

# 基于典型样本数据融合方法的锅炉制粉系统故障诊断

田 亮, 常太华, 曾德良, 刘吉臻

(华北电力大学自动化系, 河北 保定 071003)

**摘 要:**针对 D-S 证据理论应用中证据对目标模式的信度函数分配难以确定的问题, 提出一种基于典型样本的信度函数分配获取方法, 利用证据与各个目标模式典型样本之间的汉明距离构造信度函数分配, 满足信度函数分配的定义并且减少了其主观性。将此数据融合方法应用到锅炉制粉系统故障诊断中, 用以识别磨内煤粉自燃、磨满煤和磨断煤故障, 根据历史数据验证, 该方法可以有效判别故障类型并且能够做出早期诊断故障预测。

**关 键 词:** 证据理论; 典型样本; 故障诊断; 制粉系统

中图分类号: TK223 文献标识码: A

## 1 引 言

D-S (Dempster-Shafer) 证据理论在模式识别和故障诊断领域已经获得了成功的应用<sup>[1~3]</sup>, 其最大的优势在于可以综合利用各个传感器提供的信息, 提高判别的准确性和可信度。证据理论的联合规则, 其算法本身是固定的, 得到的结论与证据的信度函数分配的选择有关。一般信度函数采用模糊数学中隶属度的概念给出, 文献[1]给出一种信度函数获取的方法, 需要给出证据对目标模式的相关系数和环境加权系数, 主观性色彩依然比较浓厚; 文献[2]采用 BP 神经网络通过训练获得信度函数, 然而神经网络有其固有缺陷, 如有限样本学习、黑箱结构及初始化参数权值的选取等问题均影响其应用<sup>[4]</sup>。

本文讨论一种基于“典型样本”的信度函数分配获取方式, 并将以此为基础的 D-S 证据理论应用到锅炉制粉系统故障诊断中, 作为自主开发的 SIS 系统 ComPower 中一个子模块使用。

## 2 证据理论

### 2.1 识别框架

收稿日期: 2004-05-17; 修订日期: 2004-09-27

作者简介: 田 亮(1976-), 男, 内蒙古磴口人, 华北电力大学讲师。

证据理论的论域称为识别框架, 记为  $\Theta$ , 包含有限个基本命题, 记为  $\{u_1, u_2, u_3, \dots, u_n\}$ , 对应概率论中的基本事件称为基元, 在目标模式识别中,  $\Theta$  中的事件是互斥的。

如果存在集函数  $m: 2^\Theta \rightarrow [0, 1]$ , 满足:

$$m(\Phi) = 0 \tag{1}$$

$$\sum_n m(u_i) = 1, u_i \in \Theta \tag{2}$$

称  $m$  为框架  $\Theta$  上的信度函数分配, 如果  $m(u_i) \neq 0$ , 则称  $u_i$  为信度函数分配上的焦点。 $m(u_i)$  表示证据分配到  $u_i$  上的信度函数值, 代表其可信度的大小<sup>[1~3]</sup>。

### 2.2 联合规则

根据 D-S 联合规则, 设  $m_1, m_2$  分别对应同一识别框架  $\Theta$  上的 2 个信度函数分配, 焦点分别为:  $\{u_{11}, u_{21}, \dots, u_{i1}\}, \{u_{12}, u_{22}, \dots, u_{j2}\}$ , 设:

$$\sum_{u_{i1}u_{j2}=\Phi} \{m_1(u_{i1})m_2(u_{j2})\} < 1,$$

则由下式定义的函数:

$$m(u_k) = \frac{\sum_{u_{i1}u_{j2}=u_k} \{m_1(u_{i1})m_2(u_{j2})\}}{1 - C} \tag{3}$$

当  $u_k = \Phi$  时,  $m(u_k) = 0$ , 其中:  $i, j, k = 1, 2, \dots, n$ ;  $C = \sum_{u_{i1}u_{j2}=\Phi} \{m_1(u_{i1})m_2(u_{j2})\}$ , 为联合后的信度函数分配。 $C$  是表示完全冲突假设  $u_{i1}$  和  $u_{j2}$  所有信度函数乘积之合, 所谓完全冲突是指  $u_{i1}$  和  $u_{j2}$  在  $\Theta$  中不可能同时发生。对于 D-S 证据理论, 其结果不受证据组合次序先后的影响<sup>[1~3]</sup>。

