

D-S 证据理论及其在燃气轮机系统诊断中的应用研究

温广瑞¹, 黄子灵¹, 张平¹, 徐志强²

(1. 西安交通大学 机械工程学院, 陕西 西安 710049; 2. 中国船舶集团有限公司第七〇三研究所, 黑龙江 哈尔滨 150078)

摘要: 针对燃气轮机轴承监测诊断中存在的多源监测数据利用不足、传感器信号不确定性难以消除、诊断精度待提高等问题, D-S 证据理论 (Dempster-Shafer Evidence Theory) 作为一种简洁、高效的决策层多源信息融合方法, 在燃气轮机状态监测与故障诊断中具有应用潜力。本文引入传统的 D-S 证据理论, 并针对其存在的缺陷, 系统总结了证据理论在燃气轮机轴承故障诊断领域的研究现状, 围绕燃气轮机实际的工业应用场景, 分析归纳了 D-S 证据理论的特点, 并指出了未来 D-S 证据理论与燃气轮机轴承故障诊断的发展趋势。

关键词: 证据理论; 燃气轮机; 故障诊断; 信息融合

中图分类号: TP181 文献标识码: A DOI: 10.16146/j.cnki.rndlge.2021.09.030

[引用本文格式] 温广瑞, 黄子灵, 张平, 等. D-S 证据理论及其在燃气轮机系统诊断中的应用研究[J]. 热能动力工程, 2021, 36(9): 228-236. WEN Guang-rui, HUANG Zi-ling, ZHANG Ping, et al. Research on D-S evidence theory and its application in gas turbine system diagnosis[J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power, 2021, 36(9): 228-236.

Research on D-S Evidence Theory and Its Application in Gas Turbine System Diagnosis

WEN Guang-rui¹, HUANG Zi-ling¹, ZHANG Ping¹, XU Zhi-qiang²

(1. School of Mechanical Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an, China, Post Code: 710049;
2. No. 703 Research Institute of CSSC, Harbin, China, Post Code: 150078)

Abstract: Due to the complex and changeable operating conditions of gas turbine bearings and insufficient utilization of measurement point information, the detection, diagnosis, operation and maintenance of gas turbine bearings have always been the focus of research. In recent years, multi-source information fusion technology has been widely used, and gradually become the key to ensure the safe operation of industrial equipment. In view of the problems of the insufficient utilization of multi-source monitoring data, the difficulty of eliminating sensor signal uncertainty, and the need to improve diagnosis accuracy existed in current gas turbine bearing monitoring diagnosis, Dempster-Shafer (DS) evidence theory is a concise and efficient decision-level multi-source information fusion method, which has huge application potential in gas turbine condition monitoring and fault diagnosis. The traditional D-S evidence theory is introduced, and in view of its shortcomings, the research status of evidence theory in the field of gas turbine fault diagnosis is systematically summarized. Focusing on the actual industrial application scenarios of gas turbines, the characteristics of D-S evidence theory are analyzed and concluded, and the future development trend of D-S evidence theory and gas turbine fault diagnosis is pointed out.

Key words: evidence theory, gas turbine, fault diagnosis, information fusion

收稿日期: 2021-04-07; 修订日期: 2021-05-31

基金项目: 国家科技重大专项 (2017-I-0007-0008)

Fund-supported Project: National Science and Technology Major Project (2017-I-0007-0008)

作者简介: 温广瑞 (1976-), 男, 陕西西安人, 西安交通大学教授。

引言

燃气轮机具有功率密度大、机动性强、振动噪声低、寿命长、启动快和运行平稳等优点,在航空、航海、电力及管道运输领域都得到了广泛的应用^[1]。在20世纪70年代初,燃气轮机得到了快速的发展,并以航空发动机领域的利用成为其首次重要的应用。随着科学技术的不断发展,燃气轮机燃气初温平均每年提高 $12\text{ }^{\circ}\text{C}$ ^[2],为社会发展带来了巨大的经济与生产力效益。因此,燃气轮机逐渐成为动力装备现代化的重要标志之一。

燃气轮机系统越来越复杂,各部件间的耦合程度也不断提高,加之长期处于高温、高压、高转速的恶劣环境之中,因此,系统极易随着运行时间产生性能衰退,从而严重影响燃气轮机的健康和稳定运行,甚至还可能会引起整体失效,造成重大的运行事故。由此,发展燃气轮机核心部件的故障诊断与状态监测可以在故障发生早期及时发现、定位、诊断,有效地避免故障发生,从而极大地减少停机维修的时间和经济损失,对燃气轮机的安全与可靠运行具有重要意义。以滚动轴承的监测诊断为例,作为燃气轮机系统中的关键部件之一,目前仍存在着信号非线性强、传递路径复杂、传感器不确定性大^[3]和信号类型少等问题。因此,如何有效利用已有的多个传感器获取滚动轴承的多源信息,并以此共同诊断燃气轮机状态是未来发展方向。

多源信息融合作为燃气轮机故障诊断领域的前沿问题及研究重点,是解决上述问题关键技术之一。多源信息融合技术源自20世纪70年代美国的军事领域,作为整合多种有效信息的方法,最初被用来提高决策的准确率^[4]。至1988年,信息融合技术已经被美国国防部列为重点研究开发技术^[5]。而直至90年代末,信息融合技术才得到国内学者的重视,导致国内对信息融合技术的研究和应用同发达国家相比仍存在一定的差距^[6]。经过几十年的发展,按数据抽象的层次划分,国内外对信息融合技术的研究主要集中在3个层次^[7]:直接对多传感器获得的原始数据进行数据层融合,如贝叶斯理论、加权平均法等;利用传感器测量数据提取出的特征实现特征层融合,如神经网络、模糊理论等;针对各传感器测

