

伪证据识别在机械故障诊断中的研究*

许同乐, 郎学政, 裴新才

(山东理工大学机械工程学院 淄博, 255049)

摘要 针对多传感器信息在故障诊断中可能存在伪证据,造成证据间剧烈冲突使经典证据理论合成规则失效的问题,利用Dempster-Shafer合成规则中一致证据的聚焦性,提出一种新的伪证据识别方法,构造出新证据取代原来的伪证据进行证据合成,削弱了伪证据的不良影响。在构建的基于多传感器信息融合的故障诊断识别框架中,运用改进的证据合成方法对发动机的故障进行诊断,将此诊断结论与其他证据理论的诊断结论进行了比较。结果表明,该方法可有效提高机械故障诊断的准确率,验证了此方法的可靠性和优越性。

关键词 证据理论; 信息融合; 故障诊断; 伪证据识别

中图分类号 TP274

引言

Dempster-Shafer(简称D-S)证据理论最早由Dempster提出,他的学生Shafer对其做了进一步的发展^[1-2]。D-S证据理论是概率论的推广,通过约束事件的概率建立信任函数,而不必寻求精确的、难以获得的先验概率,可以表达和处理由“不知道”引起的不确定性信息,因此在多传感器信息融合中得到广泛应用^[3-7]。D-S证据理论在实际应用中存在问题,例如,当受到某些自然或人为因素的干扰时,存在部分传感器输出与实际情况相悖的伪证据,伪证据与其他传感器输出的正确信息产生较大冲突,使证据理论得出与直觉相反的结论。针对伪证据的问题,陶忠祥等^[8]构造出伪证据的矛盾证据,通过与矛盾证据的融合有效降低了伪证据对证据间冲突的影响。蒋雯等^[9]引入Jousselme距离函数计算证据间距离,通过人为设定的一个平均证据距离门限值识别伪证据,利用矛盾证据削弱伪证据的影响。这种通过矛盾证据参与证据合成来削弱伪证据影响的方法在一定程度上可以达到良好效果,但也存在一些问题,限制了该方法的应用范围。

笔者首先讨论了D-S证据理论及当证据源中存在伪证据时造成证据间剧烈冲突的原因;然后,根据D-S合成规则中一致证据的聚焦性提出一种识别证

据源中伪证据的新方法,用构造出的新证据替代伪证据参与证据融合,以达到降低伪证据引起的证据间高冲突、保留伪证据中有效信息的目的;最后,在构造的多传感器故障诊断识别框架中对发动机故障进行诊断,将诊断结果与其他证据理论合成规则得到的诊断结果相比较,得到满意的试验效果。

1 D-S证据理论及其存在的问题

1.1 证据理论

在机械故障诊断中,对于所有可能的故障组成的一个元素互斥且穷举的集合 Θ ,可以表示为 $\Theta = \{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n\}$,这样的集合被称为识别框架。所有可能的故障组合构成 Θ 的幂集,记作 2^Θ 。

基本信任分配函数 m 为一个从集合 $2^\Theta \rightarrow [0, 1]$ 的映射,已知 $A \subseteq \Theta$ 且满足 $m(\emptyset) = 0, \sum_{A \subseteq \Theta} m(A) = 1$,则 $m(A)$ 是证据对命题 A 为真的信任程度,若 $m(A) > 0$,称 A 为焦元。

1.2 D-S合成规则

设同一识别框架 Θ 下源于不同传感器证据的基本信任分配函数为 m_1 和 m_2 ,根据D-S证据理论合成规则有

* 山东省高等学校科技计划资助项目(编号:J10LG22)
收稿日期:2011-09-29;修改稿收到日期:2011-11-25

$$m(A) = \begin{cases} \frac{\sum_{A_i \cap B_j = A} m_1(A_i)m_2(B_j)}{1-K} & (A \neq \emptyset) \\ 0 & (A = \emptyset) \end{cases} \quad (1)$$

其中: $K = \sum_{A_i \cap B_j = \emptyset} m_1(A_i)m_2(B_j) > 0$, 它反映了各证据间的冲突程度; 系数 $1/(1-K)$ 为正则化因子。