在故障诊断中, 焦点  $\{u_{11}, u_{21}, \dots, u_{i1}\}, \{u_{12}, u_{22}, \dots, u_{j2}\}$  即待识别的目标模式  $\{u_1, u_2, u_3, \dots, u_n\}$ , 对应于系统不同模式, 包括正常模式和各种故障模式,  $m(u_i)$  表示某一证据分配到某一模式的信度函数分配值。

### 2.3 目标模式判定规则

对于目标模式的判定,采用基于规则的方法,基本规则为:

- (1) 判定的目标模式应该具有最大的信度函数分配值;
- (2) 判定的目标模式和其它目标模式信度函数分配值的差应大于一阈值<sup>[1]</sup>。

### 3 信度函数分配的获取

#### 3.1 获取方法

信度函数分配表示证据对各个目标模式假设的支持,带有一定主观性,不同的想法会构成不同的信度函数分配。本文讨论的是基于典型样本的信度函数获取方法。

设待融合的一组证据为 {x<sub>1</sub>, x<sub>2</sub>, x<sub>3</sub>, ..., x<sub>m</sub>}, x<sub>i</sub> (i ∈ m) 为某一传感器输出值,待识别的目标模式为 {u<sub>1</sub>, u<sub>2</sub>, u<sub>3</sub>, ..., u<sub>n</sub>}, u<sub>j</sub> (j ∈ n) 为某一目标模式。对于任一 u<sub>j</sub>, 需要确定此模式下的各个传感器输出的典型值 {x<sub>1j</sub>, x<sub>2j</sub>, x<sub>3j</sub>, ..., x<sub>nj</sub>}, 称为典型样本。对于任一 x<sub>i</sub>, 与目标模式 u<sub>j</sub> 典型样本中此条证据对应的值 x<sub>ij</sub> 之间的汉明距离为:

$$H_{ij} = |x_i - x_{ij}| \tag{4}$$

与所有目标模式的汉明距离之和为:

$$H_i = \sum_{j=1}^n |x_i - x_{ij}| \tag{5}$$

定义任何一条证据 x<sub>i</sub> 对目标模式 u<sub>j</sub> 的信度函数分配为:

$$m_i(u_j) = \frac{H_i - H_{ij}}{(n - 1)H_i} \tag{6}$$

其中: j = 1, 2, ..., n。可以验证, 以上构造方法满足条件信度函数分配的定义。式(6)的意义在于, 证据 x<sub>i</sub> 距离目标模式典型样本 x<sub>ij</sub> 的距离越近, 获得的信度函数分配值越大。

这样, 只要能够确定所有目标模式的典型样本, 就可以唯一确定任意一条证据的信度函数分配, 典型样本的获得要相对容易一些。

#### 3.2 适用范围

以上信度函数分配构造方法是一种“线性”的方法, 在目标模式 n ≥ 2 时, 证据 x<sub>i</sub> 对任一目标模式 u<sub>j</sub> 信度函数分配 m<sub>i</sub>(u<sub>j</sub>) 的取值范围为 (0, 1/(n - 1)), 所有 m<sub>i</sub>(u<sub>j</sub>) 的平均值为 1/n。一般情况下, 待判别的目标模式越多, 信度函数分配的差异越小, 代表证据间冲突程度的 C 也越大。当目标模式数较大

时, 其差异足以被融合中的噪声淹没, 产生信息丢失现象。

以下通过实验说明此问题。当目标模式数为 n、证据数为 m 时, 构造一种理想的情况: 设所有证据都以最大的信度函数分配值 1/(n - 1) 支持同一目标模式, 剩余不被支持的目标模式信度函数分配值均为 (n - 2)/(n - 1)<sup>2</sup>, 采用 D-S 证据理论对证据进行融合, 比较融合结果中最大信度函数分配值与其它信度函数分配值的差 Δd, 不同 m、n 得到的 Δd 见表 1。可以看出, 在证据数量 m 相同的情况下, 待判别的目标模式 n 越多, 融合结果 Δd 越小, 说明结果中不同目标模式信度函数分配值的差异越小, 这对判别是不利的。在目标模式 n 相同的情况下, 证据数量 m 越多, 结果的差异越大, 对判别越有利。这样的结果与实际情况是一致的。

