

# 基于故障敏感度的证据权重计算方法及其应用<sup>\*</sup>

胡金海<sup>1,2</sup>, 高星伟<sup>1</sup>, 张 驭<sup>1</sup>, 任立通<sup>1</sup>, 彭靖波<sup>1</sup>

(1. 空军工程大学航空航天工程学院 西安, 710038) (2. 先进航空发动机协同创新中心 北京, 100191)

**摘要** 典型证据权重计算方法存在只有少数传感器判断正确而多数判断错误的高冲突证据的加权 D-S 决策融合问题, 针对此问题, 提出一种基于故障敏感度的证据权重计算方法。首先, 通过核函数主元分析(kernel principal component analysis, 简称 KPCA) 提取非线性的敏感特征; 其次, 基于故障检测原理计算该特征的故障敏感度, 并将其作为传感器的故障敏感度; 最后, 计算得到基于故障敏感度的传感器决策权重, 并将该权重及等权重法和基于决策距离方法的权重共同应用于转子故障模拟实验台的融合检测与诊断中。结果表明, 该方法能对故障敏感、包含故障信息多的传感器赋予更高的权重值, 提高其决策地位和作用, 反之则赋予较小的权重, “弱化”其决策地位和作用。通过证据权重的“调节”作用, 使得该方法无论是在只有少数传感器发现故障的证据高冲突情况还是在冲突不大或无冲突时, 均取得了更好的决策融合结果。

**关键词** 多传感器融合; D-S 证据理论; 故障诊断; 故障敏感度; 证据权重

**中图分类号** TH165<sup>+</sup>.3; TP181

## 引 言

多传感器信息的决策融合典型方法有 Dempster-Shafer(D-S) 证据融合理论、Bayes 决策方法等<sup>[1-3]</sup>。其中 D-S 证据理论是对经典概率论的推广, 是一种不确定性推理, 它源于概率推理又优于概率推理, 可以在无先验信息情况下实现证据融合, 更加适用于工程实践等很难或无法获得先验信息的情况。从处理信息的范畴来看, D-S 证据理论有着很大的灵活性, 其基本置信分配可以从统计数据中得到, 也可以直接根据经验信息得到。另外, 其融合思想的灵活性, 比较贴近人的直观思维, 现已发展成为人工智能、专家系统和信息融合领域进行决策级信息融合的基本理论和方法之一<sup>[4-7]</sup>。

发动机振动传感器网络主要目的是通过多传感器的振动监控来反映转子系统的状态变化, 检测是否出现异常或故障。通过传感器网络测点位置研究可知<sup>[8]</sup>, 不同故障或异常状态, 网络中不同节点位置传感器的敏感度是不同的; 即使对同一故障或异常, 网络中不同节点传感器的敏感度也不同, 因而在进行多传感器决策融合时, 各传感器的决策权重是不

同的。文献<sup>[9-10]</sup>指出, 不同的证据对于最终决策结果有着不同的支持程度, 即不同证据的重要程度是不同的。对于合理且可信度高的证据应该赋予更高的决策权重; 反之则赋予小的权重, 弱化“坏”证据对最终结论的结构影响。通过合理分配各证据的决策权重, 采用加权 D-S 证据融合方法<sup>[11-15]</sup>, 以达到减小证据间冲突、得到更为合理有效的融合结果的目的。

目前, 典型的证据权重计算方法有 Murphy 的等权重<sup>[16]</sup>、基于决策距离的权重<sup>[17-18]</sup>以及基于决策可信度和决策距离的综合权重<sup>[19]</sup>等方法。以上方法在针对各证据无冲突或冲突不大的情况是有效的; 但如果针对局部早期故障, 只有少数传感器发现故障, 以上方法则存在问题或不足。例如, 典型的基于决策距离的权重计算方法, 会给少数发现故障的传感器赋予较小权重, 决策地位低, 这样一经融合往往得到“少数服从多数”的结果, 即得到了与多数传感器判断一致的结果, 而掩盖了少数判断正确的传感器结果。为了解决这类问题, 笔者提出基于故障敏感度的传感器权重计算方法, 即对故障敏感、包含故障信息多的传感器赋予更高的权重值; 反之, 则赋予较小的权重。通过这种途径与方法, 凸显和提高

<sup>\*</sup> 国家自然科学基金资助项目(51105374); 航空科学基金资助项目(20142196019); 陕西省自然科学基金基础研究计划资助项目(2015JM5207)

收稿日期: 2015-05-20; 修回日期: 2015-09-06

对故障敏感传感器的决策地位和作用,而“弱化”对故障不敏感传感器的决策地位和作用。期望通过证据权重的“调节”作用,使最终融合结果能够与少数发现故障、诊断正确的传感器结果一致,而不是仅仅以“少数服从多数”为导向。将笔者所提方法应用于转子故障模拟实验台的多传感器信息的加权 D-S 决策融合故障检测与诊断中,并与其他权重计算方法进行比较,得到了有益的结论。