1.3 存在的问题

在D-S合成规则中, K 为所有冲突证据的信度函数乘积之和, 其数值大小在一定程度上代表了原始证据经过D-S规则组合之后, 由于部分证据矛盾造成的不确定信息在所有信息中的比重, 可以用于衡量融合的各个证据之间冲突程度。如果 $K=1$, 就不能使用D-S组合规则进行信息融合; 当 K 趋近1时, 对高度冲突的证据进行正则化处理将会导致与直觉相悖的结果。在多传感器信息融合系统中假设所用的传感器都是可靠的, 那么对同一目标的识别证据应该是一致的, 不会存在证据冲突的问题。实际应用中由于人为干扰或自然环境因素, 个别传感器给出与实际情况相悖的信息, 即伪证据。少量的伪证据会使得证据间相互冲突, K 值增大, 导致经典D-S证据理论失效。

例1 设识别框架 $\Theta = \{A, B, C\}$, 证据源中 m_1 为一致证据, m_2 为伪证据, 基本概率分配如下

$$m_1: m_1(A) = 0.98 \quad m_1(B) = 0.02 \quad m_1(C) = 0.00$$

$$m_2: m_2(A) = 0.01 \quad m_2(B) = 0.99 \quad m_2(C) = 0.00$$

由式(1)得到证据合成后的结果为

$$m: m(A) = 0.00 \quad m(B) = 1.00 \quad m(C) = 0.00$$

其中: $K = 0.9998$ 。

尽管两个证据对 B 的支持程度都很低, 但由于伪证据 m_2 的存在使得 K 趋近于1, 利用D-S证据理论合成规则合成后的结果仍然认为命题 B 为真, 这显然是有悖常理的。

2 改进D-S证据理论

D-S证据理论中存在的问题很大程度上来源于伪证据。如果能够针对伪证据做一些合理修正, 削弱伪证据造成的不良影响, 改进后的D-S证据理论在多传感器信息融合中的应用将更加广泛。文献[8]在D-S证据合成规则满足交换律的基础上, 提出根据伪证据构造矛盾证据, 通过对矛盾证据的融合减弱伪证据的

影响, 并通过举例计算验证了该方法的有效性。基于矛盾证据修正合成法则的方法存在3个问题:

1) 没有涉及伪证据的识别;

2) 当 $\sum \prod_{A_i = A, 1 \leq i \leq n} m_i(A_i) = 0$, 焦点分别为 $A_i (i = 1, 2, \dots, n)$ 时, 该方法会失效;

1, 2, \dots , n) 时, 该方法会失效;

3) 直接将伪证据的矛盾证据进行合成, 意味着对伪证据的完全否认, 会导致伪证据中有效信息的损失。

2.1 伪证据的识别

基于D-S合成规则融合一致证据时的聚焦性, 笔者提出一种伪证据识别的新方法。在一个有效多传感器目标识别系统中(其中一致证据占多数或者全部), 若所有传感器都是可靠的, 那么对同一目标给出的识别证据应该是一致的, 合成信任度通过证据合成法则聚焦到代表正确识别目标的焦点上面; 当传感器受到干扰、证据源中出现伪证据时, 证据合成法则的聚焦就会偏离正确的方向而指向代表错误识别目标的焦点, 伪证据越多, 这种偏离越明显, 如图1所示。前8组进行D-S合成规则融合的证据是支持焦点 A 的一致证据, 依次增加合成证据数, A 的支持度曲线升高, 后4组是伪证据, 随着加入伪证据的增多, 焦点 A 的支持度曲线发生偏离且速度不断加快。在混有伪证据的证据源中任意抽掉一组证据, 将剩下的证据合成。若抽掉的是一致证据, 聚焦性没有得到明显改善, 故支持度曲线没有明显波动。如果抽掉的是伪证据, 聚焦性迅速得以改善, 焦点支持度曲线会明显波动; 因此可以直观识别出证据源中的伪证据, 通过例2说明伪证据的识别过程。