目标模式判定规则(2)中阈值的选择与待判定的目标模式和证据个数有关。阈值选择过大易造成漏判, 过小易造成误判。表 1 是一种理想情况, 在实际中, 所有证据都支持同一目标模式的情况较少, 甚至往往会出现证据相互矛盾的情况。实际的阈值采用表 1 中数据的 1/3 比较合适。

表 1 信度函数分配值差异

证据数	目标模式数				
	3	4	5	6	7
2	0.500 0	0.238 1	0.134 6	0.085 7	0.059 1
3	0.700 0	0.372 5	0.215 1	0.137 1	0.094 2
4	0.833 3	0.503 9	0.301 7	0.193 7	0.133 0
5	0.911 8	0.622 4	0.391 3	0.254 8	0.175 3
6	0.954 5	0.722 0	0.480 2	0.319 3	0.221 0
7	0.976 9	0.800 9	0.564 9	0.385 8	0.269 6
8	0.988 4	0.860 3	0.642 6	0.452 6	0.320 4
9	0.994 2	0.903 5	0.711 3	0.518 1	0.372 7

### 4 故障诊断实例

#### 4.1 典型样本选取

由于现场发生故障的几率很小, 本文采用了历史数据和故障分析报告中的数据对此方法进行验证。某电厂 500 MW 机组采用正压直吹式制粉系统, 配备 6 台德国 Babcock 公司生产的 MPS-245 型中速磨。根据多年运行数据统计, 制粉系统状态共 4 类: {u<sub>1</sub>, u<sub>2</sub>, u<sub>3</sub>, u<sub>4</sub>}, 分别是: u<sub>1</sub>—磨内煤粉自燃、u<sub>2</sub>—磨满煤、u<sub>3</sub>—磨断煤和 u<sub>4</sub>—正常模式。采用 5 个信

号  $\{x_1, x_2, x_3, x_4, x_5\}$  作为诊断的证据:  $x_1$ —磨一次风量与燃料量比值、 $x_2$ —磨入口风与出口风粉混合物温差、 $x_3$ —炉膛负压变化、 $x_4$ —磨机电流与燃料量比值和  $x_5$ —锅炉负荷与燃料量比值。

根据机组自 1996 ~ 2003 年的运行数据及故障分析报告, 结合专家经验得到的典型样本见表 2。根据表 1, 选择判定规则(2)的阈值为 0.207 5。

表 2 目标模式的典型样本

证据	目标模式			
	$u_1$	$u_2$	$u_3$	$u_4$
$x_1 / (\text{m}^3 \cdot \text{s}^{-1}) \cdot (\text{kg} \cdot \text{s}^{-1})^{-1}$	1.50	0.63	3.25	1.69
$x_2 / ^\circ\text{C}$	17	176	107	135
$x_3 / \% \cdot \text{s}^{-1}$	10	3	3	0
$x_4 / \text{A} \cdot (\text{kg} \cdot \text{s}^{-1})^{-1}$	1.31	2.22	0.95	1.15
$x_5 / \text{MW} \cdot (\text{kg} \cdot \text{s}^{-1})^{-1}$	2.43	1.87	1.92	2.50

### 4.2 实例 1

表 3 是 1998 年 2 号磨发生煤粉自燃时数据及诊断结果。与磨正常运行时相比, 当发生磨内煤粉自燃故障  $u_1$  时, 由于磨出口风温度升高, 导致磨入口出口风温差  $x_2$  减小, 炉膛负压剧烈变化。另外当发生磨断煤后  $x_2$  也会减小, 但磨断煤的另一个特点是磨电流显著减小。在机组报警指示中, 都是最先发生磨出口风温高报警, 还需要运行人员根据情况做出判断。由表 3 的融合结果可以看出, 磨内煤粉自燃的信度函数分配值最高并且与其它目标模式信度函数分配值的差大于 0.207 5, 数据融合方法正确判断出这一故障。说明此方法具有综合利用各种信息的能力, 较单一信息判断的准确度高。

