

# 基于改进证据理论的大型制造装备故障诊断\*

曹建福, 曹 雯

(西安交通大学机械制造系统工程国家重点实验室 西安, 710049)

**摘要** 针对大型制造装备故障诊断中存在的高冲突证据问题,提出了一种改进的信息融合故障诊断方法。该算法通过各条证据可信度获得平均信任度,利用各证据的相对距离构造一个反映冲突强度的动态权重参数。为了使各条证据更能客观地反映装备的故障特性,利用模式之间的相似性获取证据的 mass 函数。仿真实验结果表明,该算法可以有效减少证据间的冲突,对大型制造设备故障诊断较高的识别率显示了该方法较好的实用价值。

**关键词** 信息融合; 证据理论; 故障诊断; 冲突证据合成; 动态参数冲突证据合成方法

**中图分类号** TP181; TH165+.3

## 引言

现代大型装备采用复杂的机电机构,同时朝高速、高精度和智能化方向发展,配套的控制系统的越来越复杂,所以对于大型装备故障诊断技术的研究非常必要。大型数控装备系统是一个多变量多耦合的非线性系统,需要通过多源信息融合的方法进行诊断。基于多源信息融合的大型装备故障诊断涉及证据选取、异类证据的统一描述和融合算法等,其核心为融合算法。目前,一般采取基于 Dempster-Shafer (简称 D-S)证据理论进行特征级或决策级的信息融合。文献[1]提出一种基于信息融合的变压器故障诊断模型,结合 DGA 方法、模糊理论、贝叶斯网络和加权融合理论等得到融合诊断模型。文献[2]提出一种基于信息融合与神经网络的复合振动故障诊断方法,通过神经网络式特征提取进行传感器级的时间跨度的特征融合,实行全局的空间跨度的融合。文献[3]将 D-S 证据理论用于发动机故障诊断中,基于 Minkowski 距离获得证据 mass 函数值,利用 D-S 合成理论进行故障识别。由于大型数控装备的各种证据之间存在冲突,因此解决冲突证据的融合是突出问题。目前,对冲突证据处理算法的研究主要为对组合规则的修正和对融合模型的修正。文献[4]针对多征兆域融合时各证据的重要性不同,以证据熵将各证据加权调整后利用 D-S 证据理论融合。文献[5]基于证据冲突系数获得每条证据的重要性,利用

证据体距离函数获得每条证据的可信度,用重要性和可信度对证据分别修正后再进行证据融合。文献[6-7]利用模糊隶属函数获得证据的充分性,通过重要性矩阵获得证据的重要性,用 D-S 公式融合充分性因子和重要性因子修正后的冲突证据。

笔者提出了一种新的信息融合故障诊断法。利用各证据体之间的欧式距离得到支持度和可信度,用可信度进行加权得到平均信任度。基于各证据到平均信任度的距离,引入一个反映冲突强度的动态参数得到各证据的最终权重,将加权得到的新证据按照 D-S 证据理论进行迭代合成。将这种改进算法应用到大型制造装备的故障诊断中,并对诊断效果进行了仿真研究。

## 1 基于证据理论的大型制造装备故障诊断模型

### 1.1 大型制造装备故障诊断模型

大型制造设备包括若干子系统,这些系统在运行过程中不断产生各种信息,从不同侧面反映了当前诊断对象的运行状态。D-S 证据理论通过对同一识别框架上的各证据体进行融合推理形成决策结果,能较好地处理故障诊断中的不确定性问题。基于改进 D-S 证据理论的机电装备系统故障诊断模型如图 1 所示。为了方便求解,可以将多变量耦合大型制造装备系统分解为若干子系统。图 1 中的传感器

\* 国家高技术研究发展计划(“八六三”计划)资助项目(编号:2006AA01Z126)

