

## 基于选择判据与贴近度的电网故障诊断算法

王爱侠<sup>1</sup>, 张立颖<sup>2</sup>

(1. 东北大学 信息科学与工程学院, 沈阳 110004; 2. 国网辽宁省电力有限公司 电力科学研究院, 沈阳 110006)

**摘要:** 针对传统D-S证据理论难以解决高度冲突证据融合问题, 提出一种新的证据合成算法. 将贴近度概念引入D-S证据合成中, 通过证据的一致性度量计算其权重, 实现冲突证据的加权融合. 提出证据合成方法选择判据, 将证据合成分为冲突和非冲突2类, 分别采用改进算法和传统算法对证据进行融合. 实例验证表明, 所提出的方法信息聚焦性能优越, 可以有效解决冲突证据合成问题, 在解决电力系统故障诊断问题方面有良好的效果.

**关键词:** 证据理论; 证据合成; 贴近度; 一致性度量; 选择判据

中图分类号: TP242

文献标志码: A

## Power grid fault diagnosis algorithm based on the selection standard and closeness

WANG Ai-xia<sup>1</sup>, ZHANG Li-ying<sup>2</sup>

(1. College of Information Science and Engineering, Northeastern University, Shenyang 110004, China; 2. Electric Power Research Institute of State Grid Liaoning Electric Power Co. Ltd., Shenyang 110006, China. Corresponding: ZHANG Li-ying, E-mail: wax526@163.com)

**Abstract:** An improved combination algorithm is proposed aiming at that the traditional D-S evidence theory is difficult to solve the problem in highly conflict evidence. The concept of closeness is introduced to the D-S evidence combination, and the evidence of consistency value is used to calculate its weight, which achieves a weighted fusion of conflict evidence. The evidence combination method selection standard is proposed, which can be divided into two parts: conflict and non-conflict, and then to fuse the evidence with the improved algorithm and the traditional algorithm respectively. Experiments demonstrate that the proposed method not only has the same functions of information focus as the Dempster rule, but also can solve the problem of the combination of conflict evidence better, and can solve the problems of fault diagnosis in power system and get a quite favorable result.

**Keywords:** evidence theory; evidence combination; closeness; consistency value; selection standard

### 0 引言

电力系统故障诊断利用故障发生后所产生的告警信息及时有效地确定故障元件, 为调度人员快速辨识和清除故障提供辅助决策, 以保障电力系统运行的安全性. 但在实际故障诊断中经常会出现信息丢失, 导致信息不完备的情况, 此时若只采用单一信息进行故障诊断, 容易产生误判, 危害电力系统的安全<sup>[1-2]</sup>.

近年来, D-S证据理论以其在不确定性表达和信息融合等方面表现出的优势, 在人工智能、决策支持等领域获得广泛应用<sup>[3-4]</sup>. 但随着研究的日益深入, 发现当证据严重冲突时利用证据理论进行证据组合存在严重缺陷<sup>[5]</sup>. 针对高度冲突证据组合问题,

国内外学者做了大量相关研究工作: Yager<sup>[6]</sup>识别别框架为一个封闭空间, 将冲突的证据全部分配给识别框架, 在完全否定冲突证据的基础上合成高度冲突的证据, 但当证据源较多时, 将影响最终的合成结果; Mathon<sup>[7]</sup>结合 Dempster 规则和 Yager 规则创建了一个新的组合规则, 直接平均2个独立证据, 而未对冲突信息与不冲突信息进行区分, 这样得出的合成结果存在不合理性; 邓勇等<sup>[8-9]</sup>将证据权重系数引入证据合成, 因此部分冲突证据可用, 但组合规则复杂, 计算量巨大, 不容易得到判断结果, 且应用存在一定的局限性. 有关冲突证据的合成仍然是证据理论中最具争议的问题之一.

收稿日期: 2014-10-13; 修回日期: 2015-01-29.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61372015); 沈阳市科技计划项目(F12277181).