表 3 磨内煤粉自燃数据融合诊断结果

证据	实际数据	目标模式			
		$u_1$	$u_2$	$u_3$	$u_4$
$x_1 / (\text{m}^3 \cdot \text{s}^{-1}) \cdot (\text{kg} \cdot \text{s}^{-1})^{-1}$	1.55	0.327 4	0.224 2	0.131 7	0.316 7
$x_2 / ^\circ\text{C}$	15	0.329 6	0.189 4	0.253 5	0.227 5
$x_3 / \% \cdot \text{s}^{-1}$	11	0.321 4	0.238 1	0.238 1	0.202 4
$x_4 / \text{A} \cdot (\text{kg} \cdot \text{s}^{-1})^{-1}$	1.22	0.290 8	0.087 2	0.295 3	0.326 6
$x_5 / \text{MW} \cdot (\text{kg} \cdot \text{s}^{-1})^{-1}$	2.48	0.317 5	0.169 3	0.182 5	0.330 7
融合结果		0.624 0	0.081 1	0.070 2	0.274 7

### 4.3 实例 2

2001 年冬季因原煤水分大并且天气寒冷, 导致 5 号磨原煤仓内原煤冻结引起磨断煤事故, 表 4 和表

5 分别是 5 min 前和 2 min 前的数据及诊断结果。

表 4 磨断煤 5 min 前数据及诊断结果

证据	实际数据	目标模式			
		$u_1$	$u_2$	$u_3$	$u_4$
$x_1 / (\text{m}^3 \cdot \text{s}^{-1}) \cdot (\text{kg} \cdot \text{s}^{-1})^{-1}$	2.45	0.260 2	0.193 2	0.271 7	0.274 8
$x_2 / ^\circ\text{C}$	117	0.155 1	0.228 2	0.315 5	0.301 2
$x_3 / \% \cdot \text{s}^{-1}$	4	0.166 7	0.305 6	0.305 6	0.222 2
$x_4 / \text{A} \cdot (\text{kg} \cdot \text{s}^{-1})^{-1}$	1.01	0.274 9	0.097 5	0.321 6	0.306 0
$x_5 / \text{MW} \cdot (\text{kg} \cdot \text{s}^{-1})^{-1}$	2.38	0.318 7	0.184 2	0.198 8	0.298 2
融合结果		0.140 8	0.057 8	0.400 3	0.401 2

由表 4 数据可以看出, 在断煤初期, 各种现象尚不十分明显的情况下, 数据融合显示磨断煤故障  $u_3$  的信度函数分配值已经变大, 能够显示出故障的端倪, 但是还没有和正常状态  $u_4$  的信度函数分配值产生显著差距。表 5 显示了故障充分发展后, 数据融合方法正确诊断出这一故障。

表 5 磨断煤 2 min 前数据及诊断结果

证据	实际数据	目标模式			
		$u_1$	$u_2$	$u_3$	$u_4$
$x_1 / (\text{m}^3 \cdot \text{s}^{-1}) \cdot (\text{kg} \cdot \text{s}^{-1})^{-1}$	2.93	0.243 2	0.188 4	0.313 2	0.255 2
$x_2 / ^\circ\text{C}$	108	0.186 3	0.208 5	0.326 5	0.278 6
$x_3 / \% \cdot \text{s}^{-1}$	2	0.111 1	0.305 6	0.305 6	0.277 8
$x_4 / \text{A} \cdot (\text{kg} \cdot \text{s}^{-1})^{-1}$	0.95	0.267 8	0.102 0	0.333 3	0.296 9
$x_5 / \text{MW} \cdot (\text{kg} \cdot \text{s}^{-1})^{-1}$	2.23	0.274 9	0.228 1	0.242 7	0.254 4
融合结果		0.079 4	0.059 8	0.541 3	0.319 5