收稿日期:2010-10-21;修改稿收到日期:2011-02-10

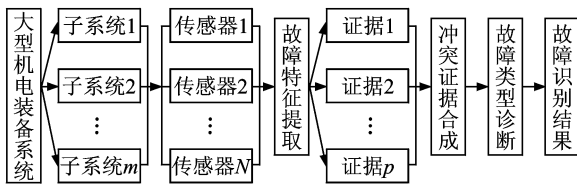


图1 机电装备故障诊断模型

模块用来实时采集现场数据,一般包括振幅、频率和主轴转速等。在实时采集现场数据的基础上,通过分析各故障的发生机理和发生征兆,选择对故障有较强识别能力的特征信号和特征参数进行故障特征提取。获取的故障特征向量集合可以表示为  $Z = \{z_1, z_2, \dots, z_N\}$ ,  $z_i$  为特征向量元素。

证据理论是处理不确定性问题的一种有效方法,它可以表述为:设  $\Theta = \{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_l\}$  表示辨识框架,它是由一些互斥的陈述  $\theta_i$  组成的完备集。命题由  $H$  的幂集(记为  $2^\Theta$ )的元素构成。对于每一个命题赋予一个基本概率分配函数  $m$ ,即 mass 函数,其物理意义是对某一命题的信任程度。在大型制造装备的故障诊断中通常用置信区间来描述对一种故障的置信程度。 $m: 2^\Theta \rightarrow [0, 1]$  为框架  $\Theta$  上的基本可信度分配,则称由  $\forall A \subseteq \Theta, \text{Bel}(A) = \sum_{B \subseteq A} m(B)$  定义的函数  $\text{Bel}: 2^\Theta \rightarrow [0, 1]$  为  $\Theta$  上的信度函数,  $\text{Bel}$  为对故障  $A$  的信任度;  $\text{pl}(A) = 1 - \text{Bel}(\bar{A}) = \sum_{B \cap A \neq \emptyset} m(B)$  定义的函数  $\text{pl}: 2^\Theta \rightarrow [0, 1]$  为  $A$  的似真度函数,表示不怀疑故障  $A$  的程度。 $[\text{Bel}(A), \text{pl}(A)]$  为对命题  $A$  的置信区间。

在图1中,通过特征提取采集到一组特征向量  $Z$  后,需要进行特征向量空间到证据推理空间的转换,即获得  $p$  条证据  $E_1, E_2, \dots, E_p$ , 其中  $E_i$  证据的基本信任分配函数为  $m_i(\theta_j | z_i)$ , ( $j=1, 2, \dots, t$ ;  $t$  为焦元个数;  $l=1, 2, \dots, N$ )。当获取证据之后,需要将多条证据进行合成以达到对各个故障发生概率的一致性解释。在此基础上设立一定的决策规则来判断某一故障的发生与否,最终完成故障诊断与识别。

## 1.2 大型制造装备证据 mass 函数的获取

D-S 证据理论中没有给出基本可信度分配的一般求法,大多采取用经验获取基本概率赋值的方法。常见的有根据目标类型和环境加权系数确定概率赋值、利用统计证据获得基本概率赋值、利用目标速度和加速度获得基本概率赋值、根据模糊隶属度获取基本概率赋值和基于模式之间的相似度获取基本概率赋值等。

由于 D-S 证据理论和模糊理论之间有一定的联系,可以考虑从模糊理论的角度获取基本概率赋值,这里基于模式之间的相似度获取基本概率赋值,相似度可以定义为两种模式之间距离的函数,距离越小则相似度越大。对于辨识框架  $\Theta$ , 设待识别模式为  $\theta$ , 认为  $\theta$  属于模式  $\theta_i$  的基本概率赋值与  $\theta$  和  $\theta_i$  之间相似度正相关。具体方法是:设正常情况下的特征向量集  $Z_0 = \{z_{10}, z_{20}, \dots, z_{N0}\}$ , 故障  $1, 2, \dots, m$  发生时特征向量集分别为  $Z_1 = \{z_{11}, z_{21}, \dots, z_{N1}\}$ ,  $Z_2 = \{z_{12}, z_{22}, \dots, z_{N2}\}$ ,  $\dots$ ,  $Z_m = \{z_{1m}, z_{2m}, \dots, z_{Nm}\}$ 。计算出每种故障发生时各个特征向量值相对于正常情况的变化,记为  $\Delta Z_i = |Z_i - Z_0| = \{\Delta z_{1i}, \Delta z_{2i}, \dots, \Delta z_{Ni}\}$ ,  $i=1, 2, \dots, m$ 。实时采集一组特征向量值  $Z_x = \{z_{1x}, z_{2x}, \dots, z_{Nx}\}$ , 计算出它相对正常情况下的变化  $\Delta Z_x = |Z_x - Z_0| = \{\Delta z_{1x}, \Delta z_{2x}, \dots, \Delta z_{Nx}\}$ 。将  $\Delta Z_x$  中变化一致的特征量归为一组,作为一条证据体  $E_k$ ,  $k=1, 2, \dots, p$  ( $p \leq N$ )。采用  $\Delta Z_x$  与各  $\Delta Z_i$  之间的距离作为模式之间的相似度,得到各证据体  $E_i$  对应的 mass 函数值:  $m(\theta_i) = k |\Delta Z_i - \Delta Z_x| / \sum_{r=1}^m |\Delta Z_r - \Delta Z_x|$ ,  $k$  为常数因子。