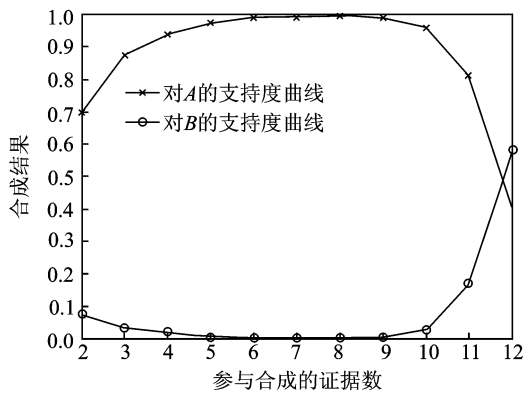


图1 D-S证据理论的一致证据聚焦性

例2 假设辩识框架 $\Theta = \{A, B, C\}$, 证据源如表1所示, 其中有12组证据, 内混有伪证据若干。首先,

表1 混有伪证据的证据源

证据源	m_1	m_2	m_3	m_4	m_5	m_6	m_7	m_8	m_9	m_{10}	m_{11}	m_{12}
A	0.45	0.51	0.10	0.55	0.45	0.55	0.15	0.50	0.50	0.50	0.02	0.45
B	0.30	0.20	0.01	0.20	0.30	0.25	0.00	0.25	0.25	0.15	0.02	0.20
C	0.25	0.29	0.89	0.25	0.25	0.20	0.85	0.25	0.25	0.35	0.96	0.35

按序号依次抽取一组证据,将剩下的11组证据利用D-S合成规则分别进行融合,得到的融合结果如图2(a)所示,因为证据源中存在着伪证据,虽然支持焦元A的一致证据占大多数,但融合后的支持度很低。当抽取了证据 m_{11} 以后,A支持度曲线增加最为明显,在图中表现为一个最高的波峰,根据一致证据的聚焦性识别出 m_{11} 为伪证据,将其去除后明显改善了聚焦效果。由于一致证据与伪证据、伪证据与伪证据之间存在相互影响,故在一次抽取识别过程中只去除一组伪证据。然后,在剩余11组证据中重复上述抽取识别过程,依次识别出伪证据 m_3 和 m_7 ,其结果如图2(b),(c)所示。最后,在图2(d)中支持度曲线没有再出现明显波动,根据格拉布斯判别准则,若所有剩余证据合成结果的残余误差小于格拉布斯鉴别值,即可认为伪证据已经完全被识别出来。识别结果说明,证据源中有且仅有 m_3, m_7 和 m_{11} 3个伪证据,这与主观分析结果相一致。

2.2 伪证据的处理

1) 构造伪证据的矛盾证据。假设 m 为一个伪证据的基本信任分配函数,定义其矛盾证据基本信任分配函数为 $m^c: 2^\Theta \rightarrow [0,1]$,它与 m 的关系为

$$\begin{cases} m^c(C_j) = k^{-1} \sum_{A_i \cap C_j = \emptyset} m(A_i) & (C_j \neq \Theta) \\ m^c(C_j) = m(\Theta) & (C_j = \Theta) \end{cases} \quad (2)$$

其中: $k = \frac{\sum_{C_j \neq \Theta} \sum_{A_i \cap C_j = \emptyset} m(A_i)}{1 - m(\Theta)}$, k 为归一化因子。

2) 构造伪证据的替代证据。对伪证据与矛盾证据两者取平均,得到新证据作为伪证据的替代证据

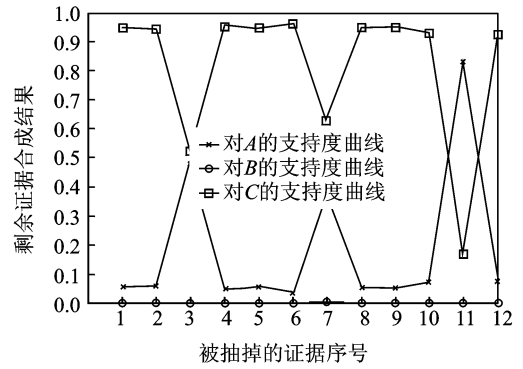
$$m^N(C_j) = \frac{m^c(C_j) + m(C_j)}{2} \quad (3)$$

