

基于改进 D-S 证据理论的燃气轮机滑油系统故障诊断

梁茂宗¹, 周登极¹, 张会生¹, 魏芳^{2,3}

(1. 上海交通大学 燃气轮机研究院, 上海 200240;

2. 中国航发商用航空发动机有限责任公司, 上海 201108;

3. 上海商用飞机发动机工程技术研究中心, 上海 201108)

摘要: 本文使用 D-S 证据理论决策层融合结构融合了 4 种经典信息融合算法, 对滑油系统典型故障进行诊断。为解决证据冲突问题, 本文对 D-S 证据理论公式进行了改进, 并验证了改进公式在特征层和决策层的融合效果。结论表明本文提出的 D-S 证据理论改进方法能够较好地解决证据冲突带来的问题, 可以提高诊断正确率; 证据理论在决策层融合中的优势较为明显, 应用于多种方法诊断结果的决策层融合可以提高诊断的容错性。

关键词: 故障诊断; 改进 D-S 证据理论; 贝叶斯网络; 神经网络; 模糊逻辑

中图分类号: V233.4+4

文献标志码: A

文章编号: 1009-2889(2018)02-0017-06

信息融合是利用计算及技术对多源观测信息在一定准则下加以自动分析综合, 以完成所需的决策和估计任务而进行的信息处理过程^[1-2]。其目的是得到比单一信息源更精确更可靠的状态估计或推理决策信息。故障诊断过程实际上是一个完整的信息运动过程, 也是一个多源信息融合过程, 将信息融合技术应用于故障诊断能够充分利用多源数据的冗余性、互补性和计算机高速运算能力, 可得出更准确更可靠的故障诊断结果^[3]。信息融合故障诊断的核心思想是将历史信息、经验知识等先验信息存储在算法参数中, 通过融合多源故障特征信息实现故障诊断, 因此可以通过信息融合技术有效解决燃气轮机故障诊断中许多传统方法难以解决的问题。

近年来, 信息融合技术在可靠性评估^[4-5]、谈判决策^[6]、战场态势评估^[7]等方面得到了广泛应用。在故障诊断领域, Xue Hongtao 以支持向量机 (Support Vector Machine, SVM) 对多传感器无量纲特征参数进行融合得到综合特征参数, 再以模糊诊

断方法融合综合特征参数, 实现滚动轴承故障诊断^[8]。Tao Jie 提出了一种使用多重振动信号和深度信念网络 (Deep Belief Network, DBN) 的新型故障诊断方法, 将该方法与 SVM 等方法进行了比较^[9]。Cui Wenbin 提出了基于信息融合的改进遗传算法, 证明遗传算法在优化过程中可能落入局部最优的情况可以通过多源信息融合来有效克服^[10]。此外 D-S 证据理论在决策层融合结构中的应用也越来越受到重视, 如陈恬使用自组织竞争神经网络 (Self-Organizing Map, SOM) 和反向传播 (Back Propagation, BP) 神经网络对航空发动气路故障诊断, 并使用 D-S 证据理论对诊断结果进行决策级融合^[11]。Yan Tao 提出了基于模神经网络的局部故障检测和基于 D-S 证据理论的决策融合的机载航空电子设备故障诊断方案, 可以明显提高诊断可信度^[12]。胡金海等研究了 D-S 证据理论对 3 个振动传感器诊断结果的决策级融合, 并对合成规则进行了改进^[13]。

D-S 证据理论自提出以来面临证据冲突情况下

收稿日期: 2017-12-17 **改稿日期:** 2018-01-23

基金项目: 上海市科学技术委员会 (15JC1404200), 中国博士后科学基金会 (2016M601593)。

作者简介: 梁茂宗 (1993—), 男, 硕士研究生, 甘肃会宁人, 主要从事燃气轮机信息融合故障诊断研究; 通信作者: 周登极 (1989—), 男, 博士后, 江苏南京人, 主要从事燃气轮机性能仿真和维护理论、信息融合故障诊断研究, E-mail: ZhouDJ@sjtu.edu.cn。