作者简介: 王爱侠(1974—), 女, 讲师, 博士, 从事嵌入式系统的研究; 张立颖(1989—), 女, 工程师, 从事电力系统故障诊断的研究.

在证据冲突情况下,相比于 Dempster 规则,改进合成方法能够在一定程度上降低冲突证据对合成结果的干扰,提高其可靠性.但文献[2]中指出,当证据源正常时,Dempster 规则的信息聚焦性能良好,可以明显提高合成结果的准确性,降低其不确定性.而目前改进合成算法在聚焦性能上都不如 Dempster 规则<sup>[10]</sup>.因此,为了提高证据融合效果,定义一种算法判据,将证据的合成分为冲突和非冲突2类,分别采用改进算法和传统算法对证据进行融合是十分有必要的.

在上述背景下,本文提出基于选择判据与贴近度的改进证据合成规则,通过算例将方法实用化,验证了本文所提出的改进型融合算法的可行性和有效性,在解决电力系统故障诊断问题中有良好成效.

## 1 算法选择判据

### 1.1 存在的问题

在 D-S 证据理论中,定义  $\theta$  为识别框架, $\theta$  是有穷且完备的论域集合,其中的各元素互不相容;对于论域中的任何命题  $A$ ,都应包含于  $\theta$  的幂集中,有函数  $m: 2^\theta \rightarrow [0, 1]$ ,且满足  $\sum_{A \subseteq \theta} m(A) = 1, m(\phi) = 0$ . Dempster 合成规则为:  $\theta$  为给定的识别框架,设  $m_1$  和  $m_2$  分别是 2 个证据对应的基本信度分配函数<sup>[12]</sup>,焦元分别为  $A_1, A_2, \dots, A_m$  和  $B_1, B_2, \dots, B_m$ ,则有

$$m(A) = \begin{cases} \frac{\sum_{i \neq j, A_i \cap B_j = A} m_1(A_i)m_2(B_j)}{1 - K}, & \forall A \subseteq \theta, A \neq \phi; \\ 0, & A = \phi. \end{cases} \quad (1)$$

其中

$$K = \sum_{i \neq j, A_i \cap B_j = \phi} m_1(A_i)m_2(B_j) < 1. \quad (2)$$

$K$  通常被看作证据冲突程度的衡量标准.一般情况下,根据式(1)完成合成,但以  $K$  值衡量证据间冲突程度,且作为算法选择判据并非完全合理.以下例进行验证.

**例 1** 设辨识框架  $\theta = \{A, B, C\}$ , 2 个证据的基本可信度分布函数分别为

$$m_1(A) = 0.5, m_1(B) = 0.3, m_1(C) = 0.2;$$

$$m_2(A) = 0.5, m_2(B) = 0.3, m_2(C) = 0.2.$$

由式(2)可得  $K = 0.62$ ,完全相同的 2 个证据被计算出冲突,因此此合成判据存在缺陷.若用 Dempster 合成公式进行合成,将避免不确定性大及信息不集中的问题.因此,并非所有的大  $K$  值都表示 2

个证据间的冲突程度大,用  $K$  值作为衡量证据间冲突程度的标准,并将其作为算法选择判据是不成立的.

### 1.2 算法选择判据

按照 D-S 证据理论的融合原则,融合是为了加强对研究对象某方面状态的肯定.融合后结果所表现的对研究对象状态的判断概率应高于被融合的任一证据,若相反,则融合过程失去意义.现作如下定义.

**定义 1** 假设识别框架  $\theta$ ,  $m_1$  和  $m_2$  分别是 2 个证据对应的基本信度分配函数,  $m$  为  $m_1$  和  $m_2$  证据融合后的信度分配函数,若  $m > \max\{m_1, m_2\}$ , 则融合有效.