## 1 加权 D-S 证据融合理论与方法

### 1.1 D-S 证据理论基本原理

给定一个有限空间  $\Theta$ , 考虑  $\Theta$  的一切子集, 包括空集和  $\Theta$  本身, 记它为  $2^\Theta$ 。对于一个属于  $\Theta$  的子集  $A$  (命题), 定义映射  $m: 2^\Theta \rightarrow (0, 1)$  且满足

$$\begin{cases} \sum_{A \subset \Theta} m(A) = 1 \\ m(\Phi) = 0 (\Phi \text{ 为空集}) \end{cases} \quad (1)$$

其中: 函数为幂集合  $2^\Theta$  上的基本置信分配函数;  $m(A)$  为  $A$  的 mass 函数, 表示对子集的精确信任程度。

在证据理论中, 证据信息是以给定基元置信分配的形式, 即以 mass 函数的形式给出的。但是对于同一个证据, 不同的人由于其经验和知识的差异, 或不同传感器由于安装位置等原因, 给出的置信分配并不一致。为了同时利用来自两个或两个以上相互独立的不同信息源的证据, 提高对事件的置信度或准确度, Dempster 组合规则提出了对独立的信息源提供的证据的融合能力, 即 D-S 证据合成公式

$$m(D) = \frac{1}{k} \sum_{A \cap B = D} m_1(A) m_2(B) \quad (2)$$

并假定  $m(\Phi) = 0, k = 1 - \sum_{A \cap B = \Phi} m_1(A) m_2(B)$ 。

### 1.2 基于证据权重的加权 D-S 融合及不足

设有  $n$  个待组合的证据  $m_i$ , 各证据对应的权重为  $\omega_i, i = 1, 2, \dots, n$ , 基于权重的证据修正公式为

$$m_{\text{wei}} = \sum_{i=1}^n (\omega_i m_i) \quad (3)$$

按照式(3)进行证据加权修正, 即将各证据的 mass 基本置信分配分别乘以各自证据对应的权重, 然后再按照焦元对应关系进行相加得到加权修正后的证据  $m_{\text{wei}}$ 。

采用式(2)的 D-S 证据合成公式对加权修正后的证据  $m_{\text{wei}}$  进行  $(n-1)$  次融合, 过程如下: 省先, 对  $m_{\text{wei}}$  融合; 其次, 用第 1 次融合后的结果与  $m_{\text{wei}}$  融

合第 2 次; 然后, 再用第 2 次融合的结果与  $m_{\text{wei}}$  融合; 最后, 依次类推用融合后的结果与  $m_{\text{wei}}$  融合, 共融合  $(n-1)$  次得到最终的证据组合结果。

针对最终融合结果, 根据最大信任度选择方法, 即可得到融合决策的判断结果。

由上述加权过程可知, 这两步实质是对所有证据进行加权平均, 由此希望通过权重的调整来优化改变 D-S 融合结果, 从而在一定程度上改善冲突证据的融合错误或失效问题。但常规证据权重计算方法本质仍是“少数服从多数”的结果(例如基于决策距离的权重计算方法), 在只有少数传感器诊断正确、多数传感器诊断错误的这种高冲突条件下, 往往导致融合失效, 得到错误结果。为此, 笔者提出了改进的基于故障敏感度的证据权重计算方法。

## 2 基于故障敏感度的证据权重计算

### 2.1 计算思路 and 步骤

在以故障检测和诊断为目的的机械设备振动传感器网络中, 各传感器的决策权重应以包含故障信息的多少、对故障的敏感程度大小为依据。故障敏感度即指传感器测试数据包含的故障信息多少、对于故障或异常状态反映的敏感程度。

为此, 笔者确定了以故障敏感度为基础的传感器决策权重计算思路和方法, 如图 1 所示。

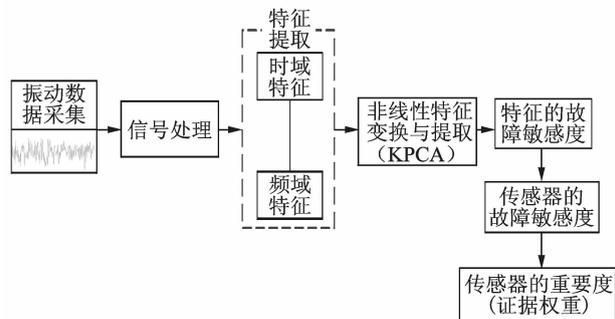


图 1 基于故障敏感度的传感器重要度(证据权重)的计算方法与流程

Fig. 1 The calculation method and process of the sensor importance(evidence weight) based on the fault sensitivity

步骤如下:

- 1) 通过对采集的振动传感器信号进行预处理, 提高信号质量;
- 2) 对预处理后的信号进行特征计算, 得到时域和频域特征;

3) 对时域和频域特征集采用 KPCA 方法进行非线性特征变换和提取, 得到包含更多非线性故障信息且能更为有效区分正常和故障状态的非线性特征  $KPC_i$ ;

4) 以故障检测为目标, 计算非线性特征的故障敏感度;

