

DOI:10.15923/j.cnki.cn22-1382/t.2017.4.10

## 基于 D-S 证据 AOD 冶炼过程喷溅特征融合

马海涛<sup>1</sup>, 王珊珊<sup>1\*</sup>, 于颖<sup>2</sup>, 张赫鸣<sup>1</sup>

(1.长春工业大学 电气与电子工程学院, 吉林 长春 130012;

2.空军航空大学 信息对抗系, 吉林 长春 130022)

**摘要:** 将采集到的氧枪振动信号、炉口音频信号、炉口火焰图像信号作为喷溅特征的表征, 采用 D-S 证据理论进行信息融合并得到预报结果, 实验结果表明, 多传感器信息经过证据组合规则融合, 降低了不确定性的基本概率赋值, 提高了决策可信度。

**关键词:** AOD 炉; 喷溅预报; 多传感器; D-S 证据理论; 融合方法

**中图分类号:** TP 202.1 **文献标志码:** A **文章编号:** 1674-1374(2017)04-0377-04

## A fusion method of spillage features in AOD smelting process based on D-S evidence theory

MA Haitao<sup>1</sup>, WANG Shanshan<sup>1\*</sup>, YU Ying<sup>2</sup>, ZHANG Heming<sup>1</sup>

(1.School of Electrical & Electronic Engineering, Changchun University of Technology, Changchun 130012, China;

2.Institute of Information Confrontation, Aviation University Air Force, Changchun 130022, China)

**Abstract:** Taking the samplings from three sensors including oxygen lance vibration, frequency and flame images of furnace mouth as the characteristic data information, the data are fused with D-S evidence theory. The result indicates that the fused data can decrease the uncertainty of the basic probability assignment, and improve the decision reliability rate.

**Key words:** AOD furnace; spillage forecasting; multi-sensor; D-S evidence theory; fusion method.

### 0 引言

喷溅是氩氧精炼中低碳铬铁生产过程中经常发生的故障, 发生喷溅会污染环境, 降低产品产量、增加冶炼成本、损害设备及人身安全等, 目前喷溅预报方面的研究主要集中在利用炉气分析技术和音频检测技术, 利用炉气分析技术预测喷溅

的方法由于采样方式及分析时间的局限性, 限制了预报精度的提高, 大多用在分析事故原因, 实现实时控制还有难度, 因需要采样装置及质谱仪导致成本很高, 当冶炼炉容量小于 20 t 时, 预报装置的成本将远远高于冶炼设备; 利用音频检测技术对喷溅进行研究, 认为炉内吹炼噪声强度间接反映了泡沫渣厚度, 该方法由于采用单一信息作

收稿日期: 2017-05-18

基金项目: 吉林省教育厅“十二五”社会科学研究项目(吉教科文合字[2015]第 120 号)

作者简介: 马海涛(1977-), 女, 汉族, 吉林长春人, 长春工业大学副教授, 博士, 主要从事智能仪器与智能控制方向研究, E-mail: mahaitao@ccut.edu.cn. \* 通讯作者: 王珊珊(1993-), 女, 汉族, 吉林辽源人, 长春工业大学硕士研究生, 主要从事智能仪器与智能控制方向研究, E-mail: 1938607835@qq.com.

为喷溅故障诊断信息,判断结果具有片面性,导致分析精度不高;由于冶炼铁合金生产过程温度极高,能直接表征喷溅的物理量,渣中  $\text{Cr}_2\text{O}_3$  含量无法在线检测,文中通过检测与冶炼过程喷溅发生相关的氧枪振动信号、炉内音频信号、炉口火焰图像信号。

将这三类信号作为喷溅预报的特征信号,算出每类信号对于特定故障的基本概率赋值函数值,然后对特定故障的基本概率赋值函数值进行融合,根据融合后的基本概率赋值函数值得出喷溅预报结果,研究表明,采用 D-S 证据理论对喷

