uncertainty with belief functions and possibility measures [J]. Computational Intelligence,1998,4(3):244-264.

[8] 张山鹰,潘泉,张洪才. 一种新的证据推理组合规则[J]. 控制与决策,2000,15(5):540-544.
ZHANG Shanying,PAN Quan,ZHANG Hongcai. A new kind of combination rule of evidence theory[J]. Control and Decision,2000,15(5):540-544. (in Chinese)

[9] 邓勇,施文康,朱振福. 一种有效处理冲突证据的组合方法[J]. 红外与毫米波学报,2005,23(1):27-32.
DENG Yong,SHI Wenkang,ZHU Zhenfu. Efficient combination approach of conflict evidence[J]. Journal of Infrared Millimeter and Waves,2005,23(1):27-32. (in Chinese)

[10] Smarandache F, Dezert J. Advances and applications of DS_mT for information fusion[M]. New Mexico: American Research Press,2004:3-31.

[11] HUANG Xinhan,LI Peng,WANG Min. Evidence reasoning machine based on DS_mT for mobile robot mapping in unknown dynamic environment[C]// Proceedings of 2009

- IEEE International Conference On Robotics and Biomimetics, Guilin; IEEE, 2009; 753-758.
- [12] Pannetier B, Dezert J. GMTI and IMINT data fusion for multiple target tracking and classification[C] // Proceedings of 2009 12th International Conference on Information Fusion, Seattle USA; IEEE, 2009; 203-210.
- [13] SUN Yi, Bentabet L. A particle filtering and DSMT based approach for conflict resolving in case of target tracking with multiple cues[J]. Journal of Mathematical Imaging and Vision, 2010, 36(2): 159-167.
- [14] Smarandache F, Dezert J. Advances and applications of DSMT for information fusion[M]. New Mexico: American Research Press, 2006; 3-68.
- [15] Huang N E, Shen Z, Long S R, et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis[J]. Proceedings of the Royal Society of London Series A-Mathematical Physical and Engineering Science, 1998(454): 903-995.
- [16] 杨洁明, 田英. 基于 EMD 和球结构 SVM 的滚动轴承故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2009, 29(2): 155-158.
YANG Jieming, TIAN Ying. Roller bearing fault diagnosis by using empirical mode decomposition and sphere-structured support vector machine[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2009, 29(2): 155-158. (in Chinese)