## 2 基于平均信任度的动态参数冲突证据合成方法

### 2.1 现有的冲突证据合成理论

假定辨识框架  $\Theta$  下的两个证据为  $E_i$  和  $E_j$ , 其相应的基本信任分配函数为  $m_i$  和  $m_j$ , 焦元分别为  $A_m$  和  $B_n$ , 设  $K = \sum_{A_m \cap B_n = \emptyset} m_i(A_m) m_j(B_n) < 1$ , 则 D-S 合成规则为

$$m(A) = \begin{cases} \frac{\sum_{A_m \cap B_n = A} m_i(A_m) m_j(B_n)}{1 - K} & (A \neq \emptyset) \\ 0 & (A = \emptyset) \end{cases} \quad (1)$$

其中:  $K$  反映了各个证据之间的冲突程度; 系数  $\frac{1}{1-K}$  为正则化因子。

在 D-S 合成规则中, 如果  $K=1$ , 就不能使用; 当  $K \rightarrow 1$  时, 即对高度冲突的证据进行正则化处理会导致与直觉相悖的结果。

大型制造装备数控系统的复杂性使获取的证据  $E_1, E_2, \dots, E_p$  之间存在较大的不一致, 而 D-S 证据理论本身的局限性使之不能使用或得出明显不合理

的结果,引起决策错误;因此,如何有效合成冲突证据是数控装备故障诊断亟待解决的问题。针对经典D-S证据理论在处理冲突证据上的改进,国、内外学者做了相应研究,主要有两大类思路:针对组合规则本身的修正和对冲突证据的预处理。第1类方法是针对D-S组合规则本身的修正,其代表是Lefevre等提出的统一信度函数组合方法<sup>[8]</sup>。第2类则认为D-S组合规则本身没有错,在证据高度冲突时应该首先对冲突证据进行预处理,然后再使用D-S规则。Murphy平均法只修改模型而不改变组合规则,但是没有考虑各条证据之间的相互关联<sup>[9]</sup>。邓勇等<sup>[10]</sup>提出了一种基于证据距离的组合方法,考虑了证据之间的相互支持程度,将冲突证据变为非冲突证据。王一军等<sup>[11]</sup>提出了一种可变参数的基于平均证据距离的组合方法,虽然在灵活性和计算复杂度上有改进,但是在计算平均信任度的时候采用“Bayes近似法”是以牺牲精确度为代价,达到减小计算量的目的。

## 2.2 DPCE 算法的提出

针对已有算法在解决冲突证据的融合问题时存在的权重系数选择缺乏灵活性、平均信任度的计算不够精确等缺陷,笔者提出了一种基于平均信任度的动态参数冲突证据合成方法(dynamic parameter conflicting evidence combination method based on average belief,简称DPCE)。其核心思想是:为了使算法能够动态地反映各证据的重要性及减弱冲突证据的权重因子,采用一种基于动态参数的权重获得方法,该动态权重是通过各个证据到平均信任度的距离获得。不同于已有算法,DPCE算法采用了两次加权,即第1次采用基于证据体距离的可信度作为权重因子得到平均信任度;第2次基于平均信任度和动态参数得到动态权重,将动态权重加权后的证据进行D-S证据合成。这种算法可以提高合成的精度,使之更符合实际。DPCE算法包括3个步骤:计算平均信任度、计算每条证据的权重系数和迭代加权组合。