溅特征信号进行融合处理完全可行<sup>[1-4]</sup>。

### 1 相关理论

#### 1.1 D-S 证据理论融合原理

D-S 证据理论是一种数据融合分类算法,基于统计学原理,属于人工智能范畴。证据理论把每个传感器测量数据都进行空间变换,即从观测空间到证据空间,将每个传感器给出的特征信息分配一个证据,即分配一个概率赋值,利用证据推理方法对多传感器数据进行融合原理如图 1 所示。

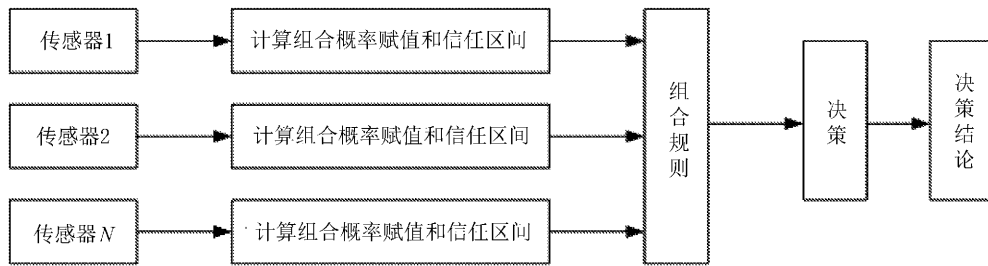


图 1 证据推理方法对多传感器数据进行融合原理

#### 1.2 D-S 证据理论相关概念

D-S 证据理论包括辨识框架、基本概率赋值、信度函数及证据融合,假定  $\theta = \{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n\}$  是一个非空集合,该集合中的元素具有互斥性和可穷举性,每一个元素代表一种假设,整个集合包含了所有可能的假设,集合  $\theta$  的所有子集组成一个集合,称为  $\theta$  的幂集,用  $2^\theta$  表示。如

$$\theta = \{a, b, c\}$$

则

$$2^\theta = \{\Phi, \{a\}, \{b\}, \{a, b\}, \{a, c\}, \{b, c\}, \{a, b, c\}\} \quad (1)$$

在故障诊断系统中,空集  $\Phi$  可以表示处于无故障状态;集合  $\{a, b\}$  表示存在故障  $a$  或者故障  $b$ ;  $\theta$  也被称为系统辨识框架。为量化集合中元素的信任度,定义一个 mass 函数,称为基本概率赋值(Basic Probability Assignment, BPA),它是集合  $2^\theta$  中的任一元素与区间  $[0, 1]$  上的某个实数之间的映射,即

$$m: 2^\theta \rightarrow [0, 1] \quad (2)$$

且有:

$$\begin{aligned} m(\varphi) &= 0 \\ \sum_{A \subseteq 2^\theta} m(A) &= 1 \end{aligned} \quad (3)$$

在故障诊断中,  $m(A)$  可以看做某一传感器

对于某一特定故障的信任程度,  $m(A)$  与故障发生的可能性成正比关系,即  $m(A)$  越大,故障发生的可能性就越大,  $m(A) > 0$  的子集被称为焦元,集合  $A$  的信任度函数  $\text{Bel}(A)$  与似真度函数  $\text{Pls}(A)$  定义为:

$$\text{Bel}(A) = \sum_{x \subseteq A} m(x) \quad (4)$$

$$\text{Pls}(A) = 1 - \sum_{x \subseteq \bar{A}} m(x) \quad (5)$$

$\text{Bel}(A)$  与  $\text{Pls}(A)$  存在如下关系:

$$0 \leq \text{Bel}(A) \quad (6)$$

$$\text{Pls}(A) = 1 - \text{Bel}(\bar{A}) \quad (7)$$

在区间  $[0, 1]$  上,可以得到一个证据区间,这个证据区间由信任度函数与似真度函数构成,如图 2 所示。

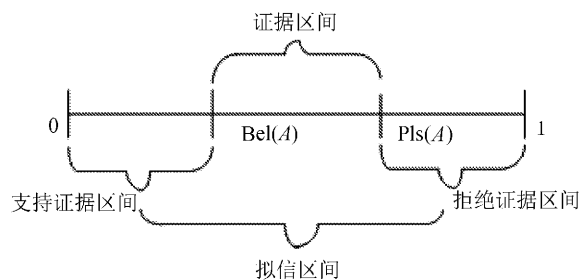


图 2 集合不确定性的证据区间

可以很好地描述集合  $A$  的不确定性<sup>[5-6]</sup>。

### 1.3 Dempster 组合规则

在证据理论中,同一时刻将来自多个传感器的信息融合起来称为证据合并,D-S 证据理论用于多传感器信息融合,根据不同来源的多种证据和不同可信度分配函数,用正交理念形成信息融合法则,通过计算来自多个传感器的基本概率赋值,可以计算出一个新的基本概率赋值,将这个新的基本概率赋值作为输出。假设  $A、B$  为辨识框架  $\theta$  的两个焦元, $m_1、m_2$  为定义在框架  $\theta$  上的两个 mass 函数,根据 Dempster 正交化规则,有

$$m(C) = \frac{1}{1-k} \sum_{A \cap B=C} m_1(A) m_2(B) \quad (8)$$

式中:

$$k = \sum_{A \cap B=\varnothing} m_1(A) m_2(B) \quad (9)$$

$k$  表征两个证据之间的冲突程度, $k$  值与证据之间的冲突程度成正比关系,新得到的函数  $m(C)$  也是辨识框架  $\theta$  上的 mass 函数,表示将两类数据源  $m_1$  与  $m_2$  合并后对当前集合内元素的信任程度<sup>[7-8]</sup>。

## 2 冶炼过程喷溅特征数据融合

假设当前冶炼过程存在两种类型的喷溅,对应的系统辨识框架可表示为

$$\theta = \{x_1, x_2, x_3\}$$

式中: $x_1$  ——正常冶炼;

$x_2$  ——内喷;

$x_3$  ——外喷。

为了计算本例中的基本概率赋值 mass 函数,首先建立如下故障原型的状态矩阵:

$$S = \begin{bmatrix} S_1 \\ S_2 \\ S_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} S_{11} & S_{12} & S_{13} & \cdots & S_{1m} \\ S_{21} & S_{22} & S_{23} & \cdots & S_{2m} \\ S_{31} & S_{32} & S_{33} & \cdots & S_{3m} \end{bmatrix} \quad (10)$$

对于每一种状态,假设用  $m$  个特征参数描述,即式(10)中, $S_{ij} (j=1,2,\dots,m)$  表示第  $i$  种状态的第  $j$  个特征。通常情况下,从一个传感器的测量数据中可以提取一个或几个特征参数,如果用  $Y_k$  表示第  $k$  个传感器的测量向量,则

$$Y_k = [y_{k1} \quad y_{k2} \quad \cdots \quad y_{krk}] \quad (11)$$

$k = 1, 2, \dots, p$

式中: $p$  ——传感器的数量;

$y_{ki} (i=1,2,\dots,r_k)$  —— $Y_k$  的第  $i$  个分量;

$r_k$  ——第  $k$  个传感器的测量向量维数。

定义传感器的测量向量  $Y_k$  到机器状态  $S_{ij}$  的距离

$$d_{kj} = \begin{cases} \left[ \sum_{i=1}^{r_k} (y_{ki} - s_{ji})^\alpha \right]^{\frac{1}{\alpha}}, & k=1 \\ \left[ \sum_{i=1}^{r_k} (y_{ki} - s_{j(i+r_{k-1})})^\alpha \right]^{\frac{1}{\alpha}}, & k=2,3,\dots,p \end{cases} \quad (12)$$

$j = 1, 2, 3$

式中: $d_{kj}$  —— Minkowski 距离,当  $\alpha=2$  时,又称为 Euclidean 距离。 $d_{kj}$  越小,表明第  $k$  个传感器的测量数据,机器处于第  $j$  种状态的可能性越大。

结合 mass 函数的定义,它可以看作是 3 种状态的信任程度,由于距离  $d_{kj}$  与信任度呈反比关系,从而令  $m_{kj} = \frac{1}{d_{kj}}$ ,做归一化处理,使其满足