3) 将新证据替代伪证据,利用D-S证据理论合成规则重新合成得到修正后的融合结果。

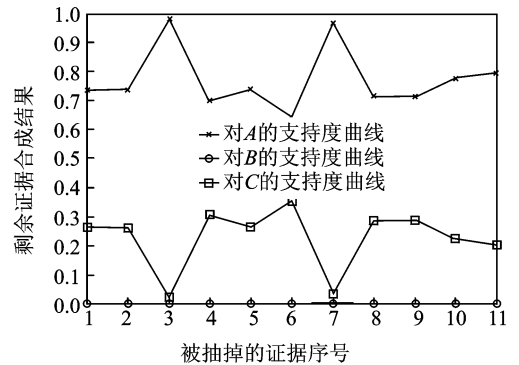
利用上述方法处理例1,伪证据的矛盾证据和替代的新证据分别为

$$m_2^c: m_2^c(A) = 0.5000, m_2^c(B) = 0.4950, m_2^c(C) = 0.0050$$

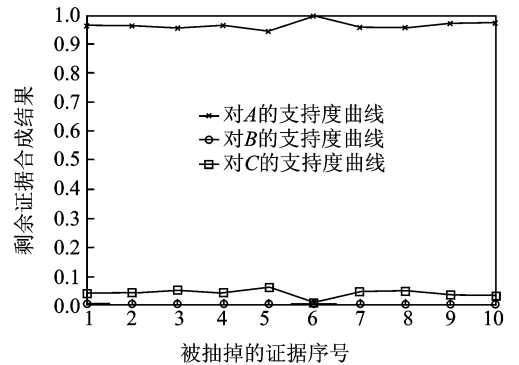
$$m_2^N: m_2^N(A) = 0.2500, m_2^N(B) = 0.2525, m_2^N(C) = 0.4925$$



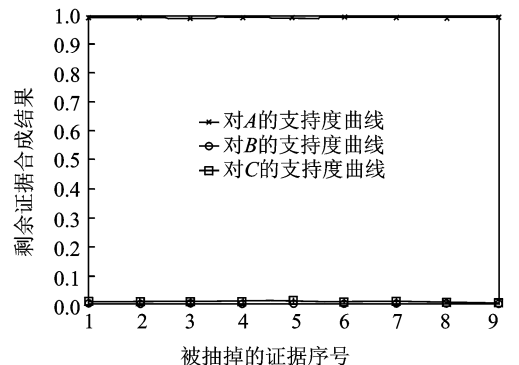
(a)



(b)



(c)



(d)

图2 伪证据识别过程

修正后证据合成结果为

$$m': m'(A) = 0.979\ 8, m'(B) = 0.020\ 2, m'(C) = 0.000\ 0$$

重新合成的结果支持一致证据的判断, K 由 0.999 8 变为 0.750 0, 表明替代证据对伪证据造成的不良影响的削弱作用, 因为伪证据也参与构造替代的新证据, 对重新合成结果产生一定影响, 即保留了伪证据的有用信息。

3 机械故障诊断中的应用

3.1 多传感器故障诊断识别框架

根据长期监测数据以及专家经验^[10]建立描述机械故障状态特征矩阵 F 为

$$F = \begin{bmatrix} F_0 \\ F_1 \\ \vdots \\ F_N \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_{11} & f_{12} & \cdots & f_{1n} \\ f_{21} & f_{22} & \cdots & f_{2n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ f_{N1} & f_{N2} & \cdots & f_{Nn} \end{bmatrix} \quad (4)$$

其中: F_j 为第 j 类故障状态 ($j=1, 2, \dots, N$); f_{ji} 为第 j 类第 i 个故障特征 ($i=1, 2, \dots, n$)。