### 定义1 证据体距离

设融合系统的辨识框架 $\Theta$ 包含 $N$ 个完备的互不相容的假设命题,令其幂集为 $2^\Theta = \{A_1, A_2, A_3, \dots, A_{2^N}\}$ , $n$ 个证据 $e_1, e_2, \dots, e_N$ 的基本可信度函数分别为 $m_1, m_2, \dots, m_N$ ,定义 $m_i$ 和 $m_j$ 的距离为

$$d(m_i, m_j) = \sqrt{\frac{1}{2}(\mathbf{M}_i - \mathbf{M}_j)^\top \mathbf{D}(\mathbf{M}_i - \mathbf{M}_j)} \quad (2)$$

其中: $\mathbf{M}_i = [m_i(A_1), m_i(A_2), m_i(A_3), \dots,$

$m_i(A_{2^N})]^\top; i = 1, 2, \dots, N; \mathbf{D} = (D_{ij})$ 为一个 $2^N \times 2^N$ 阶的矩阵; $D_{ij} = \frac{|A_i \cap A_j|}{|A_i \cup A_j|}, i, j = 1, 2, 3, \dots, 2^N; |\cdot|$ 为集合的基数,即集合中元素的个数。

### 定义2 证据的支持度与可信度

在得到证据体 $m_i$ 和 $m_j$ 之间距离的基础上可以认为,两条证据之间的距离越小,它们之间的相似性程度就越大,定义证据体 $m_i$ 和 $m_j$ 之间的相似性测度 $\text{sim}(m_i, m_j)$ 为

$$\text{sim}(m_i, m_j) = 1 - d(m_i, m_j) \quad (i, j = 1, 2, \dots, n) \quad (3)$$

对于同一条证据,若该证据与其他证据之间的相似度越大,表明越被支持。指定系统中证据体 $m_i$ 的支持度 $\text{sup}(m_i)$ 为

$$\text{sup}(m_i) = \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^n \text{sim}(m_i, m_j) \quad (4)$$

由式(4)可以看出,证据体 $m_i$ 的支持度 $\text{sup}(m_i)$ 反映的是 $m_i$ 被其他证据所支持的程度,它为相似性测度的函数。将支持度归一化后得到可信度,可信度反映的是一个证据的可信程度。可信度 $\text{crd}_i$ 定义为

$$\text{crd}_i = \frac{\text{sup}(m_i)}{\sum_{i=1}^n \text{sup}(m_i)} \quad (5)$$

DPCE算法的改进主要集中在前两步,即对平均信任度计算精度的改进和对权重系数选择灵活性的改进。

#### 2.2.1 针对平均信任度计算精度的改进

基于证据 $m_i$ 和 $m_j$ 的距离 $d_{ij}$ 计算出各条证据 $m_i$ 的支持度 $\text{sup}(m_i)$ 和可信度 $\text{crd}_i$ ,将 $\text{crd}_i$ 作为加权因子,利用它对每条证据求加权平均,得到平均信任度为

$$\bar{m} = \sum_{i=1}^n \text{crd}_i m_i \quad (6)$$

#### 2.2.2 针对权重系数选择的改进

通过第1次加权获得平均信任度 $\bar{m}$ 后,基于各证据 $m_i$ 到平均信任度 $\bar{m}$ 的相对距离得到第2次加权因子,即各证据的最终权重 $\omega_i$ 。证据 $m_i$ 到平均信任度 $\bar{m}$ 的距离 $d_i$ 为

$$d_i = \|m_i - \bar{m}\| = \sqrt{\sum_{j=1}^t (m_i(\theta_j) - \bar{m}(\theta_j))^2} \quad (i = 1, 2, \dots, k; t \text{ 为故障总数}) \quad (7)$$