**定义 2** 当融合结果不满足定义 1 时,可以认为此种情况下的证据是相互冲突的,此时不适合用 Dempster 规则进行融合.

设某一故障元件有 2 个待融合的论据, 2 个论据判断对象故障的概率分别为  $p_1$  和  $p_2$ , 判断其无故障的概率分别为  $\bar{p}_1$  和  $\bar{p}_2$ , 状态不确定的判断概率分别为  $\theta_1$  和  $\theta_2$ . 则将 2 个论据进行融合后元件故障的概率为

$$p = \frac{p_1 \times p_2 + p_1 \times \theta_2 + p_2 \times \theta_1}{1 - p_1 \times \bar{p}_2 + p_2 \times \bar{p}_1}. \quad (3)$$

根据定义 1 和定义 2, 由文献[11]中所述的方法推导可得算法选择判据为

$$p_2 \leq \frac{\bar{p}_2}{1 + \bar{p}_2 - p_2}. \quad (4)$$

**定义 3** 当待融合论据基本信度函数不符合式(4)约束时,使用 Dempster 方法融合;当待融合论据基本信度函数符合式(4)约束时,使用改进证据融合算法进行融合.

由于  $0 \leq p_2 \leq 1 \Rightarrow 1 + \bar{p}_2 - p_2 \geq 0$ , 将式(4)变换为

$$p_2(1 + \bar{p}_2) - p_2^2 - \bar{p}_2 \leq 0. \quad (5)$$

假设函数  $f(p_2) = -p_2(1 + \bar{p}_2) + p_2^2 + \bar{p}_2$ , 有如下推导:

$$f(p_2) \Rightarrow p_2^2 - (1 + \bar{p}_2)p_2 + \bar{p}_2 \Rightarrow (p_2 - \bar{p}_2)(p_2 - 1).$$

图 1 为  $f(p_2)$  函数图. 由图 1 可知,定义 3 可简化为:当  $p_2 \leq \bar{p}_2$  时,认为证据相互冲突,使用改进证据融合算法进行融合;当  $\bar{p}_2 < p_2 \leq 1$  时,认为证据相互不冲突,使用 Dempster 方法进行融合.

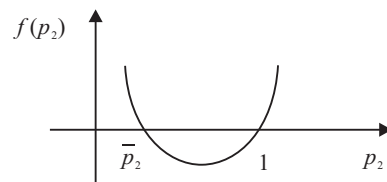


图 1  $f(p_2)$  函数图

## 2 新的冲突证据融合方法

### 2.1 贴近度矩阵

设  $m_i(\cdot)$  ( $i = 1, 2, \dots, n$ ) 为基本概率赋值函数, 命题记为  $A_j$ ,  $j = 1, 2, \dots, m$ . 若  $m_i(A_j)$  与  $m_{i+1}(A_j)$  之间相差较大, 则表明这 2 个证据对该命题相互支持度低, 甚至相互背离; 如果  $m_i(A_j)$  与  $m_{i+1}(A_j)$  很接近, 则表明这 2 个证据对该命题相互支持度高. 根据模糊数学中最大最小法思想<sup>[12]</sup>, 本文采用贴近度来度量各证据对同一命题的相互支持程度.

**定义 4** 对同一命题, 证据  $i$  与证据  $j$  之间的贴近度为<sup>[10]</sup>

$$T_{ij}(A) = \frac{\min\{m_i(A), m_j(A)\}}{\max\{m_i(A), m_j(A)\}}. \quad (6)$$

用贴近度表示 2 个证据间的相关性. 贴近度越大, 代表 2 个证据间的相关性越大, 也表示 2 个证据对同一事件的支持程度越贴近, 即 2 个证据间的冲突越小, 反之则表示 2 个证据间的冲突越大<sup>[9]</sup>.