合成规则无法使用的问题。Zadeh 最早提出了经典 D-S 证据理论合成规则的一种悖论^[14],为了解决证据冲突带来的问题,人们尝试了多种 D-S 证据理论改进方法,以求合成规则能够更符合人们的推理习惯,杨风暴^[15]、缪燕子^[16]、王俊松^[17]等人分别在其著作或论文中对目前证据理论中证据冲突的解决方法进行了归纳和总结。截止目前,改进思路大致分为两种,第一种思路认为经典的 D-S 证据理论合成规则存在问题,研究重点在于对经典合成规则的修改,如 Yager 方法^[18]和 Dubios 方法^[19];另一种思路认为合成规则没有问题,而是需要对证据进行预处理,再使用经典合成规则合成,Murphy 最早提出了这种处理方法^[20],后来一些学者对证据之间的相关性进行了研究,提出了一系列证据间距离^[21]和证据权的概念^[22]用于改进 D-S 证据理论。

通过文献调研可以发现,信息融合方法在故障诊断领域的研究越来越受到重视,使用 D-S 证据理论对多方法共同诊断结果进行融合的结构成为了提高诊断正确率的有效手段。但是 D-S 证据理论在燃气轮机和航空发动机滑油系统故障诊断中的应用还不够充分,而 D-S 证据理论面临的证据冲突问题还需要进一步探索解决。因此本文首先研究了信息融合故障诊断的算法,使用多种特征层信息融合方法,对滑油系统典型故障进行了诊断,然后通过 D-S 证据理论决策层融合搭建了融合结构,并对 D-S 证据理论合成规则进行了改进,从而实现了决策层融合,最终结果证明,改进的 D-S 证据理论决策层可以提高诊断方法的容错性。

1 滑油系统故障的信息融合诊断方法

燃气轮机和航空发动机的滑油系统的作用是轴承润滑、冷却、清洁和防腐,同时还为其他系统提供工作介质和起封严作用。由于燃气轮机和航空发动机的转子在高速下工作,因此滑油系统是其重要的生命保障系统,需要较高的安全性和可靠性^[23],其监测参数少,故障随机性大,故障特征既可能包含传感器监测信息,也可能包含维护检测结论,因此需要信息融合算法能够将经验知识和历史信息准确地存储在算法参数中。

1.1 故障诊断的先验信息

文献[24]中已使用模糊逻辑方法对某滑油系统故障进行诊断,该滑油系统的故障原因如表 1 所示,故障特征如表 2 所示。

表 1 滑油系统故障原因列表

故障代码	故障原因
y_1	进油泵出油单向活门不密封
y_2	散热器界面单向活门不密封
y_3	离心活门薄膜破裂
y_4	轴承机匣内腔压力大
y_5	三级回油泵效率低

表 2 滑油系统故障特征列表

特征代码	故障特征
x_1	涡轮下部喷油管内积油
x_2	压缩器进口处,前油箱下蒙皮处有滑油
x_3	机组后涡轮机匣有滑油痕迹
x_4	后减荷腔冒白烟
x_5	离心通风器的排气孔出油珠
x_6	隐射管喷出紫色烟雾
x_7	运行时滑油消耗大

可利用的先验信息有两部分,一部分为某维修厂对历年滑油系统故障进行了数据统计,如表 3 所示。另一部分为专家经验知识,专家知识以故障特征对故障模式的隶属度矩阵形式给出。

表 3 历史故障数据统计表

	y_1	y_2	y_3	y_4	y_5
x_1	3	2	0	0	0
x_2	1	2	0	1	0
x_3	0	1	3	0	0
x_4	3	0	0	5	1
x_5	2	0	3	5	0
x_6	3	0	3	0	2
x_7	0	2	0	0	3