量值得到的决策进行决策层融合,如 Dempster-Shafer(D-S)证据理论、模糊理论等。决策层融合是最高层次的融合,具有融合信息处理量最小、容错性强、实时性好且效果直观等优点,所以决策层融合技术目前得到了国内外学者的广泛关注。

在众多决策层融合算法中,D-S 证据理论深受国内外学者的青睐。Dempster^[8]在研究统计学问题中首次提出 Dempster 证据组合规则。在此基础上,Shafer^[9]引入信念函数对证据的置信度进行量化,D-S 理论正式诞生。D-S 证据理论本质上是传统贝叶斯理论在不确定性推理方向的改进,作为一种强大的决策融合方法具有以下优点^[10-11]:摆脱传统贝叶斯理论对先验知识的依赖,应用条件更加广泛;具备直接表达“不确定”和“不知道”的能力;能够同时对单元素和多元素集合进行评估。尽管具有优异的特性,但是在融合冲突数据时会出现违背直觉的问题,因此不断有学者加入到证据理论的完善和改进中。证据理论已经广泛应用于经济学^[12]、工程学^[13]、数学^[14]、行为学^[15]和计算机科学^[16]等学科。因此,使用 D-S 证据理论对燃气轮机关键部件的多源信息进行融合具有独特的优势。

综上所述,多源信息融合技术已经成为探寻实际工业生产环境下日益复杂的燃气轮机退化过程和提高其故障诊断精度的重要手段,而基于 D-S 证据理论的故障诊断方法已经成为信息融合技术向燃气轮机实际工业应用现场转化的重要方法之一。本文介绍了 D-S 证据理论方法及其在燃气轮机故障诊断领域的应用现状,并通过分析指出了 D-S 证据理论在实际应用现场下的特点和未来发展趋势。

1 D-S 证据理论及其经典改进

1.1 传统 D-S 理论

在经典的 D-S 理论中,首先定义了一个由互斥且完备的命题集所组成的集合 $\Theta = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$, 其中 x_i 代表识别框架 Θ 中的一个结果或一个元素, n 是 Θ 中结果或元素的个数, $i = 1, 2, 3, \dots, n$ 。在故障诊断领域,所有可能发生的故障类型的集合就是识别框架,而故障的每一个特征便是证据。

若设 A 为识别框架 Θ 的任意一子集, m 是幂集 2^Θ 上的一个映射: $2^\Theta \rightarrow [0, 1]$, 且同时满足:

$$\begin{cases} \sum_{A \in \Theta} m(A) = 1 \\ m(\phi) = 0 \end{cases} \quad (1)$$

则称 m 为识别框架 Θ 的基本概率分配 (Basic Probability Assignment, BPA), 称 $m(A)$ 为 A 的基本概率分配函数, 该值表示对命题 A 的精确信任程度, 其值越大, 表示对命题 A 的支持程度越高, 反之, 说明对命题 A 的支持程度越小。

假设 E_1, E_2 是同一识别框架 Θ 上的两个证据, m_1, m_2 分别代表 E_1, E_2 证据的基本概率赋值, 分别对应的焦元为 $A_1, A_2, \cdots A_k$ 与 $B_1, B_2, \cdots B_r$, 则合成规则为:

$$\begin{cases} m(A) = 0, A = \phi \\ m(A) = \frac{\sum_{A \cap B_r = A} m_1(A_k) m_2(B_r)}{1 - K}, A \neq \phi \end{cases} \quad (2)$$

$$K = \sum_{A_k \cap B_r = \phi} m_1(A_k) m_2(B_r) \quad (3)$$

K 为经典冲突因子, 表示分配给冲突证据之间的基本概率赋值, $0 < K < 1$, K 值越大, 说明证据间的冲突越大。当 $K = 1$ 时, 证据完全冲突, 此时认为不能用证据组合规则对基本概率赋值进行组合, $(1 - K)^{-1}$ 被称为归一化因子。

如图 1 所示, D-S 证据理论的基本流程为: 获取数据、构造 BPA、得到基本概率赋值、依据组合规则进行组合, 最后便可得到融合结果, 该结果中包含了多个数据的信息。

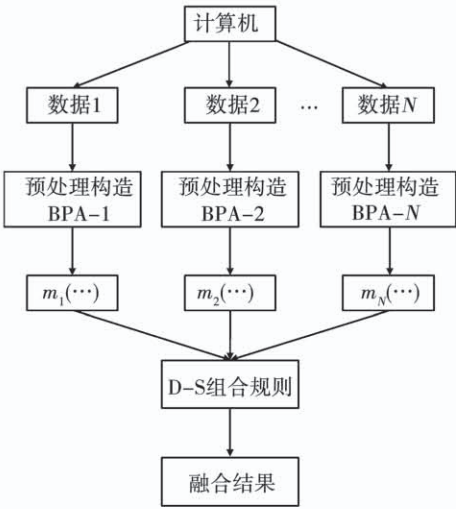


图 1 D-S 证据理论基本流程

Fig. 1 The basic flow chart of D-S evidence theory

证据体 m_1, m_2 之间的合成规则也可以表示为:

$$m(A) = m_1(A_k) \oplus m_2(B_r) \quad (4)$$

其中, $\oplus$ 表示 m_1 与 m_2 的正交和。

1.2 D-S 证据理论的缺陷

传统的 D-S 证据理论需要借助冲突因子 K 实现归一化操作, Zadeh^[17] 在研究 D-S 证据理论的实际应用中首次发现: 当 K 接近于 1 时, 证据间存在高度冲突, 该组合规则可能会合成与实际相违背的结果。这一发现不仅暴露出传统 D-S 证据理论的局限性, 也启发学者对证据理论产生质疑并不断对其进行改进^[18], D-S 证据理论的缺陷如下:

(1) 完全冲突

如表 1 所示, 在识别框架 $\Theta = \{A, B\}$ 中, 存在两条基本概率分配完全冲突的证据体。

表 1 证据完全冲突实例

Tab. 1 The examples of complete conflict between

evidences

证据	A	B
m_1	1	0
m_2	0	1

由式(3)计算出经典冲突因子 $K = 1$, 此时的归一化因子无意义, 传统的 Dempster 组合规则不能继续使用, 这种现象被称为证据间完全冲突。

(2) 一票否决

框架 $\Theta = \{A, B, C\}$ 有 3 条相互冲突的证据, 其基本概率分配情况如表 2 所示。

表 2 证据一票否决实例

Tab. 2 The examples of one vote veto between evidences

证据	A	B	C
m_1	0.98	0.01	0.01
m_2	0.80	0.10	0.10
m_3	0	0.20	0.80

表 2 中, 两条证据对事件 A 表现出很强的支持程度, 但是证据 m_3 完全否定了事件 A , 并指向了其他方向。根据经验, 有理由怀疑证据 m_3 的获取过程出现故障, 所以理论上最终融合结果应支持事件 A 。然而, 使用经典 D-S 理论融合后的结果为 $m(A) = 0, m(B) = 0.20, m(C) = 0.80$, 融合结果与经验的判断相违背, 认为事件 A 完全不可能发生, 这样的现象被称为证据间一票否决^[19]。

(3) 过分信任

设识别框架 $\Theta = \{A, B, C\}$, 其两条相冲突证据的基本概率分配情况如表 3 所示。

表 3 证据过分信任实例

Tab. 3 The examples of excessive trust between evidences

证据	A	B	C
m_1	0.98	0.02	0
m_2	0	0.02	0.98

表 3 中的两个证据分别对事件 A 和 C 有较强的支持程度,但是均认为事件 B 发生的概率很低。根据经验,通常认为事件 B 几乎不可能发生,融合的结果应该对事件 A 或 C 有较高的支持程度。然而,使用经典 D-S 理论融合后的结果为 $m(A) = 0$, $m(B) = 1$, $m(C) = 0$, 融合后的结果否定了事件 A 、 C 并完全支持事件 B ,显然不符合常理,该现象被称为证据间过分信任。

从以上 3 个例子能够发现,传统 D-S 理论在证据间存在冲突的情况下,融合各证据后会出现与常识相违背的结果,这样的结果也意味着传统 D-S 理论实施所依赖的归一化因子和证据合成规则可能均存在一定的缺陷^[20]。

1.3 D-S 证据理论经典改进

1.3.1 改进组合规则

本改进思路认为,造成证据冲突是因为传统的 D-S 证据理论提出的融合规则有所不足,从而导致高冲突证据体之间无法融合。

Yager^[21]认为证据冲突的部分对最后的融合结果没有作用,因此通过修改融合规则,把冲突证据的不确定概率赋予了未知集 U 。该方法虽然消除了 D-S 证据理论的“反直觉”问题,但是完全否定了冲突证据的可用性。孙全等人^[22]在 Yager 的基础上,提出了有效性系数,从而实现局部的冲突概率分配,把冲突概率赋予相关的子集。该方法消除了“一票否决”的缺陷,但严重削弱了原本被支持的证据 BPA,李弼程等人^[23]针对该方法提出新的证据合成规则,把冲突证据的概率加权分配给各个命题,使得最后的融合结果更为合理。张山鹰等人^[24]优化了局部冲突证据的分配,提出了吸收法。刘建强等人^[25]集合了吸收法与均值 K 系数法的优点,提出了

均值加权融合法,获得了更高的融合准确率。Martin 等人^[26]则融合了全局、局部分配,提出削弱比例冲突再分配的方法。

随着改进 D-S 理论的发展,单纯对 Dempster 组合规则进行改进的做法逐渐减少,新合成公式的提出往往结合了证据源 BPA 的改进。胡海亮等人^[27]在修正证据 BPA 的基础上提出了 3 种合成改进公式,使得融合过程变得灵活,各个证据的可信度也得到了更可靠的衡量。姚雪梅^[28]提出了改进 DS 方法 (Improve DS, IDS),并引入了阈值选择合成公式,将冲突因子 K 作为阈值,根据冲突程度的不同选择相应的组合公式融合改进后的 BPA,该方法既保留了原有 Dempster 组合规则的优势,又降低了冲突证据对于融合结果的影响。

1.3.2 改进证据源 BPA

该改进思路认为传统的 D-S 证据理论所提出的融合规则是正确的,而出现证据冲突的根源来自于证据体 BPA 的获取过程。在工业现场中,各传感器获得的数据受到测试环境与不同传感器自身特性的影响,因此需要对不同的证据来源加以不同的权重,从而尽可能的降低证据冲突的程度。

