

# 基于属性层次模型的柴油机故障证据融合方法

王承远<sup>†</sup>, 徐久军, 严志军

(大连海事大学 轮机工程学院, 辽宁 大连 116026)

**摘要:** 针对证据理论在覆盖率高的柴油机故障诊断中容易出现证据融合误差的问题, 提出一种基于属性层次模型的证据融合方法. 首先, 通过余弦相似度改进目标层权重算法, 得到反映目标层不同证据源差异的本质差异因子; 然后, 采用贝叶斯网络规则改进属性层权重算法, 计算相关联的属性层证据源熵值权重; 最后, 通过故障层次关联特性和 CWAA 算子修正证据理论融合规则, 将不同层次属性权重有效融合, 减少系统复杂性引起的诊断误差. 在 R6105AZLD 柴油机台架上的实验结果表明, 引入所提方法后的诊断准确度和鲁棒性大幅提高.

**关键词:** 诊断覆盖率; 本质差异因子; 属性层次模型; 证据融合; 属性权重

中图分类号: TP273

文献标志码: A

## Evidence-fusion method in fault diagnosis of diesel engine based on attribute hierarchical model

WANG Cheng-yuan<sup>†</sup>, XU Jiu-jun, YAN Zhi-jun

(Marine Engineering College, Dalian Maritime University, Dalian 116026, China)

**Abstract:** According to the problem of the evidence fusion error occurred frequently by the evidence theory of diesel engine fault with the coverage of high diagnosis, a evidence-fusion method based on attribute hierarchical model is proposed. Firstly, the essential difference factor that reflects the difference of evidence in the target layer is obtained by modifying the attribute weight algorithm of the target layer with cosine similarity, and the entropy weight that reflects the relevance of attribute layers is obtained by modifying the attribute layer weight algorithm with Bayesian network rules. Finally, through the fault level association characteristics and the CWAA operator to correct the evidence fusion rules, the weights of attributes in different levels are effectively fused, which can reduce the diagnostic error caused by system complexity. The bench test of R6105AZLD diesel engine shows that the accuracy and robustness of diagnosis have been greatly improved after introducing the method.

**Keywords:** coverage of diagnosis; essential difference factor; attribute hierarchical model; evidence fusion; weights of attributes

## 0 引言

由于证据理论能够克服主观影响和系统误差的干扰, 具有对不确定性信息的表示、测量等优势, 使其迅速在柴油机故障诊断领域得到重视. 通过 Yager 等提出的增加融合算子等方法<sup>[1-3]</sup>对证据融合规则或证据源进行修补, 大大提高了其适用性. 随着柴油机故障诊断智能化的发展, 小范围、低覆盖率的局部诊断已经不能满足当前的工业发展要求, 因此需要将故障诊断扩展覆盖到柴油机整机范围内, 由此带来了诊断覆盖范围大、故障关联关系复杂的难题<sup>[4]</sup>. 目前的证据理论融合算法在实际运用中无法解决这些关键

问题, 主要原因是融合规则只在故障证据源的数据层次进行修正<sup>[5]</sup>, 并没有考虑到故障系统内部多层次关联关系, 如燃油系统故障与其下级高压组件间的关联性, 从而在多源信息融合过程中人为地忽略部分重要信息, 使目标故障决策效果大打折扣.

针对上述问题, 本文提出一种基于属性层次模型的柴油机故障证据融合方法, 根据属性层次模型的递阶层次结构原理<sup>[6]</sup>, 将柴油机故障分为代表目标层的零部件级故障(如高压组件等), 以及代表属性层的系统级故障(如燃油系统故障等). 通过引入本质差异因子对目标层证据源进行差异性修正, 并计算与目标

收稿日期: 2017-03-05; 修回日期: 2017-09-13.

基金项目: 国家自然科学基金项目(51509029); 辽宁省教育厅基金项目(L2015065).

责任编辑: 姜斌.

作者简介: 王承远(1983-), 男, 博士生, 从事智能控制、证据融合及决策的研究; 徐久军(1967-), 男, 教授, 博士, 从事柴油机故障诊断等研究.