文献[24]中,经专家评判得到诊断矩阵 S :

$$S = \begin{bmatrix} 0.75 & 0.25 & 0 & 0 & 0 \\ 0.20 & 0.70 & 0 & 0.10 & 0 \\ 0 & 0.20 & 0.80 & 0 & 0 \\ 0.25 & 0 & 0 & 0.67 & 0.08 \\ 0.12 & 0 & 0.20 & 0.68 & 0 \\ 0.22 & 0 & 0.65 & 0 & 0.13 \\ 0.22 & 0.10 & 0.10 & 0 & 0.58 \end{bmatrix} \quad (1)$$

1.2 故障诊断的信息融合算法

1.2.1 模糊逻辑

模糊逻辑诊断通过某些特征的隶属度求取故障原因隶属度,表征故障存在的倾向性。

设某系统的故障原因集合为:

$$Y = \{y_1, y_2, \dots, y_n\} \quad (2)$$

这些故障原因引起的特征集合为:

$$X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\} \quad (3)$$

当得到特征样本 X , 同时得到 X 各分量对特征的隶属度 $\mu_{x_i}(x_i)$, 则构成故障特征模糊矢量为:

$$X = \{\mu_{x_1}(x_1), \mu_{x_2}(x_2), \dots, \mu_{x_m}(x_m)\} \quad (4)$$

假设该特征样本为故障原因 y 所产生, y 对各种故障原因的隶属度为 $\mu_{y_i}(y_i)$, 则构成了故障原因模糊矢量:

$$Y = \{\mu_{y_1}(y_1), \mu_{y_2}(y_2), \dots, \mu_{y_m}(y_m)\} \quad (5)$$

由模糊逻辑数学原理可以得到 X 和 Y 之间的关系为:

$$Y = X \circ R \quad (6)$$

上式称为模糊关系方程, 其中符号“ $\circ$ ”表示模糊逻辑操作数, R 为模糊诊断矩阵, 可通过专家评判或历史数据统计方法得出, 其具体形式为:

$$R = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & \dots & r_{1n} \\ r_{21} & r_{22} & \dots & r_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ r_{m1} & r_{m2} & \dots & r_{mn} \end{bmatrix} \quad (7)$$

式中 $0 \leq r_{ij} \leq 1$, 表示第 i 种特征对第 j 种原因的隶属度。通过对多种特征合成的故障隶属度分析判断, 可以得出具体的诊断结果。

模糊逻辑算法的关键参数是求取模糊逻辑诊断关系矩阵, 文献[24]采用该方法单独对滑油系统故障进行了诊断, 此处列出作为对比。首先对表3中数据使用式(8)求取经验隶属度值, 得到经验诊断矩阵 V 。

$$v_{ij} = \frac{\text{第 } i \text{ 征兆属于第 } j \text{ 原因次数}}{\text{第 } i \text{ 征兆出现总次数}} \quad (8)$$

$$V = \begin{bmatrix} 0.60 & 0.40 & 0 & 0 & 0 \\ 0.25 & 0.50 & 0 & 0.25 & 0 \\ 0 & 0.25 & 0.75 & 0 & 0 \\ 0.33 & 0 & 0 & 0.56 & 0.11 \\ 0.20 & 0 & 0.30 & 0.50 & 0 \\ 0.37 & 0 & 0.38 & 0 & 0.25 \\ 0 & 0.40 & 0 & 0 & 0.60 \end{bmatrix} \quad (9)$$

对统计方法设定权重为 0.4, 专家评判权重为 0.6, 则最终模糊诊断关系矩阵为:

$$R = \begin{bmatrix} 0.69 & 0.31 & 0 & 0 & 0 \\ 0.22 & 0.62 & 0 & 0.16 & 0 \\ 0 & 0.22 & 0.78 & 0 & 0 \\ 0.28 & 0 & 0 & 0.63 & 0.09 \\ 0.15 & 0 & 0.24 & 0.61 & 0 \\ 0.28 & 0 & 0.54 & 0 & 0.18 \\ 0.13 & 0.22 & 0.06 & 0 & 0.59 \end{bmatrix} \quad (10)$$