Murphy^[29]构建了新的证据组合模型,对系统中 n 个证据的 BPA 进行了平均,并使用传统的组合规则对证据进行 $n - 1$ 次合成。该方法在一定程度上消除了证据间的冲突程度,收敛速度也得到了提升。但是,证据间的简单平均并没有考虑到各证据间的联系,因此融合效果一般。邓勇等人^[30]基于 Murphy 的平均策略进行了改进,利用证据间的距离度量提出了证据的加权平均法,进一步提高了收敛速度。Jousselme^[31]提出了一种新的距离度量方法,由此衡量证据间的相似度。胡昌华等人^[32]利用 Pignistic 变换提出了新的加权改进方法。Ye 等人^[33]利用证据双修正的思想,引入 Lance 距离函数和谱角余弦函数对原证据进行修正,同时提出了新的冲突再分配策略进一步融合多源信息,从而得到高可靠性与高准确率的结果。徐孙庆等人^[34]在利用 Pignistic 概率距离的同时引入了证据间相似度、支持度、确定度、决策度以及可信度来共同确定证据的权重,使得融合结果实现高准确率的同时拥有更好的鲁棒性和收敛性。

上述学者多是利用各种距离函数或相似度函数对证据体的权重进行评估,除此以外,许多学者也利用熵值的概念进行改进。Wang 等人^[35]将邓熵与距离函数相结合,通过两次修正加权的方法获得证据体的权重,实现了高冲突证据的有效处理。Tang 等人^[36]将传感器的不确定性转换为定量的改进信度熵,作为处理冲突数据的依据,较好地解决了传感器数据融合过程中的不确定性。Yao 等人^[37]利用信度熵和似然函数的差值表示证据间不确定度,为证据修正与消除不确定性提供了新思路。除此以外,文献[38-41]都进行了相关的研究工作。

2 D-S 证据理论在燃气轮机故障诊断中的应用

2.1 燃气轮机系统故障诊断

燃气轮机系统结构复杂,耦合性强,在复杂工况下极易产生故障。因此,有必要开展燃气轮机的故障诊断与部件的状态监测。

Lu 等人^[42]利用数模结合的思想,针对燃气轮机的气路故障,将所提的简化极限学习机与粒子滤波模糊逻辑算法的初步诊断结果作为证据理论的证据体,并最终使用改进加权的 D-S 证据理论进行数据融合,有效地平衡了不同方法的故障分类精度,实现了气路故障的融合诊断决策。Wei 等人^[43]将二维全息谱与 D-S 证据理论相结合,提出了一种新的不确定性概率推理方法。Zhou 等人^[44]定义了虚拟距离度量公式,用于改进 D-S 证据理论,成功融合了燃气轮机进气口结冰与压缩机出口温度传感器故障两种情况下的多种信号源,进一步降低了燃气轮机系统故障的误报率。夏飞等人^[45]同时改进证据理论的融合规则以及证据源 BPA,并通过距离函数度量保留了一组原始证据体与新证据体共同融合,有效地提高了燃气轮机振动故障诊断的精度。梁茂宗等人^[46]针对燃气轮机滑油系统中的典型故障,研究了包括 D-S 证据理论在内的多种复合融合算法,从而提高了滑油系统典型故障的诊断容错率。陈梅珊^[47]使用支持向量回归机(Support Vector Regression, SVR)和改进 D-S 证据理论相结合的策略,构建 SVR-DS 融合故障诊断算法,对燃气轮机的进气防冰系统进行了诊断研究,成功地减少了由于防冰高

背离造成的停机。刘瑶^[48]着眼于燃气轮机多个关键部件及其多种异常状态,将 D-S 证据理论作为融合策略,结合了广义回归神经网络(Radial Basis Function Network, GRNN)、Elman 神经网络、深度置信网络的识别结果,在较大程度上提高了燃气轮机关键部件的状态识别准确率。

2.2 转子系统故障诊断

燃气轮机中的转子是整体机构设计的核心,转子系统所导致的故障高达 45% 以上,其故障率占比最高。

Tang 等人^[49]将邓熵用于量化证据理论框架中的转子信息不确定性,所得权重代表识别框架的相对尺度,从而改进信度熵,直接减小了转子信息在处理过程的损失。Jiang 等人^[50]也利用邓熵改进 D-S 证据理论对转子的故障诊断进行研究。袁倩等人^[51]借以证据理论将转子轴心轨迹图特征进行融合诊断,得到了良好的效果。Xiao^[52]利用距离函数衡量证据的可靠性,信度熵衡量不确定性,最后引入模糊偏好关系分析方法进行综合评价且产生权重,更进一步地消除了证据冲突,并成功应用于数值模拟的转子故障分析。Qin 等人^[53]将余弦相似度进行改进后与信度熵结合,对转子故障的证据体进行了两次修正,从而获得了更高的融合精度。胡金海等人^[54]把核主成分分析(Kernel Principal Components Analysis, KPCA)作为转子非线性敏感特征提取器,特征的故障敏感度作为 BPA 权重,使得包含故障信息更多的转子传感器具有更高的权重。杨跃翔等人^[55]引入证据分类的方法,通过距离函数将原始证据体分为可信证据与冲突证据,单独对故障证据修正,在转子的故障识别中取得了一定的效果。Zhou 等人^[56]利用 D-S 理论改进失效模式与效应分析(Failure Mode and Effect Analysis, FMEA)方法,在证据理论的框架下处理 FMEA 专家系统的主观不确定性,量化了专家评价结果的可信度,并成功应用于转子叶片的故障诊断中。