由定义 4, 可得对同一命题各个证据间的贴近度矩阵为

$$T(A) = \begin{bmatrix} 1 & T_{12}(A) & \cdots & T_{1m}(A) \\ T_{21}(A) & 1 & \cdots & T_{2m}(A) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ T_{m1}(A) & T_{m2}(A) & \cdots & 1 \end{bmatrix}. \quad (7)$$

对于矩阵  $T(A)$  中第  $i$  行元素而言, 若贴近度之和  $\sum_{j=1, j \neq i}^n T_{ij}(A)$  的值较大, 则表明第  $i$  个证据被所有证据支持的程度较大; 反之, 则表明第  $i$  个证据偏离所有证据的程度, 因而其对命题  $A$  支持度的可信程度降低.

由于证据的可靠性是通过所有命题的一致性度量表现出来的, 本文定义了一致性度量.

**定义 5** 第  $i$  个证据与其他证据对命题  $A$  支持概率的一致性度量为

$$r_i(A) = \frac{\sum_{j=1, j \neq i}^n T_{ij}(A)}{n-1}. \quad (8)$$

### 2.2 权值的确定

当某个或少数证据不相容时, 会引起证据之间发生严重或者完全的冲突<sup>[9]</sup>, 若某个证据的一致性度量较小, 则表明该证据与其他证据相容性差, 可以认为该证据与其他证据存在冲突; 反之, 则表明该证据与其他证据相容性高, 可以认为该证据支持某个命题成立的可靠性也更高, 因此在数据融合时应具有更高的权重.

**定义 6** 将证据对命题  $A$  的一致性度归一化可得到证据对命题  $A$  的支持权重<sup>[10]</sup>

$$\omega_i(A) = \frac{r_i(A)}{r_{\max}(A)}, \quad (9)$$

其中

$$r_{\max}(A) = \max_{1 \leq i \leq n} (r_i(A)).$$

证据对命题  $A$  的支持权重只反映了证据  $i$  对命题  $A$  的支持率与其他证据之间的比重, 而证据是同时对若干个命题进行概率赋值, 因此, 为考虑证据总体可靠性, 运用均值的概念定义证据的权重

$$\omega_i = \frac{\sum_{j=1}^m \omega_i(A_j)}{m}. \quad (10)$$

### 2.3 加权后的证据合成

通过证据的自身重要程度及其在证据合成时对合成结果的影响程度来定义证据权重. 通过降低冲突证据的权重, 增大非冲突证据的权重得出合理的合成结果, 最大限度地降低冲突证据对合成结果的影响. 加权后再次融合基本概率赋值函数, 基本步骤如下.

**Step 1:** 根据贴近度分配证据权值, 构成新的权值向量  $\omega = (\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_n)$ ,  $\omega_i \in [0, 1]$ .

**Step 2:** 将  $\omega$  中的权值按照式 (9) 重新进行概率函数的分配.

$$m_i(A_j)' = \begin{cases} \omega_i \cdot m_i(A_j), & A \neq \emptyset; \\ 1 - \sum_{A \neq \emptyset} \omega_i \cdot m_i(A_j), & A = \emptyset. \end{cases} \quad (11)$$

**Step 3:** 进行概率函数重新分配后, 按照式 (2) 和 (12) 分别计算冲突因子  $K$  和证据基本可信度  $q$ .

$$q(A) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n m'_1(A_i). \quad (12)$$

**Step 4:** 将重新调整的概率分配代入到下式, 计算合成结果:

$$\begin{cases} m(\tilde{A}) = \sum_{A_i \cap B_j = \emptyset} m'_1(A_i) m'_2(B_j) + K \cdot q(A), \\ A \neq \emptyset, \forall A \subseteq \Theta; \\ m(\tilde{\emptyset}) = 0; \\ m(\tilde{\Theta}) = 1 - \sum_{A \in \Theta} m(\tilde{A}). \end{cases} \quad (13)$$

## 3 基于选择判据与贴近度的证据融合算法

本文提出的算法具体计算步骤如下:

1) 按照 1.2 节的方法对  $n$  个待融合证据两两之间进行冲突判断;

2) 若  $n$  个证据都不符合式 (4) 和 (5) 约束时, 使用 Dempster 规则融合证据  $n - 1$  次;

3) 若  $n$  个证据中任一两两证据有符合式 (4) 和 (5) 约束时, 按照第 2 节的方法重新进行概率函数分配, 再使用 Dempster 规则进行融合证据  $n - 1$  次.