此距离反映 $m_i$ 距离平均信任度 $\bar{m}$ 的远近,用它作为证据可信度的间接测度。在此基础上通过引入一个动态的乘积系数 $w_i$ 获得一个动态的权重系数 $\omega_i$ 作为第2次加权的权重系数。在所有证据中对

于最大距离  $d_{\max}$  对应的证据,它的乘积系数设为 1; 对于最小距离  $d_{\min}$  对应的证据,它的乘积系数设为  $\omega_{\max}$ 。 $\omega_{\max}$  为一个可变参数,可以根据证据的分布情况来确定,它的物理意义是对最大冲突的两个证据之间的信任度之比。

$$\omega_i = \frac{d_{\max} - d_i}{d_{\max} - d_{\min}} \omega_{\max} + \frac{d_i - d_{\min}}{d_{\max} - d_{\min}} \quad (8)$$

考虑归一化为

$$\omega_i = \frac{\omega_i}{\sum \omega_i} \quad (9)$$

采用下式计算加权证据

$$m_0 = \sum \omega_i m_i \quad (10)$$

### 2.2.3 基于 DPCE 的大型装备故障诊断算法

1) 定时采集一组特征向量  $\mathbf{Z} = \{z_1, z_2, \dots, z_N\}$ , 利用 mass 函数的计算方法计算各故障  $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_t$  的基本概率值  $m_i(\theta_j | z_l)$  ( $j=1, 2, \dots, t; l=1, 2, \dots, N; i=1, 2, \dots, p$ ), 得到  $p$  条证据  $E_1, E_2, \dots, E_p$ 。

2) 由式(2)计算两两证据  $m_i, m_j$  之间的距离  $d(m_i, m_j)$ , 由式(3)计算  $m_i, m_j$  之间的相似性测度  $\text{sim}(m_i, m_j)$ , 由式(4)计算每条证据  $m_i$  的支持度  $\text{sup}(m_i)$ , 由式(5)获得可信度  $\text{crd}_i$ , 由式(6)进行第 1 次加权得到平均信任度  $\bar{m}$ 。

3) 由式(7)计算证据  $m_i$  到平均信任度  $\bar{m}$  的距离  $d_i$ 。

4) 由式(9)计算每条证据  $m_i$  的权重  $\omega_i$ , 由式(10)进行第 2 次加权得到最终的加权证据  $m_0$ 。

5) 在式(1)中, 令  $m_i = m_j = m_0$ , 计算得到  $m$ , 再令  $m_i = m, m_j = m_0$ , 此过程重复  $p-1$  次得到每种故障  $\theta_i$  的置信区间  $[\text{Bel}(\theta_i), \text{pl}(\theta_i)]$ ,  $i=1, 2, \dots, t$ 。

6) 设定故障阈值为  $\lambda$ 。对于识别框架中的  $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_t$  各故障依次采用判决规则进行判断。规则 1:  $\text{Bel}(\theta_i) > \lambda$ ; 规则 2:  $\text{pl}(\theta_i) - \text{Bel}(\theta_i) > m(\Theta)$ 。故障  $\theta_i$  如果同时满足规则 1 和规则 2, 则认为发生了  $\theta_i$  故障, 否则没有发生故障  $\theta_i$ 。

DPCE 算法是基于对冲突证据进行预处理的思想, 即认为 D-S 规则本身没有错, 而 D-S 证据理论具有坚实的数学基础, 是对贝叶斯理论简单而直观的推广。在步骤 2 和步骤 3 中, 为了使平均信任度更加精确, 以基于证据体距离的可信度  $\text{crd}_i$  作为权重因子进行第 1 次加权, 得到平均信任度  $\bar{m}$ , 比简单的代数叠加精确度更高。本研究算法在步骤 4 中计算每条证据的权重系数  $\omega_i$  时, DPCE 算法采用了一种动态权重获得方法, 通过调节乘积系数  $\omega_{\max}$  来实时改变权重系数  $\omega_i$ 。当出现大多数证据较一致, 而个别