采用式(6)求取故障隶属度值, 其中模糊逻辑操作数选用点乘, 故障判断依据选用最大隶属度原则。

1.2.2 贝叶斯网络

贝叶斯网络是一种有向无环图结构 (Directed Acyclic Graph, DAG), 节点代表问题域的随机变量, 有向边表示节点间的依赖关系, DAG 规定了其中的每个节点 V_i 条件独立于由其父节点 $Pa(V_i)$ 给定的非后代节点构成的任何节点子集。每个节点有一个条件概率表 (Conditional Probabilities Table, CPT), 条件概率用 $p(V_i | Pa(V_i))$ 描述, 没有父节点的节点, 其条件概率则为其先验概率。

下式依据先验概率信息和节点的取值计算其他任意节点的概率:

$$p(V_1, V_2, \dots, V_k) = \prod_{i=1}^k p(V_i | Pa(V_i)) \quad (11)$$

贝叶斯网络参数整定分为 DAG 和 CPT 两部分。构建如图1贝叶斯网络, 父节点为7个故障特征节点 E_i , 子节点为5个故障原因节点 D_i , 有向边依据矩阵 R 中非零元素确定。对 D_i 的父节点取不同状态(0或1, 非父节点默认取0)构造特征矢量, 与矩阵 R 相乘得到故障原因隶属度, 定义故障原因节点 D_i 条件概率为:

$$p(D_i | \sim) = \frac{\mu_{y_i}(y_i)}{\sum \mu_{y_i}(y_i)} \quad (12)$$

考虑到故障特征出现是小概率事件 M , 当 $p(M)$ 较小时, 使用下式定义父节点先验概率是可行的:

$$p(E_i) = p(M) \cdot p(E_i | M) \quad (13)$$

其中条件概率 $p(E_i | M)$ 通过表3中故障特征出现次数统计结果计算。本文中取 $p(M) = 0.01$ 。通过上述方法构造 DAG 和 CPT 后, 采用贝叶斯网络 MATLAB 工具包建模, 可以对不同特征下的故障原因进行推理, 依据概率最大原则确定故障原因。

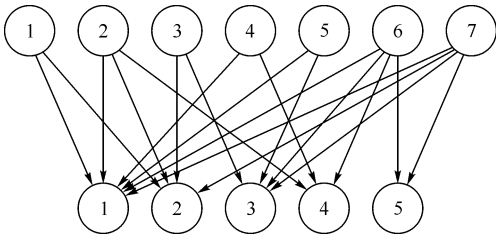


图 1 滑油系统故障诊断贝叶斯网络

1.2.3 BP 神经网络

BP 神经网络是一种误差纠正学习的前馈神经网络,是目前故障诊断中应用最多、最成熟的一种神经网络模型,典型的三层前馈型 BP 神经网络由输入层、隐含层和输出层构成,代表输入输出之间变换关系的知识存储在神经元的连接强度上。

神经网络的参数整定需要确定网络结构并对其训练。使用不同特征矢量及模糊逻辑诊断输出产生 127 个训练样本,训练一个 3 层 BP 神经网络,隐含层节点数为 10,设置其训练精度为 0.01。诊断时,以特征矢量作为输入,取神经网络输出值最大值对应的故障原因作为诊断结论。

1.2.4 D-S 证据理论及其改进

D-S 证据理论中,研究对象的离散取值范围成为识别框架:

$$\Omega = [\omega_1, \omega_2, \cdots, \omega_n] \tag{14}$$

在识别框架中的元素称为基元。对具体的故障诊断问题,对应于可能出现的故障模式,识别框架对应于所有可能出现的故障模式的并集。

设如果 Ω 的幂集 2^Ω 到闭区间 $[0,1]$ 的函数 m 满足:

$$\begin{cases} m(\varnothing) = 0 \\ \sum_{A \subseteq \Omega} m(A) = 1 \end{cases} \tag{15}$$

则称 m 为识别框架 Ω 上的基本概率分配 (Basic Probability Assignment, BPA) 或 mass 函数。对于 $\forall A \subseteq \Omega$,若 $m(A) > 0$,则称 A 为焦元。