多传感器对机械运行状态信息进行采集, 经过特征提取后得到运行状态特征提取矩阵 C 为

$$C = \begin{bmatrix} C_0 \\ C_1 \\ \vdots \\ C_M \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} c_{11} & c_{12} & \cdots & c_{1m} \\ c_{21} & c_{22} & \cdots & c_{2m} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ c_{M1} & c_{M2} & \cdots & c_{Mm} \end{bmatrix} \quad (5)$$

其中: C_k 为第 k 个传感器信息 ($k=1, 2, \dots, M$); c_{kl} 为第 k 个传感器第 l 个状态提取特征 ($l=1, 2, \dots, m$)。

在数量关系上, 故障状态特征总数等于单个传感器运行状态特征总数与传感器个数的乘积, 即 $n = m \times M$ 。由欧几里德距离公式(6)计算出证据间距离 d_{kj} 为

$$d_{kj} = \sqrt{\sum_{l=1}^m [(c_{kl} - f_{j[l+(k-1)m]}) / (f_{j[l+(k-1)m]})]^2} \quad (6)$$

其中: d_{kj} 为第 k 个传感器状态与第 j 个故障状态的距离。

根据 $\rho_{kj} = 1/d_{kj}$ 进行归一化 $\sum_{j=1}^N \rho_{kj} = 1$, 得到基本概率分配矩阵 P 为

$$P = \begin{bmatrix} P_0 \\ P_1 \\ \vdots \\ P_M \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} p_{11} & p_{12} & \cdots & p_{1N} \\ p_{21} & p_{22} & \cdots & p_{2N} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ p_{M1} & p_{M2} & \cdots & p_{MN} \end{bmatrix} \quad (7)$$

其中: P_k 为对第 k 个传感器对机械故障状态识别的基本概率分配函数集; p_{kj} 为第 k 个传感器识别第 j 个故障状态的基本概率分配函数。

3.2 改进合成规则在故障诊断中的应用

为提高故障诊断的准确率, 用 6 个传感器对一个可能拥有故障的发动机运行状态进行信息采集, 其中有两对加速度传感器放在气缸盖上, 一对靠近进气阀的位置, 另一对靠近出气阀的位置; 一对声敏传感器放在气缸盖上方。取加速度传感器的时域峰-峰值和最大频率以及声敏传感器的平均压力值和重心法校正频率为故障特征, 对发动机的 3 类故障状态 $\Theta = \{F_1: \text{没有故障}, F_2: \text{排气阀故障}, F_3: \text{活塞环故障}\}$ 建立了故障特征, 如表 2 所示, 并以此为依据建立机械故障状态特征矩阵 F 。

用 6 个传感器对发动机运行状态信息进行采集, 已知在信息采集过程中受到不确定性因素干扰, 可能产生伪证据, 传感器采集信息经过特征提取后得到运行状态特征矩阵为

$$C = \begin{bmatrix} 318.5 & 2567.9 & 152.6 & 306.9 & 372.1 & 153.1 \\ 564.6 & 534.7 & 768.0 & 564.3 & 550.4 & 768.5 \end{bmatrix}^T \quad (8)$$

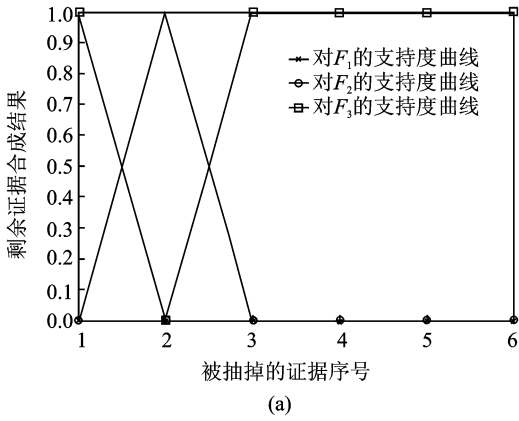
经计算, 多传感器对发动机故障状态识别的基本概率分配函数矩阵 P 为

$$P = \begin{bmatrix} 0.958\ 9 & 0.000\ 0 & 0.971\ 0 & 0.949\ 9 & 0.950\ 7 & 0.780\ 1 \\ 0.021\ 2 & 0.000\ 5 & 0.114\ 7 & 0.025\ 8 & 0.025\ 6 & 0.121\ 8 \\ 0.019\ 9 & 0.999\ 4 & 0.094\ 2 & 0.024\ 3 & 0.023\ 6 & 0.098\ 1 \end{bmatrix}^T \quad (9)$$