5) 令敏感度最高的特征的故障敏感度作为传感器的故障敏感度, 进而计算各传感器的重要度(即证据的决策权重)。

## 2.2 特征计算与非线性特征提取

传感器测得的原始振动信号包含有重要的状态

信息, 但必须采取适当方法对信号进行预处理和特征变换, 才能得到能有效反映工况状态的敏感特征参数。笔者采用文献[20]的自适应随机共振方法进行信号预处理, 以提高信号的周期性特征, 提高信号的信噪比, 再分别从时域和频域两方面提取特征, 以便为下一步 KPCA 非线性特征变换和提取奠定基础。选定的特征集为 13 个时域和 14 个频域特征, 所提取特征如表 1 所示。

针对表 1 的 27 个特征, 再采用 KPCA 所有特征进行非线性变换, 以降低特征维数, 得到包含更多故障信息或异常状态的非线性敏感特征。对 KPCA 特征变换和提取的方法可参阅文献[21]。

表 1 时域和频域的统计特征参数

Tab. 1 The statistical characteristic parameters of time domain and frequency domain

时域统计特征参数		频域统计特征参数	
$pt_1 = \frac{\sum_{n=1}^N x(n)}{N}$	$pt_8 = \frac{\sum_{n=1}^N (x(n) - pt_1)^2}{N - 1}$	$pf_1 = \frac{\sum_{k=1}^K f(k)}{K}$	$pf_8 = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^K f_k^4 f(k)}{\sum_{k=1}^K f_k^2 f(k)}}$
$pt_2 = \sqrt{\frac{\sum_{n=1}^N (x(n))^2}{N}}$	$pt_9 = \frac{pt_2}{pt_4}$	$pf_2 = \frac{\sum_{k=1}^K (f(k) - pf_1)^2}{K}$	$pf_9 = \frac{\sum_{k=1}^K f_k^2 f(k)}{\sqrt{\sum_{k=1}^K f(k) \sum_{k=1}^K f_k^4 f(k)}}$
$pt_3 = (\frac{\sum_{n=1}^N \sqrt{ x(n) }}{N})^2$	$pt_{10} = \frac{\max(x(n))}{pt_2}$	$pf_3 = \frac{\sum_{k=1}^K (f(k) - pf_1)^3}{K(\sqrt{pf_2^3})}$	$pf_{10} = \frac{pf_6}{pf_5}$
$pt_4 = \frac{\sum_{n=1}^N  x(n) }{N}$	$pt_{11} = \frac{\max(x(n))}{pt_4}$	$pf_4 = \frac{\sum_{k=1}^K (f(k) - pf_1)^4}{K(pf_2)^2}$	$pf_{11} = \frac{\sum_{k=1}^K (f_k - pf_5)^3 f(k)}{K(pf_6)^3}$
$pt_5 = \frac{\sum_{n=1}^N (x(n))^3}{N}$	$pt_{12} = \frac{\max(x(n))}{pt_3}$	$pf_5 = \frac{\sum_{k=1}^K f_k f(k)}{\sum_{k=1}^K f(k)}$	$pf_{12} = \frac{\sum_{k=1}^K (f_k - pf_5)^4 f(k)}{K(pf_6)^4}$
$pt_6 = \frac{\sum_{n=1}^N (x(n))^4}{N}$	$pt_{13} = \frac{pt_5}{(pt_2)^3}$	$pf_6 = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^K (f_k - pf_5)^2 f(k)}{K}}$	$pf_{13} = \frac{\sum_{k=1}^K (f_k - pf_5)^{\frac{1}{2}} f(k)}{K\sqrt{pf}}$
$pt_7 = \max(x(n)) - \min(x(n))$	$pt_{14} = \frac{pt_6}{(pt_2)^4}$	$pf_7 = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^K f_k^2 f(k)}{\sum_{k=1}^K f(k)}}$	

其中:  $x(n)$  为时域信号序列,  $n = 1, 2, \dots, N$ ;  $N$  为样本点数

其中:  $f(k)$  为信号  $x(n)$  的频谱,  $k = 1, 2, \dots, K$ ;  $K$  为谱线数;  $f_k$  为第  $k$  条谱线的频率值

## 2.3 基于故障敏感度的证据决策权重计算

### 2.3.1 以故障检测为目标的特征的故障敏感度计算

针对各传感器的每一组样本的非线性特征,按照正常和故障状态进行划分,正常状态样本点集合为  $\{y_j\}$ ,  $j=1,2,\dots,n_2$ ; 故障或异常状态的样本点集合为  $\{x_i\}$ ,  $i=1,2,\dots,n_1$ 。借鉴 Fisher 准则<sup>[22]</sup>,笔者提出的以故障检测为目标的特征敏感度  $J_F$  为

$$J_F = \frac{(X - m_y)^2}{S_x + S_y} = \frac{(X - m_y)^2}{\sum (x_i - m_x)^2 + \sum (y_i - m_y)^2} \quad (4)$$

其中:  $X$  为每一组样本的最敏感非线性特征值;  $m_y$  为正常样本集  $\{y_j\}$  的对应非线性特征量的均值;  $S_x$  和  $S_y$  分别为样本集  $\{x_i\}$  和  $\{y_j\}$  的类内离散度。