<sup>†</sup>通讯作者. E-mail: wwccyylove@163.com

层故障相关联的属性层权重,作为目标层关联证据源.利用CWA综合化算子改进证据融合规则<sup>[7]</sup>,将目标层和属性层权重有效结合,减少柴油机故障证据源的不确定性和差异性,提高了诊断系统的准确性和鲁棒性.

## 1 故障诊断的决策级证据融合问题

在柴油机整机故障诊断的决策级融合中,设有 $m$ 组故障证据源, $n$ 个目标层故障,建立如下描述柴油机故障系统的目标层证据源矩阵 $\mathbf{H}_1$ ,表示不同故障诊断评价个体对诊断目标的评价:

$$\mathbf{H}_1 = \begin{bmatrix} X_1 \\ X_2 \\ \vdots \\ X_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1m} & x_{1t} \\ x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2m} & x_{2t} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ x_{n1} & x_{n2} & \cdots & x_{nm} & x_{nt} \end{bmatrix}. \quad (1)$$

其中: $\mathbf{m}_i = [x_{i1} \ x_{i2} \ \cdots \ x_{im}]$ , ( $0 \leq i \leq n$ )表示目标

层故障证据源, $x_{ij}$  ( $1 \leq i \leq n, 1 \leq j \leq m$ )表示针对第 $i$ 个故障的第 $j$ 个证据; $\mathbf{m}_t = [x_{1t} \ x_{2t} \ \cdots \ x_{nt}]^T$ 表示基于目标层-属性层之间关系的关联证据源<sup>[8]</sup>,反映了属性层证据对目标故障的支持程度, $x_{it}$  ( $1 \leq i \leq n$ )表示第 $i$ 个故障的属性层关联证据.

在决策中对证据源矩阵 $\mathbf{H}_1$ 的目标证据源进行多次融合,得到的故障诊断结果偏差仍然较大,导致决策偏差的原因是证据融合算法仅从数据本身出发修正<sup>[9]</sup>,并没有考虑故障系统各层次间的复杂关联关系和不确定性<sup>[10-11]</sup>,即没有考虑属性层关联证据源.

## 2 基于属性层次模型的证据融合

### 2.1 柴油机整机故障系统的属性分层

选择研究测试平台为R6105AZLD柴油机台架,根据柴油机整体的结构和故障特点,建立属性层次模型,将故障系统分为目标层和属性层,部分属性层次关系如表1所示.

表1 柴油机整机故障系统的部分层次关系

		系统级故障(属性层)					
		固定件子系统 $T_1$	运动件子系统 $T_2$	空气子系统 $T_3$	燃油子系统 $T_4$	冷却子系统 $T_5$	润滑子系统 $T_6$
零部件级故障 (目标层)	燃烧室结构件 $S_1$		活塞组件 $S_2$	气门组件 $S_{13}$			冷却装置 $S_9$
	曲轴箱及密封件 $S_{10}$		连杆组件 $S_3$	气门传动组件 $S_{20}$	燃油箱及管系 $S_{14}$	水泵、散热器 $S_{15}$	滤清装置 $S_{16}$
	连接件 $S_{11}$		曲轴组件 $S_4$	增压器组件 $S_5$	高压组件 $S_7$	冷却水腔 $S_8$	限压阀 $S_{17}$
			传动机构 $S_{12}$	进排气管路 $S_6$		调温器 $S_{21}$	油管和油道 $S_{18}$
							油底壳 $S_{19}$

### 2.2 目标层的本质差异因子

根据证据源矩阵 $\mathbf{H}_1$ 和专家知识,分析得到如下基于目标层故障的关联度矩阵 $\mathbf{H}_{CR}$ ,表示不同证据源下目标层故障发生的条件概率:

$$\mathbf{H}_{CR} = \begin{bmatrix} CR_1 \\ CR_2 \\ \vdots \\ CR_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} cr_{11} & cr_{12} & \cdots & cr_{1m} \\ cr_{21} & cr_{22} & \cdots & cr_{2m} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ cr_{n1} & cr_{n2} & \cdots & cr_{nm} \end{bmatrix}. \quad (2)$$

式(2)中的矩阵元素与矩阵 $\mathbf{H}_1$ 的元素相互对应,其中 $cr_{ij}$  ( $1 \leq i \leq n, 1 \leq j \leq m$ )表示针对第 $i$ 个故障的第 $j$ 个目标故障关联度.通过矩阵 $\mathbf{H}_{CR}$ 得到目标层证据源权重.