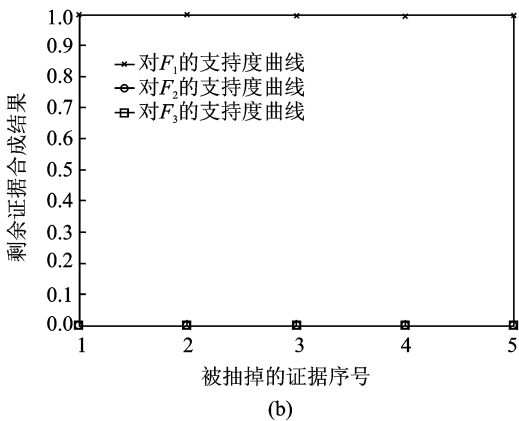
对多传感器信息中可能存在的伪证据进行识别, 识别曲线如图 3(a) 所示, 在抽取第 2 个传感器代表的证据时, F_1 状态支持度曲线突然升高, 表明抽取了伪证据使得聚焦性大大改善, 可判断第 2 个传感器受到干扰出现伪证据。图 3(b) 中去掉伪证据后再次识别曲线没有发生明显波动且符合格拉布斯判别准则, 故伪证据识别完毕, 仅第 2 个传感器提供的信息为伪证据。

表2 故障特征表

故障状态	S_1		S_2		S_3		S_4		S_5		S_6	
	特征1	特征2	特征3	特征4	特征5	特征6	特征7	特征8	特征9	特征10	特征11	特征12
没有故障	313.5	559.6	378.6	557.4	152.9	762.7	313.5	559.6	378.6	557.4	152.9	762.7
排气阀故障	1850.7	550.8	1734.5	597.2	152.3	808.2	1850.7	550.8	1734.5	597.2	152.3	808.2
活塞环故障	2 669.3	546.6	2 567.4	534.8	152.7	724.1	2 669.3	546.6	2 567.4	534.8	152.7	724.1



(a)



(b)

图3 对传感器中伪证据进行识别

利用本研究方法构造新的证据替代伪证据,对故障类型识别的基本概率分配矩阵进行信息融合,并与其他D-S证据理论合成规则融合后的结果作比较,结果如表3所示。通过对各种合成规则融合后的结果比较可以看出,经典D-S合成规则受到伪证据影响严重,使 K 为1,无法得出正确结论。Yager提出的合成规则明显不适合处理多证据问题,它取消了正则化,将冲突部分分配给不确定项,使融合结果无法得出明确结论^[11]。Lefevre方法对涉及冲突的焦点重新信任分配,有利于决策制定,然而在冲突剧烈的情况下承担的风险是巨大的^[12]。Murphy通过将证据进行平均削弱伪证据的影响,但只是对证据简单平均,在某些情况下系统需要更多的证据才能达

到理想效果^[13]。本研究方法识别出混入证据源中的伪证据,削弱了伪证据带来的证据间冲突度,使得证据理论适用性更强,能判断出伪证据出现的原因,并有针对性地进行处理,保证有用信息不被丢弃,得出的诊断结果准确可靠,具有良好的鲁棒稳定性。

表3 不同合成规则合成结果比较

合成规则	诊断结果				冲突程度 K
	F_1	F_2	F_3	不确定	
经典D-S ^[2]	0	0.000 9	0.999 1	0	1
Yager ^[11]	0	0	0	1	1
Lefevre ^[12]	0.738 5	0.051 6	0.209 9	0	1
Murphy ^[13]	0.999 5	0	0.000 5	0	1
本研究方法	1	0	0	0	0.886 4