设 $m_1, m_2, \cdots, m_N$ 同一识别框架 Ω 上的 n 组基本概率分配,焦元分别为 $A_i (i = 1, 2, \cdots, N)$,则证据理论规则为:

$$\begin{cases} m(A) = \frac{\sum_{\cap A_i = A} \prod_{1 \leq i \leq N} m_i(A_i)}{1 - k}, A \neq \varnothing \\ k = \sum_{\cap A_i = \varnothing} \prod_{1 \leq i \leq N} m_i(A_i), k \neq 1 \end{cases} \tag{16}$$

对于 D-S 证据理论合成规则的改进研究,本文认为,第一,证据本身存在可信度问题,在合成之前

需要对证据进行预处理,以实现证据的“资格认定”,这种“资格认定”,可以是作为最终决策者的人,也可以由证据之间的关系进行认定,例如证据支持度、证据相似系数等。第二,证据冲突的本质来源是焦元彼此之间的集合关系,因此可以按照融合前各焦元的 mass 函数作为权对 k 进行平均分配。

因此,本文认为合成规则应该包含两部分,一部分处理一致信息,通过 mass 函数乘法用算法实现决策极化性,另一部分处理冲突信息,以融合前 mass 函数为权平均分配。合成规则如下:

$$m(A) = \sum_{\cap A_i = A} \prod_{1 \leq i \leq N} m_i(A_i) + \frac{\sum_{\cap A_i = A} m_i(A)}{\sum m_i(A_i)} \cdot k \tag{17}$$

证据理论 的参数整定需要确定识别框架和 BPA,本文使用故障模式单基焦元作为识别框架, BPA 通过先验知识经过适当修正确定。文献[13]认为对证据 BPA 进行适当修改从而避免证据冲突是可行的,因此通过经验知识对 R 进行修改,对其中的 0 元素赋予适当小的值作为其 m 函数值以避免证据完全冲突。表 4 给出了不同故障特征对故障原因的 BPA,对某一故障事件,将其故障特征选为一组证据,使用证据理论公式对 BPA 进行合成,单特征故障事件则只有一个证据,无需使用证据理论融合。诊断结果以合成 m 函数值最大为对应的故障原因。

表 4 证据理论 BPA

	y_1	y_2	y_3	y_4	y_5
x_1	0.595	0.255	0.050	0.050	0.050
x_2	0.200	0.570	0.050	0.130	0.050
x_3	0.050	0.170	0.680	0.050	0.050
x_4	0.260	0.050	0.050	0.545	0.095
x_5	0.130	0.050	0.220	0.560	0.040
x_6	0.250	0.050	0.510	0.010	0.150
x_7	0.130	0.210	0.070	0.010	0.580

1.3 D-S 证据理论决策层融合结构

对前述 4 种方法的诊断结果进行决策层融合,将 4 种方法诊断结果表示为识别框架和 BPA 形式,输入 D-S 证据理论最终融合得出诊断结论。其融合结构如图 2 所示。

对于决策层的 D-S 证据理论融合,其识别框架不变,BPA 通过单个融合算法的输出结果得出,设某方法诊断结论输出矢量为:

$$d_i = (d_1, d_2, d_3, d_4, d_5) \tag{18}$$

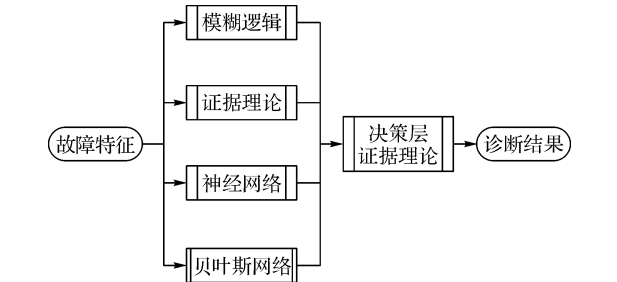


图 2 D-S 证据理论决策层融合结构

则通过下式对其进行证据理论描述,转换为该方法对故障原因的 BPA:

$$m_i(y_j) = \frac{d_j}{\sum_{j=1}^5 d_j}$$

(19)