因为层次属性模型AHM主要针对无关联结构系统进行分析,而故障关联度矩阵 $\mathbf{H}_{CR}$ 中各列向量之间存在关联性,所以本文采用余弦相似度计算属性权重.由矩阵 $\mathbf{H}_{CR}$ 中相邻列向量 $cr_i$ 和 $cr_j$ 得到如下AHM测度 $L_{ij}$ ,表示该两列向量的相似程度:

$$L_{ij} = \frac{cr_i \cdot cr_j}{(\|cr_i\| \cdot \|cr_j\|)^{0.5}}, \quad (3)$$

其中 $cr_i \cdot cr_j = \sum_{i,j=1}^{2^n} cr_i(\theta_i) \cdot cr_j(\theta_j)$ ,  $\|cr_i\|$ 为 $cr_i$ 的

Euclidean范数.

将不同相似程度归一化,根据属性层次模型权重算法得到相似度权重向量 $\mathbf{W}_{CR} = (w_{cr})_{1 \times m}$ ,

$$w_{ij} = \frac{f_i}{h} = \frac{L_{ij}}{\sum_{j=1, j \neq i}^m L_{ij}}, \quad (4)$$

其中 $\sum_{j=1, j \neq i}^m L_{ij}$ 表示各个列向量相似程度之和.

根据相似度权重计算目标层不同证据源的可靠系数 $cre_j$ 及不确定系数 $ucr_j$ 为

$$\begin{cases} cre_j = e^{-\sum_{j \neq i}^m d(\mathbf{W}_{CR_i}, \mathbf{W}_{CR_j})}, \\ ucr_j = \frac{-\sum \mathbf{W}_{CR_j} \log_2(\mathbf{W}_{CR_j})}{\max\{-\sum \mathbf{W}_{CR_j} \log_2(\mathbf{W}_{CR_j})\}}. \end{cases} \quad (5)$$

其中: $d(\mathbf{W}_{CR_i}, \mathbf{W}_{CR_j})$ 为不同证据源的属性测度马氏距离, $\log_2(\mathbf{W}_{CR_j})$ 为属性测度的对数归一化.通过可靠系数 $cre_j$ 及不确定系数 $ucr_j$ 进一步给出目标层证据源的本质差异因子向量 $\mathbf{A}_W = (a_j)_{1 \times m}$ ,其中

$$a_j = \sqrt{cre_j \cdot ucr_j^{-1}} / \max\{\sqrt{cre_j \cdot ucr_j^{-1}}\}. \quad (6)$$

本质差异因子向量 $\mathbf{A}_W$ 反映了目标层中不同故

障证据源对故障影响效应认知的差异程度,通过与矩阵  $H_1$  的内积计算调节目标层证据源冲突,改善属性层次模型的融合。

### 2.3 属性层的熵值权重

采用贝叶斯规则计算属性层权重,通过概率形式表达故障信息的不确定性<sup>[12]</sup>。根据表1中目标层故障对应关系得到属性层故障,并通过专家知识获取属性层故障的先验概率,计算后验概率向量  $W_R = (w_r)_{1 \times n}$ ,其中

$$w_r = \frac{P(T_K | C_1, C_2, \dots, C_n)}{\prod_{i=1}^n P(C_i | C_1, C_2, \dots, C_{i-1}, T_K) P(C_1, C_2, \dots, C_n)} \quad (7)$$