对除去典型样本后剩余的故障进行诊断, 除对一次因磨消防蒸汽泄漏导致磨煤粉挡板后一次风道堵塞故障判断为是磨满煤故障外, 其它故障均有满意的诊断结果, 总的正确率达到 91%。

### 4.4 实例 3

设备故障诊断模块自 2003 年底开始在大唐盘山电厂 SIS 中试运行。模块具有以下功能: 实时故障判断; 报警保护信息统计; 设备故障、缺陷及维修历史记录; 经济性分析。在实时故障判断中, 采用数据融合方法进行故障判断。故障判断分为两个阶段。第一阶段是 SIS 实时数据库中原始信号经过质量检测 and 滤波处理后, 与典型样本数据计算获得传感器输出对各个目标模式的信度函数分配, 然后由 D-S 证据理论对多条证据进行融合获得目标模式的判别结果。第二阶段利用第一阶段的判别结果, 结

合设备或系统报警和保护信号统计分析,依据专家知识得到最终结论并根据相关情况做出处理。经专家确认后的典型样本可以用来更新样本库,其功能模型如图 1 所示。

该功能模块经过 6 个多月试运行,现场人员评价曲线趋势正确,为及早发现故障提供了条件。在 2003 年冬季,因气候寒冷,原煤水分大,经常发生原煤阻塞给煤机下料口的情况,需要工作人员根据故障严重情况到现场及时处理,图 2 为 3 号机 C 磨磨断煤发生概率历史曲线,与实际运行情况相吻合。

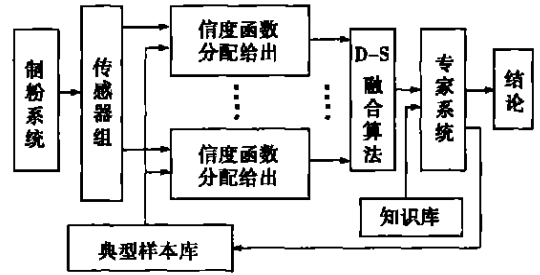


图 1 制粉系统故障诊断功能模型

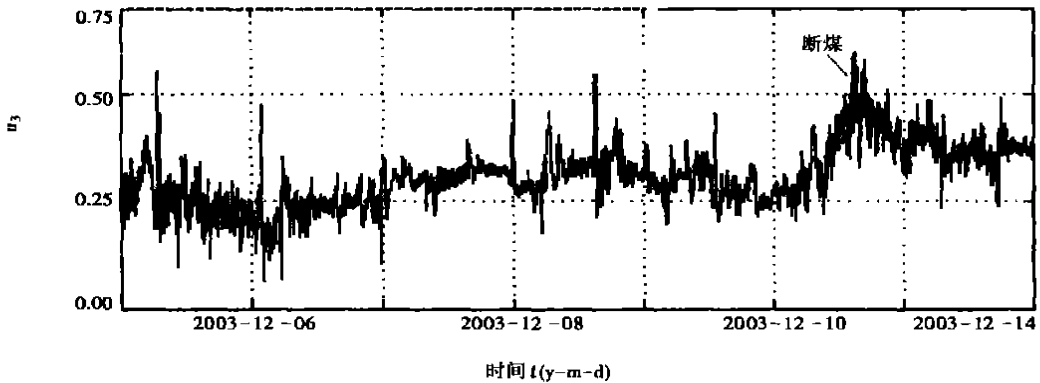


图 2 磨断煤发生概率历史曲线

### 5 结 语

本文提出基于典型样本构造证据信度函数分配的方法,分析了其不同目标模式和证据数目的情况下融合结果呈现的差异,经过实际运用证明这是一种意义明确和简单有效的方法。另外,应用 D-S 证据理论对锅炉制粉系统的历史故障记录进行分析,得到了满意的诊断结果,说明 D-S 证据理论具有综合利用各种信息的能力,并能够对缓慢变化故障

做出早期预测。

#### 参考文献:

- [ 1 ] 朱大奇,于盛林. 基于 D-S 证据理论的数据融合算法及其在电路故障诊断中的应用[J]. 电子学报, 2002, 30(2): 153-155.
- [ 2 ] 尚 勇,闫春江. 基于信息融合的大型油浸电力变压器故障诊断[J]. 中国电机工程学报, 2002, 22(7): 115-118.
- [ 3 ] 黄 瑛,陶云刚. D-S 证据理论在多传感器数据融合中的应用[J]. 南京航空航天大学学报, 1999, 31(2): 172-177.
- [ 4 ] 童树鸣,沈 毅. 数据融合的模糊模型和算法研究[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2002, 34(1): 7-10.