2 诊断结果及分析

2.1 诊断结果

文献[24]中记录了某滑油系统发生的 10 次故障数据,经过维检确认,10 次故障的特征和实际故障原因如表 5 所示,以此作为依据对比算法诊断效果。

表 5 某滑油系统历史故障数据

序号	故障特征	实际故障原因
1	x_3, x_7	y_3
2	x_1	y_1
3	x_2, x_3	y_3
4	x_4	y_4
5	x_4, x_6, x_7	y_5
6	x_2	y_2
7	x_4, x_5	y_4
8	x_2, x_5	y_4
9	x_1, x_3	y_3
10	x_3, x_4	y_3

分别使用模糊逻辑 (Fuzzy)、贝叶斯网络 (BNT)、神经网络 (NN)、经典 D-S 证据理论 (DS_{tr}) 和改进后的 D-S 证据理论 (DS_{im}) 单独对表 5 中的案例进行验证,诊断错误的结论用方框标注,详见表 6。

表 6 中,如果单独使用 4 种方法对 10 组故障案例进行诊断,模糊逻辑诊断正确率为 90%;贝叶斯网络诊断正确率为 70%;神经网络诊断正确率为 80%;特征层使用经典证据理论诊断正确率为 70%;而使用改进 D-S 证据理论诊断正确率为 90%。

表 6 单独诊断结论对比

序号	Fuzzy	BNT	NN	DS_{tr}	DS_{im}
1	y_3	y_5	y_3	y_3	y_3
2	y_1	y_1	y_1	y_1	y_1
3	y_2	y_3	y_3	y_2	y_2
4	y_4	y_4	y_4	y_4	y_4
5	y_5	y_4	y_1	y_1	y_5
6	y_2	y_2	y_2	y_2	y_2
7	y_4	y_4	y_4	y_4	y_4
8	y_4	y_2	y_4	y_4	y_4
9	y_3	y_3	y_3	y_2	y_3
10	y_3	y_3	y_4	y_3	y_3

如果采用经典 D-S 证据理论对模糊逻辑 (Fuzzy)、贝叶斯网络 (BNT)、神经网络 (NN)、经典 D-S 证据理论 (DS_{tr}) 的诊断结果进行决策层融合,最终诊断正确率为 90%,而如果在特征层和决策层都采用改进 D-S 证据理论 (DS_{im}),最终诊断正确率也可以保持在 90%,详见表 7。

表 7 改进前后的 D-S 证据理论在决策层融合结果对比证

序号	特征层 DS_{tr} + 决策层 DS_{tr}	特征层 DS_{im} + 决策层 DS_{im}
1	y_3	y_3
2	y_1	y_1
3	y_2	y_3
4	y_4	y_4
5	y_5	y_5
6	y_2	y_2
7	y_4	y_4
8	y_4	y_5
9	y_3	y_3
10	y_3	y_3

2.2 结果分析与讨论

分析几种算法的优缺点,模糊逻辑诊断是文献 [24]中使用的方法,当历史故障数据和专家评判相对准确时,其诊断结果是较为准确的;双层节点的贝叶斯网络由于 CPT 数据构造困难且需求量大,相对于其他方法不具有优势,本文中由于构造 CPT 的原始数据较少,贝叶斯网络诊断结果不理想;神经网络的通用性比较强,但在本文案例中存在样本缺少的问题;特征层使用 D-S 证据理论最大的缺陷在于 BPA 构造困难,尽管经过 BPA 修正避免了证据完全冲突,但是使用经典 D-S 证据理论,证据冲突依旧存在且冲突分配不合理,所以其诊断正确率较低;而

使用了改进的 D-S 证据理论,冲突分配更合理,有效处理了冲突信息,提高诊断正确率。

表 7 充分体现了采用经典 D-S 证据理论进行决策层融合的优势,即使存在 2 个正确率较低的证据时,最终仍然能够保持较高的正确率。而当特征层和决策层都是用改进后的 D-S 证据理论,最终融合诊断正确率也可保持较高。