其中:  $w_r$  为子系统故障相对于故障特征发生的后验概率,  $T_K$  为第  $K$  个属性层故障发生的先验概率,  $C_i$  为属性层故障对应的故障特征值。依据香浓理论,通过信息熵计算属性层中概率与信息冗余度的关系,将  $W_R$  作为属性权重算子代入下式中,得到熵值权重  $W_S = (w_s)_{1 \times n}$ 。其中

$$w_s = \frac{f_i}{h} = -\frac{1}{\ln n} \sum_{i=1}^n W_R \ln r_{ij} = \sum_{i=1}^n f_i - \frac{1}{\ln n} \sum_{i=1}^n P(T_K | C_1, C_2, \dots, C_n) \ln r_{ij} \quad (8)$$

$r_{ij}$  为基于专家知识的目标层故障相对于属性层故障发生的条件概率。

### 2.4 基于属性层次模型的证据融合

由于柴油机故障系统层次间表现出非弱独立性,已有的递归方法无法满足模型要求,本文结合故障系统层次特征,引入多属性群决策融合规则 CWAA,通过计算目标层、属性层向量与证据源矩阵的数量内积,改进层次模型中的简单递归合成规则,从而形成基于属性层次模型的证据融合方法 EMHD(Evidence of multi-attribute' hierarchical decision),计算故障决策级证据融合向量  $X_K = (x_k)_{1 \times n}$ ,其中

$$x_k = \text{EMHD}_{A_W, W_S} [m_1 \ m_2 \ m_m \ \dots \ m_t] = \text{EMHD}([m_1 \ m_2 \ m_m \ \dots \ m_t] \times [A_W \ W_S]) = \sum_{i=1}^n A_W m_{cw} / m_{\max} + w_s x_{it} \quad (9)$$

$m_{cw}$  为结合 CWAA 融合规则的加权参数  $w_{cr} m_i$ ,  $m_{\max}$  为  $m_i$  中最大值组成的向量,多项式首项  $\sum_{i=1}^n A_W m_{cw} / m_{\max}$  为目标层融合项,第2项  $w_s x_{it}$  为

属性层融合项,即得到的目标层-属性层关联证据源  $[x_{1t} \ x_{2t} \ \dots \ x_{nt}]^T$ 。

### 2.5 EMHD证据融合方法流程

将目标故障证据源矩阵  $H_1$  分成目标层证据源  $m_i$  和反映目标层-属性层关联性的属性层证据源  $m_t$ 。根据故障关联度矩阵  $H_{CR}$ ,利用式(4)和(5)得到可靠性系数  $cre_i$  和不确定系数  $ucr_i$ ,最后通过式(6)计算  $m_i$  的本质差异因子向量  $A_W$ 。

根据  $H_1$  中目标层故障从表1中获得对应的属性层故障,并通过式(7)和(8)得到属性层熵值权重  $W_S$ 。

EMHD方法的流程如图1所示。

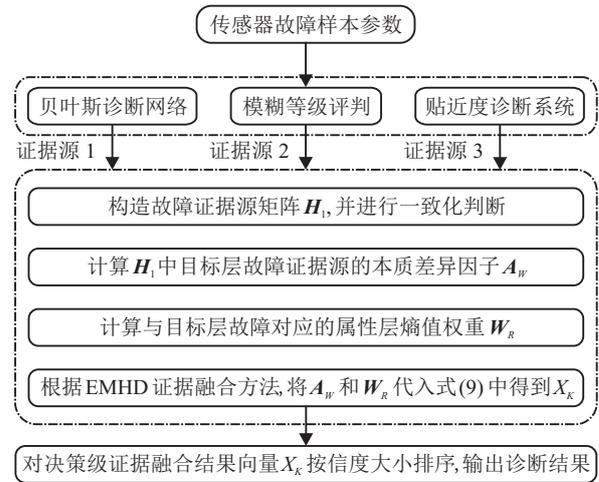


图1 EMHD证据融合流程

## 3 应用试验

为验证所提方法的有效性,在基于R6105AZLD柴油机的整机故障诊断软件平台上进行测试。首先,根据柴油机的输出扭矩、速度特性关系,选取柴油机验证工况点:转速为1200 r/min,功率为62.9 kW,扭矩60%。然后,在验证工况点下,根据表1选取目标层典型故障作为诊断对象,模拟诊断时的柴油机状态为  $S_2$  和  $S_7$  发生故障,通过读取R6105AZLD柴油机ECU及传感器信息,得到相对应的10组故障样本参数,包括冷却水温度、齿杆位置、总进排气温度、油门变化率、油门波动率、进排气压力、转速变化率、转速波动率、各缸排气温度、曲轴箱串气量、主油道滑油压力、滑油油液污染度、滑油颗粒浓度和各缸做功不均匀度。