(渠 源 编 辑)

**words:** coal, semi-char, ignition characteristics, combustion stability, pressurized combustion, pressurized fluidized bed

基于 BP 神经网络的煤粉锅炉飞灰含碳量研究 = **The Investigation of Carbon Content in Fly Ash for a BP Neural Network-based Pulverized Coal-fired Boiler** [刊, 汉] / ZHAO Xin-mu, LU Jun-fu, YUE Guang-xi (Department of Thermal Energy Engineering, Tsinghua University, Beijing, China, Post Code: 100084), WANG Cheng-liang (Laicheng Power Plant, Laiwu, Shandong Province, China, Post Code: 271100) // Journal of Engineering for Thermal Energy & Power. — 2005, 20(2). — 158 ~ 162

Carbon content in fly ash is a major index, which reflects the combustion efficiency of a pulverized coal-fired utility boiler. On the basis of a BP (inverse propagation of error) neural network method set up was a 11-23-1 type BP neural network model. In accordance with the specific features of a four-corner tangentially fired pulverized-coal utility boiler 11 parameters which can influence combustion have been selected to serve as input factors of the neural network. The parameters include: pulverized coal fineness, burner tilting angle, oxygen content in flue gas, parameters of 5 ranks of coal, operation combination of burner spray nozzles, etc. A training course was conducted for the established model and model parameters were obtained. The error predicted by using the model is less than 6% when compared with actual values. On this basis the authors have also proposed a simplified method for analyzing the carbon content in fly ash, which may be affected by a single parameter. This makes it possible to attain under certain conditions a concise and intuitive reflection of multi-dimensional non-linear law contained in the network. The results of the calculation and analysis indicate that the model-based method can effectively identify the mechanism of various parameters in influencing the carbon content in fly ash and may be employed to conduct the analysis, prediction and optimized regulation of carbon content in boiler fly ash.

**Key words:** pulverized coal-fired boiler, BP neural network, carbon content in fly ash, single-parameter analysis

基于典型样本数据融合方法的锅炉制粉系统故障诊断 = **Fault Diagnosis of a Boiler Milling System on the Basis of a Typical-swath Data Fusion Method** [刊, 汉] / TIAN Liang, CHANG Tai-hua, ZENG De-liang, et al (North China University of Electric Power, Baoding, China, Post Code: 071003) // Journal of Engineering for Thermal Energy & Power. — 2005, 20(2). — 163 ~ 166

It is difficult for the evidence in a D-S evidence theory application to determine the distribution of target-mode confidence function. In the light of this problem the authors have proposed a typical swath-based method for the acquisition of confidence function distribution. This method utilizes the Hamming distance between the evidence and the typical swath of each target mode to construct the distribution of confidence function, thus meeting the definition of confidence function distribution and reducing its subjectivity. By using this data-fusion method in the fault diagnosis of a boiler milling system it is feasible to identify such pulverizer malfunctions and faults as pulverized coal self-ignition, pulverizer being full of coal and empty of coal, etc. As verified by historical data, the method under discussion can effectively recognize various types of faults and make an early prediction and diagnosis of ensuing malfunctions. **Key words:** evidence theory, typical swath, fault diagnosis, coal milling system

应用模糊辨识方法对 DMFC 电堆的温度特性建模 = **Temperature Characteristics-based Modeling of DMFC (Direct Methanol Fuel Cell) Stack by Using a Fuzzy Identification Method** [刊, 汉] / MIAO Qing, CAO Guang-yi, ZHU Xin-jian, et al (Fuel Cell Research Institute under the Shanghai Jiaotong University, Shanghai, China, Post Code: 200030) // Journal of Engineering for Thermal Energy & Power. — 2005, 20(2). — 167 ~ 169