2.3 轴承系统故障诊断

滚动轴承作为燃气轮机的关键部件,其工作状态直接决定了燃气轮机组的运行性能。所以,轴承系统作为燃气轮机中极其复杂的一部分,需要进行精确及可靠的监测。

HUI 等人^[57]将多轴承故障分类中的数个支持向量机的冲突现象,用证据理论进行消除,细化最后的决策结果。Jiao 等人^[58]对动车轴承组进行小波去噪,并利用最小二乘支持向量机和 D-S 理论分别实现特征级与决策级信息融合,显著提高了动车组轴承的检测精度。Li 等人^[59]在利用距离函数与基尼指数改进证据理论的基础上,将特征提取能力更强的集成深度卷积网络与 D-S 理论结合,搭建了轴承多源数据融合的故障诊断新模型。Jian 等人^[60]采用深度模型进行预分类与 D-S 证据理论融合多通道结果的策略,提出了自适应一维卷积网络与宽核神经网络的深度模型。该模型在轴承变工况的条件下依然有着良好的跨域自适应能力。Wang 等人^[61]将多种单分类器组合形成混合集成分类器,使用改进的 D-S 证据理论对结果加以融合,从而构建了新的滚动轴承智能诊断方法,大大降低了错误率。Li 等人^[62]联合特征提取方法与 Yager 改进的 D-S 证据理论,构建了一种具有良好实时性的滚动轴承在线评估方法。Lu 等人^[63]将皮尔逊相关系数应用于 D-S 证据理论改进,同时引入稀疏编码器(Sparse Autoencoder, SAE),搭建了滚动轴承单故障高精确诊断方法。Tang^[64]针对轴承系统的故障特征提取问题,提出了一种特征选择反馈网络,结合改进 D-S 证据理论方法,使轴承故障诊断准确率提升的同时减少了故障特征的筛选时间。

3 总结与展望

从实际应用角度出发,D-S 证据理论应用于燃气轮机故障诊断具有以下特点:

(1) 解决了燃气轮机设备多传感器监测数据间的不确定性难以衡量的问题。证据理论可以根据信念函数将数据信息的不确定性程度转化为置信概率区间,这一特性使得设备多传感器监测数据的不确定性程度得到量化,从而使得数据在融合过程中能够实现无损传递。

(2) 充分利用多传感器监测数据,消除了信息间的冗余问题。使用多传感器监测工业设备的运行状态,尽管获得的信息更加全面,但也造成了信息间存在冗余的现象。证据组合规则有助于消除信息间的冗余问题,使得多源信息互补,得到充分利用。

(3) 多决策结果融合,提高复杂场景下燃气轮机故障诊断精度。证据理论的应用依赖于多个决策模型的预测结果,不同决策模型应对同一故障问题具有不同的决策能力,同样的决策模型对不同故障问题也具有不同的决策能力。因此,证据理论综合各决策模型的优点,提高故障诊断精度。

(4) 面对如今的大数据浪潮,数据处理效率是制约多源信息融合故障诊断技术在燃气轮机实际应用的关键因素。证据理论作为一种简洁高效的快速融合算法,对于实际现场产生的一般数据来说,计算量相对较小,运行复杂程度低,有利于大数据的高效处理,具备良好的诊断应用前景。

D-S 证据理论在工业领域的挑战与发展:

(1) 在上述系统故障中,难以针对特定的实际故障案例确定最为合适的量化算法,生成 D-S 证据理论所需的 BPA,而且往往一种 BPA 构造方法只适用于某一种特定的故障数据,泛化性差。因此,发展普适性的证据体定量构建方法是未来 D-S 证据理论在燃气轮机诊断现场应用成熟的关键之一。

(2) 确定各传感器数据的权重是消除数据冲突与不确定性的重点,然而目前的权重评估方法不尽相同,其中还有相当一部分方法仍然依赖专家经验确定权重进行加权,而尚未形成一套通用、客观且系统的传感器数据评价指标。

(3) 在进行 D-S 证据合成时,需要每条证据具有独立性,然而在现场中,燃气轮机各部件之间耦合性强,用于构成证据体的各传感器数据间存在或多或少的关联,因此很难保证各证据之间互相独立。由此,发展相关的算法实现对现场传感器信息关联性的有效消除,或对 D-S 组合规则进行优化,从而不再需要证据独立,是未来 D-S 证据理论需要进一步研究的领域。

(4) 人工智能领域特别是深度学习用于燃气轮机的诊断与监测方法得到了快速发展,而如何把深度学习强大的学习映射能力与 D-S 证据理论相结合还有待研究,目前大多数方法将深度学习作为生成 BPA 的预处理或工具,并没有将 D-S 理论的融合思想与深度学习内部的学习过程相结合,这是未来 D-S 证据理论用于故障诊断监测的发展趋势之一。

参考文献:

- [1] 姚尔昶. 我国大功率燃气轮机制造业的发展前景[J]. 汽轮机技术, 2003(2): 65-67, 101.
YAO Er-chang. Development prospect of the manufacture industry of heavy-duty gas turbine in China[J]. Turbine Technology, 2003(2): 65-67, 101.
- [2] 蒋洪德. 重型燃气轮机的现状和发展趋势[J]. 热力透平, 2012, 41(2): 83-88.
JIANG Hong-de. Development of the heavy-duty gas turbine[J]. Thermal Turbine, 2012, 41(2): 83-88.
- [3] 石 健, 王少萍, 罗雪松. 基于不确定传感器状态的机载系统多层故障诊断方法[J/OL]. 航空学报: 1-15 [2021-03-10]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.1929.V.20201209.1057.014.html>.
SHI Jian, WANG Shao-ping, LUO Xue-song. Multi-layer fault diagnosis based on sensor's uncertainty for airborne system[J/OL]. ACTA Aeronautica et Astronautica Sinica: 1-15 [2021-03-10]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.1929.V.20201209.1057.014.html>.
- [4] 喻 康. 基于信息融合的动量轮可靠性评估[D]. 成都: 电子科技大学, 2019.
YU Kang. Reliability estimation for momentum wheels based on information fusion[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2019.
- [5] 范春旸. 基于多源信息融合的井下皮带机驱动电机状态识别方法研究[D]. 徐州: 中国矿业大学, 2019.
FAN Chun-yang. Research on state recognition method of driving motor of mine belt conveyor based on multi-source information fusion[D]. Xuzhou: China University of Mining and Technology, 2019.
- [6] 张 浩. 噪声相关多源信息系统的微卡尔曼滤波融合与相对组合导航算法研究[D]. 杭州: 杭州电子科技大学, 2011.
ZHANG Hao. Micro-kalman filtering fusion for multi-source information system with correlated noises and relative integrated navigation algorithms[D]. Hangzhou: Hangzhou Electronic Science and Technology University, 2011.
- [7] CASTANEDO F. A review of data fusion techniques[J]. The Scientific World Journal, 2013: 704504.
- [8] DEMPSTER A P. Upper and lower probabilities induced by a multivalued mapping[J]. Annals of Mathematical Statistics, 1967, 38(2): 325-339.
- [9] SHAFER G. A mathematical theory of evidence[M]. Princeton: Princeton University Press, 1976.
- [10] 周志杰, 唐帅文, 胡昌华, 等. 证据推理理论及其应用[J/OL]. 自动化学报: 1-15 [2020-06-15]. <https://doi.org/10.16383/j.aas.c190676>.
ZHOU Zhi-jie, TANG Shuai-wen, HU Chang-hua, et al. Evidential reasoning theory and its applications[J/OL]. ACTA Automatica Sinica: 1-15 [2020-06-15]. <https://doi.org/10.16383/j.aas.c190676>.
- [11] 徐从富, 耿卫东, 潘云鹤. 面向数据融合的 DS 方法综述[J]. 电子学报, 2001(3): 393-396.
XU Cong-fu, GENG Wei-dong, PAN Yun-he. Review of Dempster-Shafer method for data fusion[J]. ACTA Electronica Sinica, 2001(3): 393-396.
- [12] 潘 越, 翁钢民, 李聪慧, 等. 基于 D-S 证据理论的“丝绸之路旅游带”5A 景区区位优势度测评[J]. 自然资源学报, 2020, 35(2): 297-312.
PAN Yue, WENG Gang-min, LI Cong-hui, et al. Evaluation on location advantages of 5A-grade attractions in silk road travel belt based on the D-S evidence theory[J]. Journal of Natural Resources, 2020, 35(2): 297-312.
- [13] SU Z Q, WANG F L, XIAO H, et al. A fault diagnosis model based on singular value manifold features optimized SVMs and multi-sensor information fusion[J]. Measurement Science and Technology, 2020, 31(9): 095002.
- [14] SEITI H, HAFEZALKOTOB A, HERRERA-VIDEIRA E. A novel linguistic approach for multi-granular information fusion and decision-making using risk-based linguistic D numbers[J]. Information Sciences, 2020, 530: 43-65.
- [15] QUAN J, ZHOU Y, WANG X, et al. Information fusion based on reputation and payoff promotes cooperation in spatial public goods game[J]. Applied Mathematics and Computation, 2020, 368: 124805.
- [16] NIMISHA G, ROURAB P, SATYABRATA M, et al. Fault matters: sensor data fusion for detection of faults using Dempster-Shafer theory of evidence in IoT-based applications[J]. Expert Systems with Applications, 2020, 162: 113887.
- [17] ZADEH L A. A simple view of the Dempster-Shafer theory of evidence and its implication for the rule of combination[J]. AI Magazine, 1986, 7(2): 85-90.
- [18] 李嘉仪. 基于 D-S 理论的冲突证据融合算法[D]. 哈尔滨: 黑龙江大学, 2019.
LI Jia-yi. Fusion algorithm of conflict evidence based on D-S theory[D]. Harbin: Heilongjiang University, 2019.
- [19] 廉伟健. 基于 D-S 证据理论和 SVM 的多传感器信息融合算法研究[D]. 长春: 吉林大学, 2019.
LIAN Wei-jian. Research on multi-sensor information fusion algorithm based on D-S evidence theory and SVM[D]. Changchun: Jilin University, 2019.
- [20] 孟媛媛. 基于高冲突证据修正的 D-S 证据理论及其应用研究[D]. 济南: 山东师范大学, 2018.
MENG Yuan-yuan. Research on D-S evidence theory and its ap-