### 3.1 证据源的冲突差异

将10组故障样本参数分别代入到特征级融合的层次贝叶斯(Bayes)、模糊分级(Fuzzy)和贴近期(Prximity)算法中,得到3组不同证据源,将其输入到故障诊断的决策级中,形成表2数据,即目标层故障证据源矩阵  $H_1$ 。

表2 目标层故障证据源矩阵

证据源	目标层故障								
	$S_1$	$S_2$	$S_3$	$S_4$	$S_5$	$S_6$	$S_7$	$S_8$	$S_9$
Bayes/%	0.17	0.52	0.05	0.15	0.67	0.26	0.41	0.36	0.72
Fuzzy	0.22	0.16	0.45	0.21	0.84	0.09	0.23	0.77	0.46
Prximity	0.36	0.76	0.63	0.29	0.33	0.42	0.9	0.48	0.19

观察表2可知,Fuzzy证据源偏重于目标层故障 $S_5$ 和 $S_8$ ,Bayes证据源偏重 $S_5$ 和 $S_9$ ,Prximity证据源则偏重 $S_2$ 和 $S_7$ .如图2中证据状态1所示,此时诊断系统认为初级诊断冲突显著.

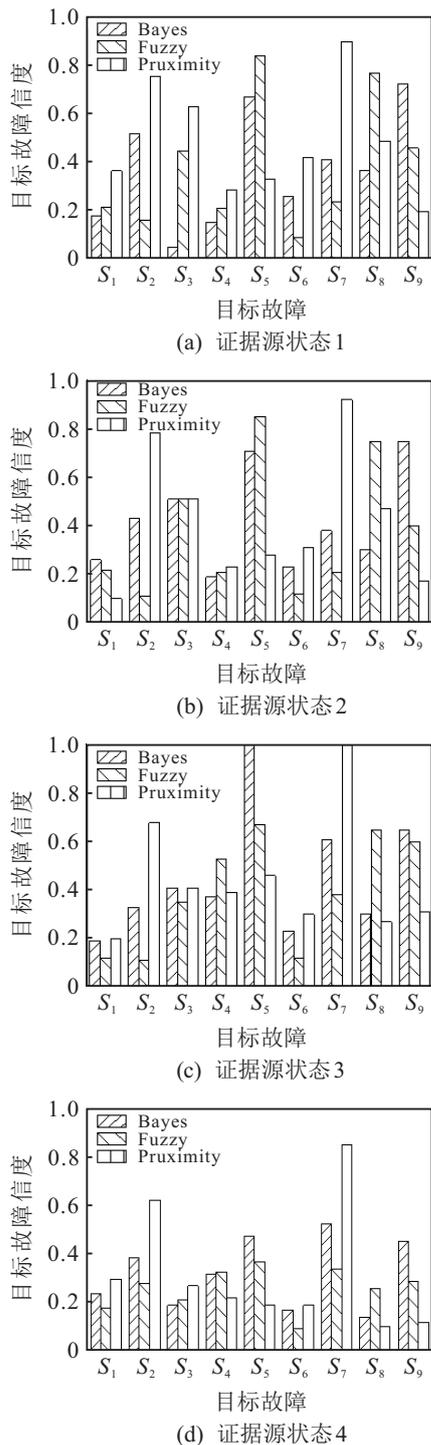


图2 ( $H_1 \sim H_4$ )证据源矩阵状态观测

### 3.2 EMHD证据融合有效性分析

通过观测证据源矩阵 $H_1$ 在EMHD算法中不同时期状态特征来验证方法的有效性,结果如图2所示.证据源状态1为 $H_1$ 的状态特征,通过式(4)和(9)计算相似度权重 $w_{cr}$ ,得到加权参数 $w_{cr}m_i$ ,组成证据源矩阵 $H_2$ ,如证据源状态2所示.将本质差异因子 $A_W$ 代入EMHD融合方法,得到目标层融合项 $\sum_{i=1}^n A_W m_{cw} / m_{max}$ ,组成证据源矩阵 $H_3$ ,如证据源状态3所示.