经过不同算法的诊断结果对比,以诊断正确率为评价标准时,模糊逻辑和改进的 D-S 证据理论更适宜于滑油系统故障诊断,而无论经典 D-S 证据理论还是改进后的 D-S 证据理论,都可以对多种诊断方法的结论进行决策级融合,这种多方法诊断结果的决策层融合结构能够降低方法带入的诊断错误,提高容错性。

3 小结

本文使用 D-S 证据理论决策层融合结构融合了模糊逻辑、神经网络、贝叶斯网格、D-S 证据理论 4 种经典信息融合算法,对滑油系统典型故障进行诊断。为解决证据冲突问题,本文对 D-S 证据理论公式进行了改进。通过 10 组滑油系统真实故障案例,对比了融合效果,本文的结论为:

(1) 本文提出的 D-S 证据理论能够较好地解决证据冲突带来的问题,可以提高诊断正确率。

(2) D-S 证据理论在决策层融合中的优势较为明显,应用于多种方法诊断结果的决策层融合可以提高算法的容错性。

参考文献:

- [1] 涂小强. 信息融合的原理与方法概述 [J]. 电讯技术, 2000, 40 (3): 1-6.
- [2] 潘泉, 王增福, 梁彦, 等. 信息融合理论的基本方法(II) [J]. 控制理论与应用, 2012, 29(10): 1233-1244.
- [3] 沈怀荣, 杨露, 周伟静, 等. 信息融合故障诊断技术 [M]. 北京: 科学出版社, 2013.
- [4] 锁斌. 基于证据理论的不确定性量化方法及其在可靠性工程中的应用研究 [D]. 绵阳: 中国工程物理研究院, 2012.
- [5] SUN Y, GUO J. Reliability assessment based on DS evidence theory [C]//8th International Conference on Reliability, Maintainability and Safety. Chendu, IEEE, 2009: 411-414.
- [6] 胡应兰. 基于 D-S 证据理论的多 Agent 辩论谈判策略研究

[D]; 北京: 北京工业大学, 2014.

- [7] 王琳, 寇英信. Dempster-Shafer 证据理论在空战态势评估方面的应用 [J]. 电光与控制, 2007, 14(6): 155-157.
- [8] XUE H, LI Z, LI Y, et al. A fuzzy diagnosis of multi-fault state based on information fusion from multiple sensors [J]. Journal of Vibroengineering, 2016, 18(4): 2135-2148.
- [9] TAO J, LIU Y, YANG D. Bearing fault diagnosis based on deep belief network and multisensor information fusion [J]. Shock and Vibration, 2016, 2016(7): 1-9.
- [10] CUI W, YE Z, PENG L. Aero-engine gas path fault diagnosis based on genetic algorithm of information fusion [J]. Journal of Aerospace Power, 2015, 30(5): 1275-1280.
- [11] YAN T, ZHAO W, HU X, et al. Fault diagnosis of avionic devices based on information fusion technology [J]. Journal of University of Electronic Science and Technology of China, 2015, 44(3): 392-396.
- [12] 陈恬, 孙健国, 郝英. 基于神经网络和证据融合理论的航空发动机气路故障诊断 [J]. 航空学报, 2006, 27(6): 1014-1017.
- [13] 胡金海, 余治国, 翟旭升, 等. 基于改进 D-S 证据理论的航空发动机转子故障决策融合诊断研究 [J]. 航空学报, 2014, 35(2): 436-443.
- [14] ZADEH L A. Review of a mathematical theory of evidence [J]. Ai Magazine, 1984, 5(3): 235-247.
- [15] 杨风暴, 王肖霞. D-S 证据理论的冲突合成方法 [M]. 北京: 国防工业出版社, 2010.
- [16] 缪燕子, 方健, 马小平. D-S 证据理论融合技术及其应用 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2013.
- [17] 王俊松, 李建林. D-S 证据理论改进方案综述 [J]. 信息化研究, 2011, 37(6): 4-7.
- [18] YAGER R R. On the Dempster-Shafer framework and new combination rules [J]. Information Sciences, 1987, 41(2): 93-137.
- [19] DUBOIS D, PRADE H. Representation and combination of uncertainty with belief functions and possibility measures [J]. Computational Intelligence, 2010, 4(3): 244-264.
- [20] MURPHY C K. Combining belief functions when evidence conflicts [J]. Decision Support Systems, 2000, 29(1): 1-9.
- [21] 李文立, 郭凯红. D-S 证据理论合成规则及冲突问题 [J]. 系统工程理论与实践, 2010, 30(8): 1422-1432.
- [22] 刘海燕, 赵宗贵, 刘熹. D-S 证据理论中冲突证据的合成方法 [J]. 电子科技大学学报, 2008, 37(5): 701-704.
- [23] 邓明. 航空燃气涡轮发动机原理与构造 [M]. 北京: 国防工业出版社, 2008.
- [24] 张凤鸣, 惠晓滨. 航空装备故障诊断学 [M]. 北京: 国防工业出版社, 2010.