#### 4 算例分析

设某一输电线路中线路  $L_1$  出现了短路故障, 其故障识别框架  $\Theta = \{A, B\}$ , 其中  $A$  表示  $L_1$  发生故障,  $B$  表示  $L_1$  无故障. 通过文献 [10] 的方法获取 4 组故障特征, 分别表示优化故障度、小波奇异度、小波故障度和小波能量度. 下面利用正常和冲突 2 种情况下的故障特征, 通过与 Dempster、Yager 和邓勇方法的对比来验证新方法的有效性和优越性.

1) 正常数据源证据合成. 4 组正常证据源数据如表 1 所示. 对 4 组证据概率赋值两两组合进行冲突判断, 可以验证表 1 给出的证据没有冲突, 合成方法选用 Dempster 规则.

表 1 数据正常情况下的基本概率赋值

证据	A	B	$\Theta$
$m_1$	0.90	0.10	0
$m_2$	0.88	0.12	0
$m_3$	0.90	0.10	0
$m_4$	0.98	0.02	0

数据正常情况下证据合成结果如表 2 所示, 可以看出, 在各个故障特征提供的数据正常时, Yager 和邓勇的方法随着证据的增加, 不确定项  $m(\Theta)$  越来越大, 识别结果较差. 而本文算法能够准确地识别  $L_1$  出现故障, 收敛速度快, 可靠性高, 具有优越的聚焦性能.

表 2 数据正常情况下的证据合成结果

算法	$m_1, m_2$	$m_1, m_2, m_3$	$m_1, m_2, m_3, m_4$
Yager	$m(A)=0.792\ 000$	$m(A)=0.712\ 800$	$m(A)=0.698\ 544$
	$m(B)=0.012\ 000$	$m(B)=0.001\ 200$	$m(B)=0.000\ 024$
	$m(\Theta)=0.196\ 000$	$m(\Theta)=0.286\ 000$	$m(\Theta)=0.301\ 432$
邓勇	$m(A)=0.897\ 065$	$m(A)=0.859\ 107$	$m(A)=0.795\ 482$
	$m(B)=0.001\ 568$	$m(B)=0.015\ 120$	$m(B)=0.019\ 396$
	$m(\Theta)=0.101\ 367$	$m(\Theta)=0.125\ 773$	$m(\Theta)=0.185\ 119$
本文方法	$m(A)=0.985\ 075$	$m(A)=0.998\ 319$	$m(A)=0.999\ 938$
	$m(B)=0.014\ 925$	$m(B)=0.001\ 681$	$m(B)=0.000\ 062$
	$m(\Theta)=0$	$m(\Theta)=0$	$m(\Theta)=0$

2) 冲突情况下的证据合成.

如表 3 所示, 证据 2 所提供的基本概率赋值与其他证据相冲突. 将基本概率赋值两两组合进行冲突判断, 部分组合验算结果满足约束条件, 因此可以验证证据之间存在冲突, 合成方法应该选用本文提出的改进规则.

表 3 数据冲突情况下的基本概率赋值

证据	A	B	$\Theta$
$m_1$	0.99	0.01	0
$m_2$	0	0.99	0.01
$m_3$	0.90	0	0.1
$m_4$	0.90	0.10	0

数据冲突情况下的证据合成结果如表 4 所示.