结合柴油机目标层-属性层关联特性的专家知识,通过式(7)和(8)计算属性层熵值权重 $W_S$ ,代入到EMHD证据融合方法中得到属性层融合项 $w_s x_{it}$ ,最后组成证据源矩阵 $H_4$ ,如证据源状态4.由图2中矩阵 $H_1 \sim H_4$ 的状态变化可知,经过EMHD算法层次融合后,故障范围由 $S_2, S_5, S_7, S_8, S_9$ 变为 $S_2, S_7$ ,各个证据源冲突逐渐减少,证据融合结果逐渐明确.

### 3.3 基于EMHD证据融合方法的对比分析

在相同柴油机试验环境下,针对目标故障 $S_1 \sim S_9$ ,将故障样本参数分别代入到D-S、Yager、PCR5和Mur算法中,即将基于EMHD算法的诊断结果与其他算法结果进行横向对比,检验算法准确性.通过图3的对比分析,雷达图D-S、Yager、PCR5和Mur极线上各故障融合结果分布纷乱且重合,而EMHD融合结果分布集中,目标故障 $S_7$ 分布突出,诊断准确.究其原因,在故障诊断覆盖率高时,其他算法没有考虑系统层次关联关系.

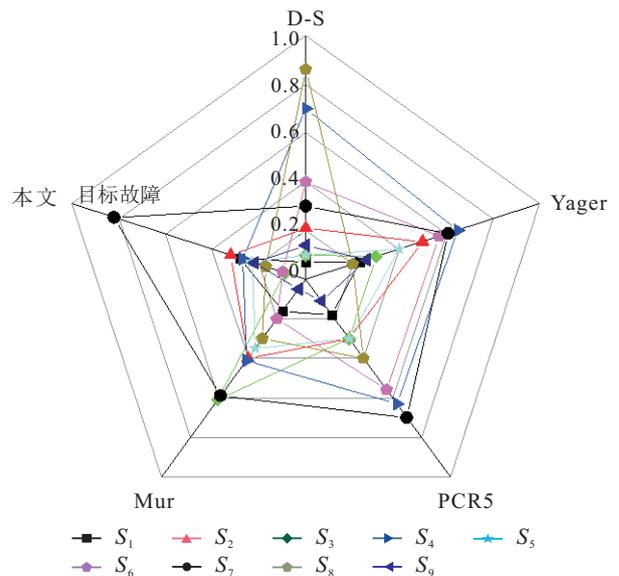


图3 EMHD方法准确性分析

在相同柴油机试验环境下,对故障状态进行 $N = 10$ 次测试,分别利用EMHD算法和其他算法证据融合,检验算法鲁棒性.由于能够有效利用关联信

息中的不确定性信息,图4中EMHD算法的目标信度曲线变化平稳,诊断波动范围控制在0.1~0.2之间。

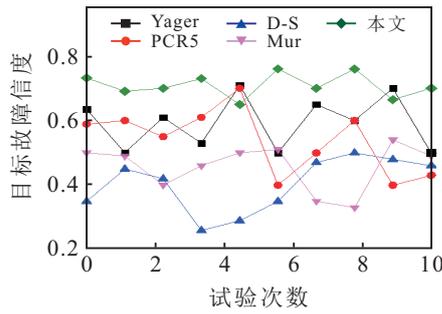


图4 基于试验次数的鲁棒性分析

基于表1的故障层次模型,扩大故障诊断覆盖范围,逐渐增加目标层故障数量范围由 $S_1$ 到 $S_{16}$ ,得到EMHD算法的鲁棒性分析如图5所示。

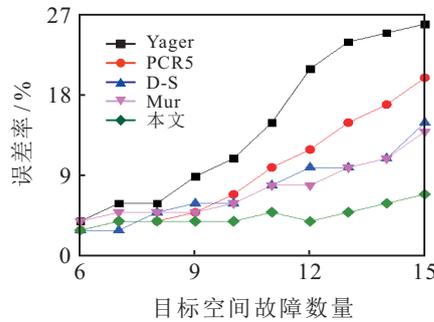


图5 基于诊断范围的鲁棒性分析

图5中,随着目标层故障数量不断增加,故障证据源 $H_1$ 关系更加复杂,冲突程度提高,其他算法由于没有考虑到故障系统的层次特征,无法去除信息间冗余,误差率逐渐增多,而本文算法相对稳定,误差率变化小于7%。