证据与它们剧烈冲突时, 乘积系数可设置的较大, 降低对个别剧烈冲突证据的信任度, 减小它们的权重。

## 3 仿真实例

### 3.1 大型制造装备传动系统的故障特征分析

由于大型制造装备传动系统是一个复杂的机、电、磁耦合整体, 其故障种类繁多, 且单个部件的故障会影响系统整体的运行, 表现出的症状也相互关联, 这使得装备的故障诊断和定位变的很复杂。在负载状态下, 大型制造装备传动系统中驱动电机动的动态数学模型可以简化为

$$\begin{cases} u_a = i_a R_a + L_a \frac{di_a}{dt} + C\omega \\ i_a = T_f + C_f \omega + T_L + J \frac{d\omega}{dt} \end{cases} \quad (11)$$

稳态数学模型为

$$\begin{cases} u_a = i_a R_a + C\omega \\ i_a = T_f + C_f \omega + T_L \end{cases} \quad (12)$$

其中:  $R_a$  为电枢等效电阻;  $\omega$  为电机转速;  $L_a$  为电枢电感;  $C$  为电机常数;  $T_f$  为干摩擦转矩;  $C_f$  为黏摩擦系数;  $T_L$  为负载转矩;  $J$  为转动惯量;  $i_a$  为电枢电流的稳态值。

电枢绕组元件开路是电机的常见生产及应用故障, 电枢电阻中的一个元件开路, 电枢电阻  $R_a$  增大而电机常数  $C$  不会发生变化, 由稳态方程可知, 稳态电枢电流  $i_a$  减小, 电机转速  $\omega$  下降, 稳态转速的脉动频率  $f_\omega$  减小。发生匝间短路时, 稳态电枢电流  $i_a$  较正常情况下会增大, 由于短路几匝线圈对电枢电阻的影响较小, 起动过程的电枢电流峰值  $i_m$  变化不大, 电机的稳态转速  $\omega$  和稳态转速脉动频率  $f_\omega$  会变大。最后, 由于电机的长期运行, 电机的电刷与换向器长期摩擦, 电刷故障也是很常见的一种。由于电刷的磨损与弹簧压力的减小使得干摩擦转矩  $T_f$  减小, 而机电常数并未变化, 所以稳态电枢电流  $i_a$  减小, 电流峰值  $i_m$  也下降。电流峰值点下降斜率  $k$  稍有下降, 电机稳态转速  $\omega$  和稳态转速的脉动频率  $f_\omega$  增大。基于上述分析, 针对元件开路、匝间短路和电刷故障 3 种故障, 选取能表征故障特征的一些参量即稳态电流  $i_a$ , 起动电流峰值  $i_m$ , 稳态转速  $\omega$ , 起动电流峰值点下降斜率  $k$  和稳态转速的脉动频率  $f_\omega$  作为特征参量。对大型制造装备传动系统, 基于这些特征量得到的证据之间是存在冲突的。

### 3.2 实验仿真

实验中某种型号的电机参数为:  $C_f = 0.0415$ ,

$T_f + T_l = 10 \text{ N} \cdot \text{m}$ ,  $J = 0.5 \text{ kg} \cdot \text{m}^2$ ,  $C = 0.1277$ ,  
 $U_a = 18 \text{ V}$ ,  $R_a = 0.25 \Omega$ ,  $L_a = 0.0014 \text{ H}$ 。为了对3种故障的诊断效果进行验证,利用Matlab工具建立仿