表 4 数据冲突情况下的证据合成结果

算法	$m_1, m_2$	$m_1, m_2, m_3$	$m_1, m_2, m_3, m_4$
Dempster	$m(A)=0$	$m(A)=0$	$m(A)=0$
	$m(B)=0.502\ 513$	$m(B)=0$	$m(B)=0$
	$m(\Theta)=0.497\ 487$	$m(\Theta)=1$	$m(\Theta)=1$
Yager	$m(A)=0$	$m(A)=0$	$m(A)=0$
	$m(B)=0.009\ 9$	$m(B)=0$	$m(B)=0$
	$m(\Theta)=0.990\ 1$	$m(\Theta)=1$	$m(\Theta)=1$
邓勇	$m(A)=0.763\ 667$	$m(A)=0.860\ 960$	$m(A)=0.902\ 806$
	$m(B)=0.122\ 596$	$m(B)=0.029\ 144$	$m(B)=0.001\ 688$
	$m(\Theta)=0.113\ 737$	$m(\Theta)=0.109\ 896$	$m(\Theta)=0.095\ 506$
本文方法	$m(A)=0.900\ 410$	$m(A)=0.918\ 704$	$m(A)=0.951\ 792$
	$m(B)=0.000\ 499$	$m(B)=0.001\ 273$	$m(B)=0.000\ 646$
	$m(\Theta)=0.099\ 091$	$m(\Theta)=0.080\ 023$	$m(\Theta)=0.047\ 562$

由表 4 可知, 由于  $m_1$  与  $m_2$  高度冲突, Dempster 和 Yager 算法合成结果为  $m(a)=0$ , 虽然  $m_3$  和  $m_4$  都支持  $L_1$  故障命题, 但由于存在“一票否决”现象, 随后的合成结果也否定了  $L_1$  故障命题, 因此 Dempster 和 Yager 算法不适用于冲突证据合成; 邓勇算法和本文方法分别基于 Jusselme 距离和贴进度定义证据的权重系数, 降低了冲突证据对合成结果的影响程度, 不需要很多证据即可识别出  $L_1$  出现故障<sup>[13]</sup>. 对比可

知, 本文方法的计算过程与邓勇方法相比更加简便. 对比融合结果显示, 本文方法中支持  $L_1$  故障的置信度一直较高, 主要由于在邓勇方法中将证据冲突的量化指标用 Jusselme 距离表示, 这存在一定的局限性, 虽然可以合成冲突证据, 但计算量大, 收敛速度较慢, 分配精度不够, 不确定结果较大. 相比之下, 本文方法充分考虑到证据间具有相互关联的特性, 因此在处理冲突证据时, 将证据间的冲突程度大大降低, 从而得

出更准确的融合结果。

## 5 结 论

传统的 Dempster 规则无法有效处理高冲突证据, 针对该问题, 本文通过将贴近度概念引入传统 D-S 证据合成中, 提出一种新的改进合成算法, 并应用于电力系统故障诊断中. 该算法的核心思想是通过证据的一致性度量来计算证据的权重, 从而实现冲突证据的加权融合, 在一定程度上解决了冲突证据合成的问题, 具有较快的收敛速度. 本文同时提出了证据合成方法选择判据, 将证据的合成分成冲突和非冲突 2 类, 分别采用改进算法和传统算法进行证据融合. 通过实例验证, 本文方法可以优化融合结果, 即具备了与 Dempster 规则同样优越的信息聚焦性能, 又较好地解决了冲突证据的合成问题. 将本文方法应用于电力系统故障诊断, 结果是合理有效的. 下一步将对由于知识基不完善造成的证据冲突展开研究.