$\sum_{j=1}^4 m_{kj} = 1$ ,得到系统的基本概率赋值矩阵:

$$M = \begin{bmatrix} m_{11} & m_{12} & m_{13} \\ m_{21} & m_{22} & m_{23} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ m_{p1} & m_{p2} & m_{p3} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} m_1 \\ m_2 \\ \vdots \\ m_p \end{bmatrix} \quad (13)$$

式中: $m_k$  ——传感器  $k$  对应的 mass 函数, $k=1, 2, \dots, p$ 。

## 3 数据融合验证分析

选用 D-S 证据融合算法作为冶炼过程音频传感器、振动传感器和火焰图像视频传感器 3 种不同类型信息的融合算法,用于这 3 个传感器的判别实例,音频传感器、振动传感器和火焰图像视频传感器所测量的信息是相互独立信息,系统识别框架为  $\theta = \{x_1, x_2, x_3\}$  ( $x_1$ : 正常冶炼,  $x_2$ : 内喷,  $x_3$ : 外喷),假设对其中一判别过程确定的 BPA 见表 1。

表 1 第一个判别过程的传感器 BPA 及融合结果

概率赋值	$x_1$	$x_2$	$x_3$
$m_{11}$	0.81	0.14	0.05
$m_{21}$	0.78	0.15	0.07
$m_{31}$	0.79	0.16	0.05
$m_1$	0.95	0.03	0.02

第二个判别过程传感器 BPA 及融合结果见表 2。

表 2 第二个判别过程传感器 BPA 及融合结果

概率赋值	$x_1$	$x_2$	$x_3$
$m_{12}$	0.12	0.74	0.14
$m_{22}$	0.09	0.78	0.13
$m_{32}$	0.04	0.79	0.17
$m_2$	0.02	0.92	0.06

表中： $m_{ij}$ ——第  $i$  个传感器第  $j$  次测量周期确定的基本概率赋值(BPA)；

$m_i$ ——融合结果。

从表 1 和表 2 两个判别过程可以看出,3 个传感器的信息经过证据组合规则的融合,不确定性基本概率赋值有明显的下降,融合系统选择基本概率赋值决策方法,门限取值  $\epsilon_1 = \epsilon_2 = 0.1$ ,第一个判别过程的结果是  $x_1$ ,第二个判别过程的结果是  $x_2$ ,与实验结果一致,这证明该方法结论是正确的,即可以肯定判决结果。

#### 4 结 语

讨论了一种采用 D-S 证据理论对 AOD 炉冶炼过程喷溅特征参数进行融合的方法,有效地解决了预报过程中的容错性及不确定问题。实验结果表明,由 3 个传感器的测量数据,采用 D-S 证据

理论对冶炼过程喷溅进行预报,比由任意一个传感器独立诊断的结果在准确性上有较大程度的提高。

#### 参考文献:

- [1] 吴立斌. AOD 炉喷溅计量预报分析仪信息融合方法研究[D]. 长春: 长春工业大学, 2015: 65.
- [2] You Wen, Haitao Ma, Cao Zhiqiang. Control method of preventing splashing in the refining process of AOD furnace based on equal temperature zones[J]. Advanced Material Research CMCE, 2010: 365-368.
- [3] 尤文, 马海涛, 赵彬. 氩氧精炼低碳铬铁过程喷溅预报及控制[J]. 长春工业大学学报: 自然科学版, 2012, 33(5): 537-542.
- [4] 郭凤清, 徐亮, 尤文. 基于多传感器信息融合 AOD 炉喷溅预报[J]. 长春工业大学学报: 自然科学版, 2014, 35(2): 154-158.
- [5] 刘艳红. 基于多传感器信息融合的汽车酒驾测控系统研究[D]. 长春: 长春理工大学, 2016.
- [6] 黄剑波, 李瑞琴, 金剑. 基于 D-S 证据理论和 BP 神经网络的齿轮箱故障诊断[J]. 煤矿机械, 2014, 25(10): 287-289.
- [7] 王凤利. 基于 BP 神经网络和 D-S 证据理论的疾病预测模型研究[D]. 太原: 太原理工大学, 2016.
- [8] 权宏伟, 李俊华, 彭冬亮. 基于证据理论的多传感器融合故障诊断方法[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2015(2): 100-104.