真模型,选取采样时间  $t = 0.01 \text{ s}$ ,仿真时间为  $1 \text{ ks}$ 。  
 通过数值仿真得到各特征参量如表1所示。

利用实测的一组未知故障下的特征向量集

表1 电机正常情况和已知故障情况下各特征参量值

状况	$i_a/\text{A}$	$i_m/\text{A}$	$\omega/(\text{rad} \cdot \text{s}^{-1})$	$f_\omega/\text{Hz}$	$k$
正常情况	14.6	70.4978	112.3	1148.5	-37.2647
	14.43	59.0678	107.1	1095.3117	-13.1705
	14.49	63.1685	109.2	1116.7884	-18.0422
元件开路	14.25	52.2714	103.0	1052.6600	-4.9622
	14.20	49.4251	100.9	1030.8852	-8.7468
	16.83	76.5312	117.7	1202.8940	-24.2780
匝间短路	17.76	76.5585	116.0	1186.2160	-23.7622
	16.33	76.6019	129.5	1324.3965	-19.0136
	17.25	76.6310	127.6	1304.0720	-19.0887
电刷故障	13.59	63.1533	111.2	1137.2424	-19.4653
	12.67	63.1368	113.2	1157.8096	-20.7874
	11.74	63.1253	115.2	1178.1504	-23.2118
	11.69	59.0317	113.5	1160.7645	-17.2023

$\mathbf{z} = \{i_a, i_m, \omega, f_\omega, k\} = \{14.34 \text{ A}, 55.8793 \text{ A}, 105.04 \text{ rad/s}, 1074.2441 \text{ Hz}, -9.62\}$ 。其中,  $i_a$  和  $i_m$  变化一致,  $\omega$  和  $f_\omega$  变化一致。根据mass函数获取方法得到3条证据  $E_1, E_2, E_3$ , 其对应的mass函数如表2所示, 其中:A表示系统出现元件开路;B表示匝间短路;C表示出现电刷故障。得到各证据单独作用时的信度区间如表3所示。

表2 各证据所对应的基本概率分配

证据	$m_i(\Theta)$	$m_i(\text{A})$	$m_i(\text{B})$	$m_i(\text{C})$
1	0.1	0.5453	0	0.3547
2	0.1	0	0.9	0
3	0.1	0.4507	0.2446	0.2047

采用4种证据合成方法对上述3条证据进行合成,得到的信度区间如表4所示。本研究中取阈值  $\lambda = 0.7$ 。仅用单一的故障特征无法对故障状态进行

诊断识别,信任测度较低,甚至会得出完全错误的诊断结果。例如,当系统出现元件开路故障时,证据体  $E_1, E_2, E_3$  提供的3条证据互相冲突。其中,证据体1和证据体3虽然分配给故障A的基本概率分配值较其余两种故障大,但是仍然小于阈值  $\lambda$ ,故无法做出故障判断;而证据体2提供的证据则完全否定了A,得到错误的诊断结论B。将证据体  $E_1, E_2, E_3$  提供的证据  $m_1, m_2, m_3$  用多种方法进行融合,表4将不同方法下的融合结果做了比较。结合设定阈值  $\lambda = 0.7$ ,用规则1和规则2进行决策判断。前3中方法都不能有效地做出故障识别,因为都不满足规则1:  $\text{Bel}(\theta_i) > \lambda$ 。Yager合成法中,由于3条证据之间的强烈冲突导致0.9191的信度分配给了未知集合,不确定区间很大,规则1和规则2均不满足。Murphy通过将证据进行平均以“抵消”“坏值”的影响,但是该方法只是对证据的简单平均,在某些情况下

表3 各个证据单独作用时的信度区间

证据	$m_i(\Theta)$	$[\text{Bel}(\text{A}), \text{pl}(\text{A})]$	$[\text{Bel}(\text{B}), \text{pl}(\text{B})]$	$[\text{Bel}(\text{C}), \text{pl}(\text{C})]$
1	0.1	[0.5453, 0.6453]	[0, 0.1]	[0.3547, 0.4547]
2	0.1	[0, 0.1]	[0.9, 1]	[0, 0.1]
3	0.1	[0.4507, 0.5507]	[0.2446, 0.3447]	[0.2047, 0.3047]

表4 各种方法下证据融合后的信度区间

方法	$m_i(\Theta)$	$[\text{Bel}(\text{A}), \text{pl}(\text{A})]$	$[\text{Bel}(\text{B}), \text{pl}(\text{B})]$	$[\text{Bel}(\text{C}), \text{pl}(\text{C})]$
D-S合成法	0	[0.4272, 0.4272]	[0.4138, 0.4138]	[0.1590, 0.1590]
yager改进法	0.9191	[0.0345, 0.9536]	[0.0335, 0.9526]	[0.0129, 0.9320]
Murphy <sup>[10]</sup>	0.0047	[0.3724, 0.3771]	[0.5176, 0.5223]	[0.1053, 0.1100]
本研究算法	0.0029	[0.7383, 0.7412]	[0.0016, 0.0045]	[0.2573, 0.2602]