由于本研究是以故障检测为目标,其主要目的是要区分故障与正常状态,因此将式(4)中的样本点  $\{y_j\}$  设定为正常状态,分子表示实际每一组样本的特征与正常状态样本特征量均值间的距离,分母表示正常和故障样本的类内离散度。

由式(4)可知,实际每一组样本特征与正常样本点特征量均值间的距离越大,说明该特征量包含的故障变异信息越多,对于故障和正常状态的区分能力越强,对故障的敏感程度越高,所对应的特征的故障敏感度  $J_F$  越大;反之,故障敏感度  $J_F$  越小,说明该特征量对故障的敏感程度越低。分母对于敏感度  $J_F$  也有影响,但所有样本确定后,该值是一个定值,主要是用于比较不同传感器非线性特征的类内聚类效果。

### 2.3.2 传感器的故障敏感度

对于同一组测试数据,各传感器均可根据式(4)计算得到相应特征的故障敏感度  $J_F$ , 而该特征的故障敏感度又反映了各传感器所测数据对于故障或异常状态反映的敏感程度,因而本研究令各传感器的故障敏感度等于该特征的故障敏感度  $J_F$ 。

### 2.3.3 基于故障敏感度的传感器决策权重计算

计算公式如下

$$\omega_j = \frac{J_{F_j}}{\sum_{i=1}^k J_{F_i}} \quad (j=1,2,\dots,k) \quad (5)$$

其中:  $\omega_j$  为传感器网络中各传感器的重要度(即证据决策权重);  $k$  为传感器个数;  $J_{F_j}$  为各传感器的故障敏感度。

## 3 实例验证及比较分析

### 3.1 转子故障模拟实验

本研究的转子故障模拟实验采用图 2 所示的双跨转子实验台,其基本组成包括基座、电动机、内轴与外轴、轴承与支座、联轴器及轮盘。图 3 为实验台的结构示意图,其中:  $B_i$  ( $i=1,2,\dots,7$ ) 为轴承座;  $D_i$  ( $i=1,2,3,4$ ) 为转子盘;  $P_1, P_2, P_3$  为振动传感器;  $P_4$  为转速传感器;  $J_1, J_2, J_3$  为联轴节。

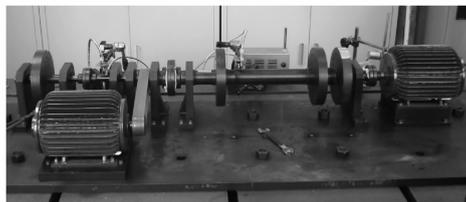


图 2 转子模拟实验台

Fig. 2 The simulation test table of rotor

轴与轴之间通过柔性联轴器连接,电机与轴之间也采用柔性联轴器连接。为了提高转子的安装精度,使转子可以高速运转,同时也为了解决高速转子的润滑问题,轴承均选用 SKF 公司的低摩擦、自带润滑脂的深沟球轴承。转子采用直流电机驱动,转速输出范围为  $0 \sim 15$  kr/min。

实验台模拟了基本的双转子发动机的转子动力特性,包括 4 个轮盘,依次代表低压压气机、高压压气机、高压涡轮和低压涡轮,有 7 个轴承座支承。盘  $D_1, D_4$  安装于轴 1(内轴)上,用于模拟发动机的低压转子系统;盘  $D_2, D_3$  安装于轴 2(外轴)上。轴 1 与轴 2 之间安装有中介轴承,模拟发动机的高压转子系统。两转子系统分别由 2 个电动机驱动。另外,实验台上设置 2 个振动值测点,测点 1 位于轴承座  $B_4$  左侧 5 cm 处,安装有  $P_1$  和  $P_3$  传感器;测点 2 位于盘  $D_2$  右侧 5 cm 处,安装有  $P_2$  传感器。3 个振动传感器均为电涡流式位移传感器,分别测量上述两测点处转轴的水平 and 垂直方向的振动位移。模拟实验中,电机 1 的转速设定为 1 500 r/min,电机 2 的转速设定为 2 400 r/min,用于模拟发动机高低压转子共同工作的状态。

实验共模拟 4 种状态:转子正常、转子不平衡、转子动静碰摩和轴承座松动。振动传感器的采样频率为 2 kHz。共采集 120 组样本数据,每种状态各 30 组,各组样本采样时间为 10 s。

### 3.2 基于故障敏感度的样本可分性分析

将以上各传感器的 120 组数据的 27 维特征向量分别作为训练样本,采用 KPCA 方法进行非线性特征提取得到特征  $KPC_i$ ,选取包含故障变异信息最多的第 1 个特征量  $KPC_1$ 。KPCA 特征变换的核函数选用径向基核函数