4 结束语

针对经典证据理论在机械故障诊断中进行信息融合时受到伪证据的干扰,造成证据间剧烈冲突,使得合成规则失效甚至出现悖论的问题,笔者利用D-S合成规则的一致证据聚焦性,提出抽取合成识别伪证据方法,并构造新证据取代原来的伪证据进行信息融合,削弱伪证据的不良影响。根据欧几里德距离公式计算证据间距离得到基本概率分配矩阵从而构建多传感器故障诊断识别框架。利用笔者提出的改进方法对发动机故障进行诊断,并将诊断结果与其他改进D-S合成规则诊断结果进行比较,验证了本研究方法的有效性和优越性。伪证据识别方法应用在机械故障诊断中可以有效削弱伪证据造成的证据间高冲突,提高了故障诊断的准确率和可靠性。

参 考 文 献

[1] Dempster A P. Upper and lower probabilities induced by a multi-valued mapping[J]. Annals of Mathematical Statistics, 1967,38(4):325-339.

- [2] Shafer G. A mathematical theory of evidence [M]. Princeton: Princeton University Press, 1976: 121-138.
- [3] 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 rotating machinery based on evidence theory of evidence entropy [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2010, 30(1): 55-58. (in Chinese)
- [4] Osman A, Kaftandjian V, Hassler U. Improvement of X-ray castings inspection reliability by using Dempster-Shafer data fusion theory [J]. Pattern Recognition Letters, 2011, 32(2): 168-180.
- [5] Paksoy A, Göktürk M. Information fusion with Dempster-Shafer evidence theory for software defect prediction [J]. Procedia Computer Science, 2011, 3: 600-605.
- [6] 卜乐平, 刘开培, 侯新国. 采用D-S证据推理的电机转子故障诊断 [J]. 振动、测试与诊断, 2011, 31(1): 23-36.
Bu Leping, Liu Kaipei, Hou Xinguo. Rotor fault diagnosis of induction motor using dempster-shafer evidential theory [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2011, 31(1): 23-26. (in Chinese)
- [7] 秦海勤, 徐可君, 隋育松, 等. 基于系统信息融合的滚动轴承故障模式识别 [J]. 振动、测试与诊断, 2011, 31(3): 372-376.
Qin Haiqin, Xu Kejun, Sui Yusong, et al. Rolling bearing fault pattern recognition based on fusing random, gray and fuzzy information [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2011, 31(3): 372-376. (in Chinese)
- [8] 陶忠祥, 刘泽乾, 张伟东. 信息融合中的伪证据处理 [J]. 系统工程与电子技术, 2002, 24(9): 7-8.
Tao Zhongxiang, Liu Zeqian, Zhang Weidong. False evidence processing in information fusion [J]. Systems Engineering and Electronics, 2002, 24(9): 7-8. (in Chinese)
- [9] 蒋雯, 张安. 信息融合中的伪证据识别方法 [J]. 计算机工程与应用, 2008, 44(33): 138-140.
Jiang Wen, Zhang An. Selecting false evidence in information fusion [J]. Computer Engineering and Applications, 2008, 44(33): 138-140. (in Chinese)
- [10] Basir O, Yuan X. Engine fault diagnosis based on multi-sensor information fusion using Dempster-Shafer evidence theory [J]. Information Fusion, 2007, 8(4): 379-386.
- [11] Yafer R R. On the Dempster-Shafer framework and new combination rules [J]. Information Science, 1989, 41(2): 93-137.
- [12] Lefevre E, Colot O, Vannoorenberghe P. Belief function combination and conflict management [J]. Information Fusion, 2002, 3(3): 149-162.
- [13] Murphy C K. Combining belief functions when evidence conflicts [J]. Decision Support Systems, 2000, 29(1): 1-9.



第一作者简介: 许同乐, 男, 1965年1月生, 教授、硕士研究生导师。主要研究方向为检测技术与信号处理。曾发表《机械工程测试技术》(北京: 机械工业出版社, 2010年)等论著。

E-mail: xutongle@163.com