(如本研究中  $m_2(A) = m_2(C) = 0, m_2(B) = 0.9$ ) 需要更多证据才能有效“抵消”收集到的“坏值”,正因为如此,本例中的其他两条证据  $E_1$  和  $E_3$  还不能“抵消”第2条证据的影响,用 Murphy 方法合成得到对 B 故障的置信度最大,与实际情况相悖。笔者提出的 DPCE 算法同时满足规则 1 和规则 2,且不确定性区间很小,具有较高的识别率。可见,DPCE 算法能有效提高多类型故障的诊断识别能力。

## 4 结束语

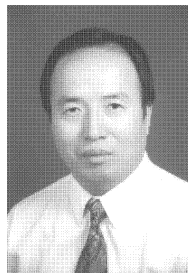
给出基于多源信息融合的大型制造装备故障诊断模型,分析了现有冲突证据合成算法与基本概率分配函数计算存在的问题。提出一种基于两次加权的动态参数冲突证据合成方法,证据之间存在高度冲突时也可有效合成。为了使基本概率分配值更符合实际系统,给出了基于模式之间的相似度获取诊断证据的 mass 函数的方法。将改进的冲突证据合成算法应用于数控装备传动系统的故障诊断中,仿真结果显示本研究算法具有较高的故障识别能力。

## 参 考 文 献

- [1] Gong Yishan, Zhang Bo. The fault diagnosis model of transformer which based on the technology of information fusion[C]//2009 Ninth International Conference on Hybrid Intelligent Systems. Shenyang: [s. n.], 2009:184-187.
- [2] 陈丁跃. 基于信息融合与神经网络的复合振动故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2004, 24(4): 290-293.  
Chen Dingyue. Compound vibration fault diagnosis based on information fusion and neural networks[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2004, 24(4): 290-293. (in Chinese)
- [3] Otman B, Yuan Xiaohong. Engine fault diagnosis based on multi-sensor information fusion using dempster-shafer evidence theory[J]. Information Fusion, 2007(8): 379-386.
- [4] 张平, 张小栋. 证据熵在旋转机械故障诊断中的应用[J]. 振动、测试与诊断, 2010, 30(1): 55-58.  
Zhang Ping, Zhang Xiaodong. Fault diagnosis of ro-

tating maohinery based on evidence theory of evidence entropy[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2010, 30(1): 55-58. (in Chinese)

- [5] Zhou W, Liu Y J, Cao Q F, et al. Fault diagnosis of engine based on improved dempster-shafer information fusion method[J]. Applied Mechanics and Materials, 2009, 16-19: 1310-1317.
- [6] Fan Xianfeng, Zuo M J. 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): 366-376.
- [7] Fan Xianfeng, Zuo M J. Fault diagnosis 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 Letters, 2006(27): 377-385.
- [8] Lefevre E, Colot O. Belief function combination and conflict management[J]. Information Fusion, 2002, 3(2): 149-162.
- [9] Murphy C K. Combining belief functions when evidence conflicts[J]. Decision Support Systems, 2000, 29(1): 1-9.
- [10] 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 Wenkang, Zhu Zhenfu. Efficient combination approach of conflict evidence[J]. Journal of Infrared Millim Waves, 2004, 23(1): 27-32. (in Chinese)
- [11] 王一军, 张航. 一种新的处理冲突证据的合成方法[J]. 系统工程, 2010, 28(4): 122-126.  
Wang Yijun, Zhang Hang. A new synthetic method of conflict evidence [J]. Systems Engineering, 2010, 28(4): 122-126. (in Chinese)



**第一作者简介:**曹建福,男,1963年3月生,教授。主要研究方向为先进机器人控制、工业系统故障诊断与非线性系统理论。曾发表《非线性系统理论及应用》(西安:西安交通大学出版社,2006年)等论著。

E-mail: cjf@xjtu.edu.cn