$$K(x_i, x_j) = \exp\left(-\frac{|x_i - x_j|^2}{2\sigma^2}\right)$$

其中: $\sigma$  为标准差; $x_i, x_j$  分别为两个不同的样本向量;经过多次试取值,取  $\sigma = 0.15$ 。

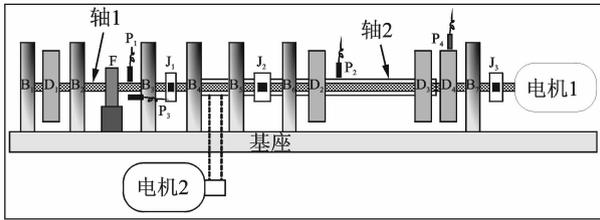


图 3 转子实验台结构示意图

Fig. 3 structure Schematic diagram of rotor test table

按照式(4)计算的传感器各样本的 KPCA 特征  $KPC_1$  的故障敏感度分布分别如图 4、图 5 和图 6 右列所示。为便于比较,还计算了 27 个单一特征中敏感度最高的特征(各传感器并不一致,传感器  $P_1, P_2$  和  $P_3$  最敏感特征分别为  $pf_3, pf_4$  和  $pf_4$ ),其对应的故障敏感度分布如图 4、图 5 和图 6 左列所示。

由图 4~图 6 可看出,与原始单一特征  $pf_3$  和  $pf_4$  相比,经过 KPCA 提取所得的非线性特征  $KPC_1$  不仅能使故障样本与正常状态样本之间距离更大,对故障状态与正常状态具有更好的可区分性,还使各类别内部的样本聚类性更好。以上两点保证  $KPC_1$  特征具有更好的故障可检测性和区分性,其特征的故障敏感度相应也更高,从而也为得到能更好反映包含故障信息的传感器敏感度和决策权重奠定了基础。

### 3.3 基于故障敏感度的证据加权 D-S 融合方法有效性分析

采用多传感器的转子振动模拟故障对基于故障敏感度的证据权重及加权 D-S 融合方法有效性进行分析。具体融合诊断步骤如下:a. 选取转子 4 种状态——“不平衡”、“动静摩擦”、“轴承座松动”和“正常”作为待诊断的故障域,则 D-S 的识别框架为  $\{F_1, F_2, F_3, N\}$ ,其中各元素分别对应“不平衡”、“动静摩擦”、“轴承座松动”和“正常”;b. 以该双转子实

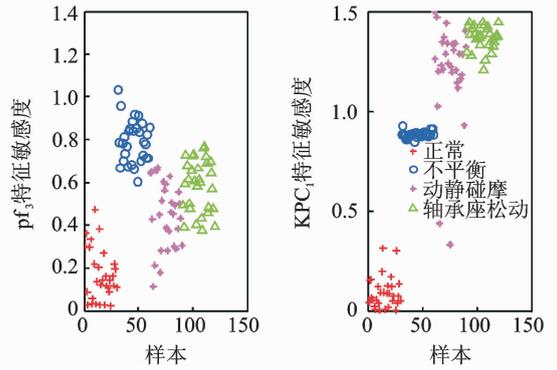


图 4 传感器  $P_1$  基于  $pf_3$  与  $KPC_1$  特征的样本敏感度分布

Fig. 4 Sample distribution of  $pf_3$  and  $KPC_1$  characteristic sensitivity of sensor  $P_1$

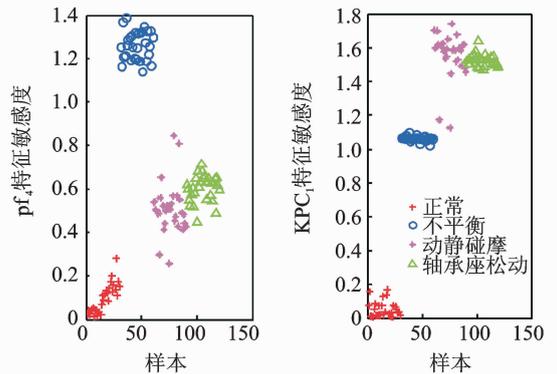


图 5 传感器  $P_2$  基于  $pf_4$  与  $KPC_1$  特征的样本敏感度分布

Fig. 5 Sample distribution of  $pf_4$  and  $KPC_1$  characteristic sensitivity of sensor  $P_2$

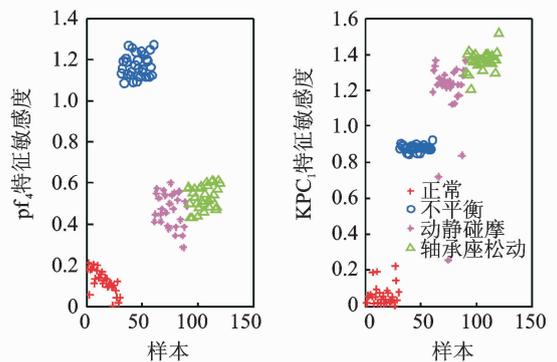


图 6 传感器  $P_3$  基于  $pf_4$  与  $KPC_1$  特征的样本敏感度分布

Fig. 6 Sample distribution of  $pf_4$  and  $KPC_1$  characteristic sensitivity of sensor  $P_3$

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随机共振预处理后,计算 27 个时域和频域特征组成联合特征向量;c. 将特征向量输入到 BP 诊断模型,BP 模型输出经处理