## 参考文献(References)

- [1] 张岩, 张勇, 文福拴, 等. 融合信息理论的电力系统故障诊断解析模型[J]. 电力自动化设备, 2014, 34(2): 158-164.  
(Zhang Y, Zhang Y, Wen F S, et al. Analytical model for power system fault diagnosis integrated with information theory[J]. Electric Power Automation Equipment, 2014, 34(2): 158-164.)
- [2] 郭建全, 赵伟, 黄松岭. 一种改进的 D-S 证据合成规则[J]. 系统工程与电子技术, 2009, 31(3): 606-609.  
(Guo J Q, Zhao W, Huang S L. Modified combination rule of D-S evidence theory[J]. System Engineering and Electronics, 2009, 31(3): 606-609.)
- [3] 彭颖, 沈怀荣, 马永一. 一种新的冲突证据融合方法[J]. 兵工学报, 2011, 32(1): 78-84.  
(Peng Y, Shen H R, Ma Y Y. A new fusion method for conflicting evidence[J]. Acta Armamentarii, 2011, 32(1): 78-84.)
- [4] 熊博杰, 周华平. 基于多传感器数据融合的煤矿安全状态评估[J]. 计算机与现代化, 2014, 30(2): 138-141.  
(Xiong B J, Zhou H P. Assessment of coal mine safety state based on multi-sensor data fusion[J]. Computer and Modernization, 2014, 30(2): 138-141.)
- [5] 李玲玲, 景丽婷, 马东娟, 等. 改进证据理论及其在电力系统故障诊断中的应用[J]. 工程设计学报, 2012, 19(6): 485-488.  
(Li L L, Ji L T, Ma D J, et al. Improved evidence theory and its application in fault diagnosis of power system[J]. Chinese J of Engineering Design, 2012, 19(6): 485-488.)
- [6] Buntao N, Kreinovich V. Uniqueness of reconstruction for Yager's t-norm combination of probabilistic and possibilistic knowledge[J]. Int J of Intelligent Systems, 2012, 27(1): 57-62.
- [7] Mathon B R, Ozbek M M, Pinder G F. Dempster-Shafer theory applied to uncertainty surrounding permeability[J]. Mathematical Geosciences, 2010, 42(3): 182-188.
- [8] 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, 3(1): 27-32.  
(Deng Y, Shi W K, Zhu Z F. Efficient combination approach of conflict evidence[J]. J of Infrared Millim Waces, 2004, 3(1): 27-32.)
- [9] 郑涛, 魏永超, 孙华程. 基于贴近度的 D-S 证据合成改进方法[J]. 计算机测量与控制, 2012, 20(2): 532-535.  
(Zheng T, Wei Y C, Sun H C. D-S evidence combination improved method based on closeness degree[J]. Computer Measurement & Control, 2012, 20(2): 532-535.)
- [10] 苏广宁, 张沛超, 胡炎, 等. 基于多源信息的电网故障诊断新方法[J]. 电力系统自动化, 2012, 36(1): 61-65.  
(Su G N, Zhang P C, Hu Y, et al. A novel fault diagnosis method based on information fusion of multi-resources for power grids[J]. Automation of Electric Power Systems, 2012, 36(1): 61-65.)
- [11] 赵熙临. 基于信息融合的故障诊断技术研究[D]. 武汉: 华中科技大学水电与数字化工程学院, 2009: 57-59.  
(Zhao X L. Research of fault diagnosis based on information fusion[D]. Wuhan: School of Hydropower & Information Engineering, Huazhong University of Science and Technology, 2009: 57-59.)
- [12] 曹先常, 史进渊, 蒋安众, 等. 基于模糊数学的电站设备故障风险定量研究[J]. 中国电机工程学报, 2005, 25(12): 119-123.  
(Cao X C, Shi J Y, Jiang A Z, et al. Based on fuzzy mathematics failure risk quantitative analyses for power station equipment[J]. Proc of the CSEE, 2005, 25(12): 119-123.)
- [13] 史超, 程咏梅. 基于证据冲突度的多传感器冲突信息组合方法[J]. 计算机应用研究, 2011, 28(3): 865-868.  
(Shi C, Cheng Y M. Combination method of conflict information from multi-sensor based on evidence conflict degree[J]. Application Research of Computers, 2011, 28(3): 865-868.)

(责任编辑: 齐 霁)