- plication based on high conflict evidence modification [D]. Jinan: Shandong Normal University, 2018.
- [21] YAGER R R. On the Dempster-Shafer framework and new combination rules [J]. *Information Sciences*, 1987, 41(2): 93–137.
- [22] 孙 全, 叶秀清, 顾伟康. 一种新的基于证据理论的合成公式 [J]. *电子学报*, 2000(8): 117–119.
- SUN Quan, YE Xiu-qing, GU Wei-kang. A new combination rules of evidence theory [J]. *ACTA Electronica Sinica*, 2000(8): 117–119.
- [23] 李弼程, 王 波, 魏 俊, 等. 一种有效的证据理论合成公式 [J]. *数据采集与处理*, 2002(1): 33–36.
- LI Bi-cheng, WANG Bo, WEI Jun, et al. An efficient combination rule of evidence theory [J]. *Journal of Data Acquisition and Processing*, 2002(1): 33–36.
- [24] 张山鹰, 潘 泉, 张洪才. 证据推理冲突问题研究 [J]. *航空学报*, 2001(4): 369–372.
- ZHANG Shan-ying, PAN Quan, ZHANG Hong-cai. Conflict problem of Dempster-Shafer evidence theory [J]. *ACTA Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2001(4): 369–372.
- [25] 刘建强, 孙康茗, 赵东明, 等. 基于证据融合算法的地铁车辆轴承故障检测方法研究 [J]. *铁道学报*, 2019, 41(4): 55–63.
- LIU Jian-qiang, SUN Kang-ming, ZHAO Dong-ming, et al. Research on fault diagnosis method for bogie bearings of metro vehicle based on evidence fusion algorithm [J]. *Journal of the China Railway Society*, 2019, 41(4): 55–63.
- [26] MARTIN A, OSSWALD C. Toward a combination rule to deal with partial conflict and specificity in belief functions theory [M]. *IEEE*, 2007: 313–320.
- [27] 胡海亮, 钟求喜. 基于证据可信度的 D-S 理论改进方法 [J]. *计算机应用与软件*, 2016, 33(6): 13–15, 19.
- HU Hai-liang, ZHONG Qiu-xi. An improved method for D-S theory based on evidence credibility [J]. *Computer Applications and Software*, 2016, 33(6): 13–15, 19.
- [28] 姚雪梅. 多源数据融合的设备状态监测与智能诊断研究 [D]. 贵阳: 贵州大学, 2018.
- YAO Xue-mei. Research on equipment condition monitoring and intelligent diagnosis based on multi-source data fusion [D]. Guiyang: Guizhou University, 2018.
- [29] MURPHY C K. Combining belief function when evidence conflicts [J]. *Decision Support Systems*, 2000, 29: 1–9.
- [30] 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*, 2004, 23(1): 27–32.
- DENG Yong, SHI Wen-kang, ZHU Zhen-fu. Efficient combination approach of conflict evidence [J]. *Journal of Infrared and Millimeter Waves*, 2004, 23(1): 27–32.
- [31] JOUSSELME A L, DOMINIC G, BOSSE E. A new distance between two bodies evidence [J]. *Information Fusion*, 2001(2): 91–101.
- [32] 胡昌华, 司小胜, 周志杰, 等. 新的证据冲突衡量标准下的 D-S 改进算法 [J]. *电子学报*, 2009, 37(7): 1578–1583.
- HU Chang-hua, SI Xiao-sheng, ZHOU Zhi-jie, et al. An improved D-S algorithm under the new measure criteria of evidence conflict [J]. *ACTA Electronica Sinica*, 2009, 37(7): 1578–1583.
- [33] FANG Ye, JIE Chen, YI Bing-li, et al. Improvement of DS evidence theory for multi-sensor conflicting information [J]. *Symmetry*, 2017, 9(5): 69.
- [34] 徐孙庆, 耿俊豹, 魏曙寰, 等. 一种改进的 D-S 冲突证据合成方法 [J]. *火力与指挥控制*, 2019, 44(10): 84–88.
- XU Sun-qing, GENG Jun-bao, WEI Shu-huan, et al. An improved D-S conflicting evidence combination method [J]. *Fire Control & Command Control*. 2019, 44(10): 84–88.
- [35] WANG Jian-wei, XIAO Fu-yuan, DENG Xin-yang, et al. Weighted evidence combination based on distance of evidence and entropy function [J]. *International Journal of Distributed Sensor Networks*, 2016, 12(7): 3218784.
- [36] TANG Y, ZHOU D, HE Z, et al. An improved belief entropy-based uncertainty management approach for sensor data fusion [J]. *International Journal of Distributed Sensor Networks*, 2017, 13(7): 1550147717718497.
- [37] YAO Feng, WANG Fei, ZHANG Ming-jun. Weak thruster fault detection for autonomous underwater vehicle based on artificial immune and signal pre-processing [J]. *Advances in Mechanical Engineering*, 2018, 10(2): 16887814018758739.
- [38] HUANG Min, LIU Zhen. Research on mechanical fault prediction method based on multifeature fusion of vibration sensing data [J]. *Sensors*, 2019, 20(1): 6.
- [39] LEI Chen, LING Diao, JUN Sang. Weighted evidence combination rule based on evidence distance and uncertainty measure: an application in fault diagnosis [J]. *Mathematical Problems in Engineering*, 2018: 5858272.
- [40] XIAO Fu-yuan, QIN Bo-wen. A weighted combination method for conflicting evidence in multi-sensor data fusion [J]. *Sensors*, 2018, 18(5): 1487.
- [41] CHEN J, MA B, YAN S, et al. A permutation entropy-based importance measure for condition monitoring data fusion in fault diagnosis [C]//2019 Prognostics and System Health Management Conference (PHM-Qingdao), IEEE, 2019.
- [42] LU F, JIANG C, HUANG J, et al. A novel data hierarchical fusion method for gas turbine engine performance fault diagnosis [J]. *Energies*, 2016, 9(10): 828.
- [43] WEI Y, WANG X, KONG Y, et al. A probability uncertainty method of fault classification for steam turbine generator set based on Bayes and Holospectrum [J]. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part C: Journal of Mechanical Engineering*