后,得到各种故障模式的基本置信分配;d. 计算各传感器决策权重,然后按照加权 D-S 算法进行决策级融合,根据信任度最大的选择方法得到融合诊断结果。

为便于比较,加权 D-S 融合算法中,各证据权重计算方法共选定 3 种方法:Murphy 等权重法、基于决策距离的方法及本研究的基于故障敏感度的方法。分别选择两组测试数据:a. 3 个传感器诊断结果都正确、基本一致的样本,3 种方法的权重计算结果及其加权 D-S 融合决策结果如表 2 所示;b. 只有 1 个传感器诊断结果正确、而另外两个传感器诊断结果不正确的存在冲突情况的样本,3 种方法的权重计算结果及其加权 D-S 融合决策结果如表 3 所示。

表 2 的样本实际故障为“动静碰摩( $F_2$ )”,该样本中 3 个传感器对故障的判断基本一致,均对  $F_2$  分配了最大的信任度,并超过了阈值(故障阈值设置为 0.50,以下阈值均相同),从而正确检测到了故障。从融合结果来看,3 种方法的权重计算结果虽然不一致,但融合决策结果均大幅提高了决策信任度(分别为 0.957 0,0.956 1,0.962 0),本研究所提权重方法的融合结果最高(0.9620)。

表 3 的样本实际故障为“轴承座松动( $F_3$ )”。该样本 3 个传感器初步决策证据存在冲突的情形:传感器  $P_2$  认为是“轴承座松动( $F_3$ )”的可能性最大,诊断结果正确;而传感器  $P_1$  和  $P_3$  则认为是“正常”的可能性最大,诊断结果错误。根据决策距离权重计算方法,由于传感器  $P_1$  和  $P_3$  的诊断是基本一致的,两者决策距离近,因而该方法赋予它们较高的权重(0.423,0.335);传感器  $P_2$  与前两者判断不一致,因而与它们决策距离较远,故赋予的权重较小(0.242);而本研究基于故障敏感度的方法,基于传感器

测试数据包含的故障信息的多少而定,由于传感器  $P_2$  探测包含的故障信息多,其  $KPC_1$  特征与正常状态特征的距离大,因而其特征敏感度和决策权重相应就更大(0.571),而传感器  $P_1$  和  $P_3$  探测包含的故障信息少,其  $KPC_1$  特征与正常状态特征的距离小,则其特征敏感度和决策权重相应就小(0.192 和 0.237)。由此可看出,两种方法计算的原理不一样,所得的权重差别较大。按照加权 D-S 融合方法,得到的融合决策结果则不同:基于决策距离的方法的融合结果判断为“正常”(对应的信任度为 0.567 3);而笔者所提方法融合结果为“轴承座松动( $F_3$ )”(对应的信任度为 0.662 5);Murphy 等权重方法的融合结果为“正常”(对应的信任度为 0.506 9)。3 种方法中只有笔者所提方法得到了正确的结果,融合结果为“轴承座松动( $F_3$ )”,与实际故障  $F_3$  一致。

从表 2、表 3 的结果可知,对于冲突不大、判断基本一致的样本而言,3 种方法的权重计算结果有差别,但不大,而最终融合结果基本一样。说明在冲突不大或没有冲突的情形下,权重大小对于融合结果影响不显著。对于各传感器中只有少数发现故障判断正确而存在冲突、决策不一致的情形,权重大小对于融合结果影响较显著。笔者所提方法针对探测包含故障信息多的传感器能赋予高的权重,因而在只有少数判断正确的前提下,仍能够得到正确的融合结果;而基于决策距离的方法,则只对判断基本一致、决策距离较近的传感器赋予高的权重,因而在出现多数判断错误、少数判断正确的冲突情形下,则给判断错误的多数传感器赋予高的权重,而给判断正确的少数传感器赋予低的权重,导致最终得到错误的加权融合决策结果;Murphy 的平均权重法也不能很好处理这种存在冲突的情形,得到了错误的结果。

表 2 不同方法所得证据权重及其加权 D-S 融合诊断结果(3 个传感器决策基本一致情形)

Tab. 2 The evidence weight and their weighted D-S fusion diagnosis results obtained through different methods (the decisions made by three sensors are almost the same)

传感器	基本置信分配		Murphy 等权重的方法	基于决策距离的方法	本研究所提以故障信息探测为目标的方法
$P_1$	$m(F_1) = 0.205$	$m(F_2) = 0.691$	$W_{P_1} = 0.333$	$W_{P_1} = 0.302$	$W_{P_1} = 0.273$
	$m(F_3) = 0.055$	$m(N) = 0.049$	$W_{P_2} = 0.333$	$W_{P_2} = 0.291$	$W_{P_2} = 0.425$
			$W_{P_3} = 0.333$	$W_{P_3} = 0.407$	$W_{P_3} = 0.302$
$P_2$	$m(F_1) = 0.045$	$m(F_2) = 0.813$	$m(F_1) = 0.025 9$	$m(F_1) = 0.026 2$	$m(F_1) = 0.020 7$
	$m(F_3) = 0.104$	$m(N) = 0.038$	$m(F_2) = 0.957 0$	$m(F_2) = 0.956 1$	$m(F_2) = 0.962 0$
$P_3$	$m(F_1) = 0.117$	$m(F_2) = 0.725$	$m(F_3) = 0.013 0$	$m(F_3) = 0.013 5$	$m(F_3) = 0.013 7$
	$m(F_3) = 0.101$	$m(N) = 0.057$	$m(N) = 0.004 0$	$m(N) = 0.004 2$	$m(N) = 0.003 7$