### 4 结论

本文提出了一种基于属性层次模型的证据融合方法,通过余弦相似度和贝叶斯网络规则改进属性层次模型的权重算法,得到反映目标层不同证据源信息差异的本质差异因子 $A_W$ 以及代表目标层-属性层关联关系的熵值权重 $W_S$ ,并基于CWAA融合规则改进证据融合方法,将本质差异因子 $A_W$ 与熵值权重 $W_S$ 有效关联融合,解决了不同证据源的层次关联信息有效利用的问题,提高了证据融合的准确性和稳定性。

### 参考文献(References)

[1] Murphy C K. Combining belief functions when evidence conflicts[J]. Decision Support Systems, 2000, 29(1): 1-9.

[2] 杜元伟, 刘静, 龙银才. 基于证据理论的前景构建方法[J]. 控制与决策, 2015, 30(4): 759-763.  
(Du Y W, Liu J, Long Y C. Prospect building method based on Dempster-Shafer theory[J]. Control and Decision, 2015, 30(4): 759-763.)

[3] 安春莲, 黄静, 吴耀云. 基于证据理论的多源信息融合模型[J]. 电子信息对抗技术, 2017, 32(1): 23-26.  
(An C L, Huang J, Wu Y Y. A multi-source information fusion model based on evidence theory[J]. Electronic Information Warfare Technology, 2017, 32(1): 23-26.)

[4] Climente-Alarcon V, Antonino-Daviu J A, Riera-Guasp M, et al. Induction motor diagnosis by advanced notch FIR filters and the Wigner-ville distribution[J]. IEEE Trans on Industrial Electronics, 2014, 61(8): 4217-4227.

[5] 全磊, 陈越, 王直. 基于D-S证据理论的柴油机故障诊断[J]. 科学技术与工程, 2010, 10(15): 3749-3752.  
(Tong L, Chen Y, Wang Z. Fusion diagnosis of diesel engine based on a D-S evidence theory[J]. Science Technology and Engineering, 2010, 10(15): 3749-3752.)

[6] 钟小伟, 傅鸿源. 弱属性层次模型WAHM及其应用[J]. 数学的实践与认识, 2012, 42(8): 180-184.  
(Zhong X W, Fu H Y. Weak AHM and its application[J]. Mathematics in Practice and Theory, 2012, 42(8): 180-184.)

[7] Fan Z P, Zhang X, Chen F D, et al. Multiple attribute decision making considering aspiration-levels: A method based on prospect theory[J]. Computers & Industrial Engineering, 2013, 65(2): 341-350.

[8] Jousselem A L, Liu C, Grenier D. Measuring ambiguity in the evidence theory[J]. IEEE Trans on Systems, Man and Cybernetics-part A: Systems and Humans, 2006, 36(5): 890-903.

[9] Smarandache F, Dezert J. Advances and applications of DSMT for information fusion[M]. American Research Press: Rehoboth, 2009: 226-231.

[10] Carbajal J C, McLennan A, Tourky R. Truthful implementation and preference aggregation in restricted domains[J]. J of Economic Theory, 2013, 148(3): 1074-1101.

[11] Liu P D, Wang Y M. Multiple attribute group decision making methods based on intuitionistic linguistic power generalized aggregation operators[J]. Applied Soft Computing, 2014, 17(1): 90-104.

[12] Huang Shuai, Li Jing, Ye Jieping, et al. A sparse structure learning algorithm for Gaussian Bayesian network identification from highdimensional data[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2013, 35(6): 1328-1342.

(责任编辑: 齐 霖)