- Science, 2016, 230(20): 3767–3776.
- [44] ZHOU D, WEI T, ZHANG H, et al. An information fusion model based on Dempster-Shafer evidence theory for equipment diagnosis[J]. ASCE-ASME Journal of Risk and Uncertainty in Engineering Systems, Part B: Mechanical Engineering, 2018, 4(2): 021005.
- [45] 夏 飞, 孟 娟, 杨 平, 等. 改进 D-S 证据理论在振动故障诊断中的应用[J]. 电子测量与仪器学报, 2018, 32(7): 171–179.
- XIA Fei, MENG Juan, YANG Ping, et al. Application of improved D-S evidence theory in vibration fault diagnosis[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2018, 32(7): 171–179.
- [46] 梁茂宗, 周登极, 张会生, 等. 基于改进 D-S 证据理论的燃气轮机滑油系统故障诊断[J]. 燃气轮机技术, 2018, 31(2): 17–22, 36.
- LIANG Mao-zong, ZHOU Deng-ji, ZHANG Hui-sheng, et al. Gas turbine lubricating oil system fault diagnosis based on improved D-S evidence theory[J]. Gas Turbine Technology, 2018, 31(2): 17–22, 36.
- [47] 陈梅珊. 基于证据理论的燃气轮机信息融合故障诊断方法研究[D]. 上海: 上海交通大学, 2016.
- CHEN Mei-shan. Research on fault diagnosis method of gas turbine information fusion based on evidence theory[D]. Shanghai: Shanghai Jiaotong University, 2016.
- [48] 刘 瑶. 燃气轮机关键部件状态识别技术研究[D]. 沈阳: 沈阳航空航天大学, 2018.
- LIU Yao. Research on state recognition technology of key components of gas turbine[D]. Shenyang: Shenyang Aerospace University, 2018.
- [49] TANG Y, ZHOU D, XU S, et al. A weighted belief entropy-based uncertainty measure for multi-sensor data fusion[J]. Sensors, 2017, 17(4): 928.
- [50] JIANG W, WEI B, XIE C, et al. An evidential sensor fusion method in fault diagnosis[J]. Advances in Mechanical Engineering, 2016, 8(3): 1687814016641820.
- [51] 袁 倩, 孙冬梅, 范 文. 基于 D-S 证据理论的轴心轨迹自动识别方法[J]. 机床与液压, 2017, 45(7): 167–171, 139.
- YUAN Qian, SUN Dong-mei, FAN Wen. Automatic identification method of axis orbits based on D-S evidential theory[J]. Machine Tool & Hydraulics, 2017, 45(7): 167–171, 139.
- [52] XIAO F. A novel evidence theory and fuzzy preference approach-based multi-sensor data fusion technique for fault diagnosis[J]. Sensors, 2017, 17(11): 2504.
- [53] XIAO F, QIN B. A weighted combination method for conflicting evidence in multi-sensor data fusion[J]. Sensors, 2018, 18(5): 1487.
- [54] 胡金海, 高星伟, 张 驭, 等. 基于故障敏感度的证据权重计算方法及其应用[J]. 振动. 测试与诊断, 2017, 37(3): 539–546, 631.
- HU Jin-hai, GAO Xing-wei, ZHANG Yu, et al. The calculating method and application of evidence weight based on fault sensitivity[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2017, 37(3): 539–546, 631.
- [55] 杨跃翔, 崔清德, 赵庆亮. 一种基于证据融合的故障诊断方法[J]. 北京化工大学学报(自然科学版), 2018, 45(2): 77–81.
- YANG Yue-xiang, CUI Qing-de, ZHAO Qing-liang. A fault diagnosis method based on evidence fusion[J]. Journal of Beijing University of Chemical Technology (Natural Science Edition), 2018, 45(2): 77–81.
- [56] ZHOU X, TANG Y. Modeling and fusing the uncertainty of FMEA experts using an entropy-like measure with an application in fault evaluation of aircraft turbine rotor blades[J]. Entropy, 2018, 20(11): 864.
- [57] HUI K H, LIM M H, LEONG M S, et al. Dempster-Shafer evidence theory for multi-bearing faults diagnosis[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2017, 57: 160–170.
- [58] JIAO J, YUE J, PEI D. Multi-sensor information fusion method for vibration fault diagnosis of rolling bearing[J]. IOP Conference Series: Materials Science and Engineering, 2017, 241(1): 012034.
- [59] LI S, LIU G, TANG X, et al. An ensemble deep convolutional neural network model with improved D-S evidence fusion for bearing fault diagnosis[J]. Sensors, 2017, 17(8): 1729.
- [60] JIAN X, LI W, GUO X, et al. Fault diagnosis of motor bearings based on a one-dimensional fusion neural network[J]. Sensors, 2019, 19(1): 122.
- [61] WANG Y, LIU F, ZHU A. Bearing fault diagnosis based on a hybrid classifier ensemble approach and the improved Dempster-Shafer theory[J]. Sensors, 2019, 19(9): 2097.
- [62] LI J, YING Y, REN Y, et al. Research on rolling bearing fault diagnosis based on multi-dimensional feature extraction and evidence fusion theory[J]. Royal Society Open Science, 2019, 6(2): 181488.
- [63] LU J, ZHANG H, TANG X. A novel method for intelligent single fault detection of bearings using SAE and improved D-S evidence theory[J]. Entropy, 2019, 21(7): 687.
- [64] TANG X, GU X, WANG J, et al. A bearing fault diagnosis method based on feature selection feedback network and improved D-S evidence fusion[J]. IEEE Access, 2020, 8: 20523–20536.