表 3 不同方法所得证据权重及其加权 D-S 融合诊断结果(3 个传感器决策存在冲突情形)  
 Tab. 3 The evidence weight and their weighted D-S fusion diagnosis results obtained through different methods (the decisions made by three sensors are contradictory)

传感器	基本置信分配		Murphy 等权重的方法	基于决策距离的方法	本研究所提以故障信息探测为目标的方法
$P_1$	$m(F_1) = 0.052$	$m(F_2) = 0.024$	$W_{P_1} = 0.333$	$W_{P_1} = 0.432$	$W_{P_1} = 0.192$
	$m(F_3) = 0.395$	$m(N) = 0.526$	$W_{P_2} = 0.333$	$W_{P_2} = 0.242$	$W_{P_2} = 0.571$
			$W_{P_3} = 0.333$	$W_{P_3} = 0.335$	$W_{P_3} = 0.237$
$P_2$	$m(F_1) = 0.035$	$m(F_2) = 0.036$	$m(F_1) = 0.002\ 2$	$m(F_1) = 0.002\ 4$	$m(F_1) = 0.002\ 2$
	$m(F_3) = 0.703$	$m(N) = 0.226$	$m(F_2) = 0.007\ 0$	$m(F_2) = 0.006\ 7$	$m(F_2) = 0.005\ 6$
$P_3$	$m(F_1) = 0.005$	$m(F_2) = 0.203$	$m(F_3) = 0.483\ 8$	$m(F_3) = 0.423\ 5$	$m(F_3) = 0.662\ 5$
	$m(F_3) = 0.157$	$m(N) = 0.635$	$m(N) = 0.506\ 9$	$m(N) = 0.567\ 3$	$m(N) = 0.330\ 7$

式还需要进一步深入探讨。

## 4 结 论

1) 通过 KPCA 特征变换和提取得到的非线性特征,包含的故障信息更多,对于各种状态的可分性更高,为得到能更好反映故障信息特征的故障敏感度和传感器的故障敏感度的计算奠定了基础。

2) 所提的故障敏感度计算公式能够有效反映实际状态与正常状态偏离的程度,反映实际状态的故障程度,从而反映了各传感器数据包含故障信息的多少,由该敏感度计算的证据权重能够实现以故障检测为目标,保证了证据权重大小能够衡量不同传感器对故障的反映与敏感程度。

3) 通过一组无冲突和一组冲突样本数据的权重计算结果表明:笔者所提方法对于包含故障信息多、对故障敏感的传感器赋予了高的权重,提高了对故障敏感的传感器的决策地位;反之则赋予了低的权重,弱化了对故障不敏感传感器的决策地位和作用。融合决策结果表明,加权 D-S 融合方法中,证据权重具有“调节”作用,不同证据权重得到的最终融合决策结果是不一样的。和 Murphy 等权重方法及基于决策距离的方法进行比较,结果表明笔者所提证据权重计算方法更为有效,即使在只有少数传感器发现故障、诊断正确的前提下,通过不同权重证据的加权融合也能得到正确的决策融合结果。在冲突不大或无冲突时,通过本研究所提方法的证据加权融合能进一步提高决策信任度和可靠度,得到比任何单一传感器更高的决策信任度和可靠度。

4) 所提方法对于目前研究较多、应用较广的基于决策距离的权重及平均权重计算方法是一种改进和创新,方法的应用效果还有待进一步验证:a. 在传感器个数较本研究更多的情形下,只有少数传感器判断正确的情形还需要进一步研究;b. 目前只研究了单一故障模式,而针对多故障并存的复合故障模

## 参 考 文 献

[1] Si Lei, Wang Zhongbin, Tan Chao, et al. A novel approach for coal seam terrain prediction through information fusion of improved D-S evidence theory and neural network [J]. Measurement, 2014, 54: 140-151.

[2] Yang Lei, Lee J. Bayesian belief network-based approach for diagnostics and prognostics of semiconductor manufacturing system [J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2012, 28(1): 66-74.

[3] He Jinping, Tu Yuanyuan, Shi Yuqun. Fusion model of multi monitoring points on dam based on bayes theory [J]. Procedia Engineering, 2011, 15: 2133-2138.

[4] Basir O, Yuan Xiaohong. Engine fault diagnosis based on multi-sensor information fusion using Dempster - Shafer evidence theory [J]. Information Fusion, 2007, 8(4): 379-386.

[5] Ashkan M, Meghdad K, Gholamhassan N, et al. Spark plug fault recognition based on sensor fusion and classifier combination using Dempster - Shafer evidence theory [J]. Applied Acoustics, 2015, 93: 120-129.