(下转第 36 页)

Effect of the Inlet Air Heating on Part Load Performance of a Combined Cooling, Heating and Power (CCHP) System Driven by the Small Scale Gas Turbine

CHEN Qiang¹, HAN Wei², LIU Runze¹, WANG Zefeng²

(1. China United Gas Turbine Technology Corporation, Beijing 102209, China;

2. Insititute of Engineering Thermophysics, Chinese Academy of Science, Beijing 100190, China)

Abstract: The combined cooling, heating and power (CCHP) system driven by a small scale gas turbine is a booming new technology for efficient and clean production of energy. However, because of the fluctuations in the energy demand, the CCHP system frequently runs under off design points, especially under part load conditions, which results in performance deterioration. This paper presents a novel power regulation method of compressor inlet air heating for the part load operation of the CCHP system. The novel method is performed by recirculating a fraction of the low temperature exhaust gas to the inlet of the gas turbine and thereby adjusting the inlet air temperature. A mathematical model of the CCHP system was set up, of which the small scale gas turbine OPRA16 simulation was implemented using the GateCycle software and calibrated by the real gas turbine data. The part load performance of the CCHP system by the novel power reduction method was compared with the conventional fuel flow method systematical implemented on most engines. Analysis results show that the Fuel Energy Saving Ratio (FESR) was enhanced by 5.1% point in summer and 21.6% point in winter. The conclusion can be drawn that the CCHP system in both summer and winter under the novel method achieves more energy saving than the conventional power reduction method.

Key words: small scale gas turbine; combined cooling, heating and power system (CCHP); off design performance; inlet air heating

(上接第 22 页)

Gas Turbine Lubricating Oil System Fault Diagnosis Based on Improved D-S Evidence Theory

LIANG Maozong¹, ZHOU Dengji¹, ZHANG Huisheng¹, WEI Fang^{2,3}

(1. Gas Turbine Research Institute, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai, 200240, China;

2. Commercial Aircraft Engine Co., Ltd., AECC, Shanghai 201108, China;

3. Shanghai Commercial Aircraft Engine Engineering Research Center, Shanghai, 201108, China)

Abstract: In this paper, D-S evidence theory decision-making fusion structure is used to fusion the results diagnosed by four classical information fusion algorithms for lubricating system fault. In order to solve the problem of evidence conflict, this paper improves the D-S evidence theory and verifies the fusion effect of the improved formula at the feature level and the decision level. The conclusion shows that the improved DS evidence theory proposed in this paper can solve the problems brought by evidence conflicts and improve the accuracy of diagnosis. Evidence theory has obvious advantages in decision level fusion. Using decision fusion structure to fusion diagnosis results of multiple methods can improve the fault tolerance.

Key words: fault diagnosis; improved D-S evidence theory; Bayesian network; neural network; fuzzy logic