[6] Xu Chunmei, Zhang Hao, Peng Daogang, et al. Study of fault diagnosis of integrate of D-S evidence theory based on neural network for turbine [J]. Energy Procedia, 2012, 16(C): 2027-2032.

[7] 高峰,唐卓贞. 基于 D-S 证据理论的船舶电子设备状态预测方法 [J]. 船电技术, 2011, 2: 45-48.

Gao Feng, Tang Zhuozhen. Status prediction algorithm for electronic equipment based on the D-S evidential theory [J]. Marine Electric Technical, 2011, 2: 45-48. (in Chinese)

[8] 王旺元. 航空发动机振动研究 [R]. 西安: 空军工程大学, 2012.

- [9] Fan Xianfeng, Zuo Mingjian. Fault diagnosis of machines based on D-S evidence theory; part 1. D-S evidence theory and its improvement[J]. Pattern Recognition Letters, 2006, 27(5): 366-376.
- [10] Fan Xianfeng, Zuo Mingjian. Fault diagnosis improved D-S of machines based on D-S evidence theory; part 2. application of the improved D-S evidence theory in gearbox fault diagnosis[J]. Pattern Recognition of the Letters, 2006, 27(5): 377-385.
- [11] 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.  
Hu Jinhai, Yu Zhiguo, Zhai Xusheng, et al. Research of decision level fusion diagnosis of aeroengine rotor fault based on improved D-S theory[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2014, 35(2): 436-443. (in Chinese)
- [12] 李军, 锁斌, 李顺. 基于证据理论的多传感器加权融合改进方法[J]. 计算机测量与控制, 2011, 19(10): 2592-2595.  
Li Jun, Suo Bin, Li Shun. Improved multi-sensor weighted fusion method based on evidence theory[J]. Computer Measurement & Control, 2011, 19(10): 2592-2595. (in Chinese)
- [13] 谭青, 向阳辉. 加权证据理论信息融合方法在故障诊断中的应用[J]. 振动与冲击, 2008, 27(4): 112-116.  
Tan Qing, Xiang Yanghui. Application of weighted evidential theory and its information fusion method in fault diagnosis[J]. Journal of Vibration and Shock, 2008, 27(4): 112-116. (in Chinese)
- [14] 梁威, 魏宏飞, 周锋. D-S 证据理论中一种冲突证据的融合方法[J]. 计算机工程与应用, 2011, 47(6): 144-147.  
Liang Wei, Wei Hongfei, Zhou Feng. Fusion method of conflict evidence in D-S theory[J]. Computer Engineering and Applications, 2011, 47(6): 144-147. (in Chinese)
- [15] 苏晓燕, 邓勇, 吴英, 等. 基于改进 D-S 组合规则的故障模式分类[J]. 振动、测试与诊断, 2011, 31(2): 144-149.  
Su Xiaoyan, Deng Yong, Wu Ying, et al. Fault pattern classification using modified dempster-shafer (D-S) combination rule[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2011, 31(2): 144-149. (in Chinese)
- [16] Murphy C K. Combining belief functions when evidence conflicts [J]. Decision Support System, 2000, 29(1): 1-9.
- [17] 曹建福, 曹雯. 基于改进证据理论的大型制造装备故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2012, 32(4): 532-537.  
Cao Jianfu, Cao Wen. Fault diagnosis of large manufacturing equipment based on improved evidence fusion theory[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2012, 32(4): 532-537. (in Chinese)
- [18] Deng Yong, Shi Wenkang, Zhu Zhenfu. Efficient combination approach of conflict evidence [J]. Journal of Infrared and Millimeter Waves, 2004, 23(1): 27-32.
- [19] 魏雪云, 廖惜春. 一种基于证据理论的数据融合新算法研究[J]. 传感技术学报, 2006, 19(6): 2702-2706.  
Wei Xueyun, Liao Xichun. A new data fusion algorithm study based on evidence theory [J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2006, 19(6): 2702-2706. (in Chinese)
- [20] 任立通, 谢寿生, 胡金海. 基于稳定约束的自适应随机共振转子故障检测方法[J]. 推进技术, 2013, 34(10): 1398-1405.  
Ren Litong, Xie Shousheng, Hu Jinhai. Adaptive stochastic resonance rotor fault detection algorithm based on stability constraint[J]. Journal of Propulsion Technology, 2013, 34(10): 1398-1405. (in Chinese)
- [21] 胡金海, 谢寿生, 侯胜利. 核函数主元分析及其在故障特征提取中的应用[J]. 振动、测试与诊断, 2007, 119(1): 48-52.  
Hu Jinhai, Xie Shousheng, Hou Shengli. Kernel principal component analysis and its application to fault feature extraction[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2007, 119(1): 48-52. (in Chinese)
- [22] 周雁冰. 基于高阶统计量的齿轮传动系统故障特征提取方法研究[D]. 保定: 华北电力大学, 2013.



**第一作者简介:**胡金海,男,1978年6月生,副教授。主要研究方向为航空发动机健康监控与故障诊断。曾发表《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》(《航空学报》2014 年第 35 卷第 2 期)等论文。  
E-mail:lh\_hjh\_78@163.com