

DOI: 10.16516/j.gedi.issn2095-8676.2018.01.012

基于 D-S 证据理论的燃烧稳定性融合诊断

刘晓慧, 田亮

(华北电力大学 自动化系, 保定 071003)

摘要: 针对电厂锅炉燃烧火焰监控信号判断问题, 结合现有的 FSSS 系统燃烧稳定性的判断逻辑, 提出了一种基于 D-S (Dempster-Shafer) 证据理论的燃烧稳定性判别方法。考虑不同工况下火焰的燃烧情况, 以单层燃烧器的四个火检信号结合风煤比的大小以及相邻层火检信号来建立典型样本。以典型样本为参照依据, 计算各证据在着火模式和灭火模式下的信度密度值, 然后对其进行归一化处理得到信度函数分配。选取某时间段内的一层燃烧器的 4 个火检信号、风煤比、相邻层火焰作为证据, 结合典型样本库计算出证据在各目标模式下的信度函数分配及不确定度, 利用 D-S 联合规则进行数据融合, 对燃烧稳定做出判断。经实验分析证明该方法的有效性, 并且提高了判断结果的准确性。在信度函数构造的过程中减少了主观性, 便于工程应用。

关键词: FSSS 系统; D-S 证据理论; 数据融合; 火检信号; 燃烧稳定

中图分类号: TM621.2

文献标志码: A

文章编号: 2095-8676(2018)01-0073-08

Fusion Diagnosis of the Combustion Stability Based on D-S Evidence Theory

LIU Xiaohui, TIAN Liang

(Automation Department, North China Electric Power University, Baoding 071003, China)

Abstract: Combined with the judgment logic of combustion stability of existing FSSS system, a combustion stability discrimination method based on D-S (Dempster-Shafer) evidential theory was proposed for boiler combustion instability in power plant. This paper discussed the combustion conditions under different conditions of the flame, used the four flame monitoring signals of the single-layer burner combined with the size of the coal-to-air ratio and the fire signals of adjacent layers to establish a typical sample. It took typical sample as comparable data and computed the confidence density of ignition goal pattern and fire extinguishing goal pattern, then carried on normalized processing to the typical sample to obtain the confidence function distribution. In this paper, in a period of time within a layer of burner 4 fire monitoring signals, air-coal ratios and the adjacent layer of flames were selected as evidence, and combined with the typical sample database, the reliability function distribution and uncertainty of the evidence in each goal pattern were calculated. D-S joint rules were used to fuse the data to judge the combustion stability. The experimental result shows that the method is effective, and can not only improve the accuracy of the judgment result, but also reduce the subjectivity in the process of construction of reliability function, which is convenient for engineering application.

Key words: FSSS system; D-S evidence theory; data fusion; flame monitoring signals; combustion instability

FSSS (Furnace Safety Supervision System) 是锅炉炉膛安全监控系统。FSSS 系统通过连续密切地监视锅炉正常工作和启停过程时的燃烧系统的参数与状态, 通过不断地逻辑运算与判断做出相应的指令, 来保证锅炉的安全燃烧, 是现代大型火电机组

锅炉必不可少的一种监控系统^[1]。火检是 FSSS 系统的重要组成部分, 电厂工作人员通过火检来掌握炉内火焰的情况。火焰检测器主要用来测量火焰的脉动频率和强度, 判断火焰的脉动频率和强度是否在规定的范围内, 即可判断火焰是否正常^[2]。检测到火焰失去时 FSSS 系统就会触发 MFT 动作, 保证炉膛安全。

FSSS 系统在判断燃烧稳定性方面, 存在着一

收稿日期: 2017-02-20 修回日期: 2017-03-08

基金项目: 中央高校基本科研业务费专项资金资助(2014MS145)

些不足,如火焰检测器装置可靠性不高,安装位置与煤质变化都可导致测量不准确,所以仅靠单一火焰检测器来判断火焰燃烧状况准确度不高。并且所用的相关逻辑的不合理,使炉膛在不同燃烧工况下,会产生误判、漏判的现象。

目前,电厂为了降低运行成本,采取了很多措施。比如采用配煤掺烧的方法,在优质煤中加入一定比例的劣质煤,降低了燃烧成本,但会使火焰强度降低。为了增大调峰范围,电厂目前也致力于深度调峰的问题,降低最低负荷范围,在超低负荷运行下,火焰强度也会降低。再加上为了减少 NO_x 的排放,对低氮燃烧器进行改造,使煤粉在低负荷下燃烧,这时也会使火焰强度降低。对于目前电厂所面临的问题,在火焰强度较低的情况下,FSSS系统可能会判成灭火,导致MFT误动作,给电厂运行造成巨大损失。

针对上述讨论的问题,引入D-S证据理论。目前D-S证据理论已在各种领域得到广泛应用,由于其可以将多个传感器的信息综合利用,根据它的联合规则可以使判断结果的准确性提高^[3-14]。文献^[15]提出一种基于典型样本的信度函数分配的方法,本文将此方法应用于燃烧稳定性的判别上。改进FSSS系统仅从单一火检信号进行判断的缺点,综合利用每层四个燃烧器的火检信号进行判断。并且可以引入影响燃烧稳定性的相关变量,如给煤量、风煤比,与火检信号一起进行融合判断,可以进一步提高判断结果的准确性,减少了错判、漏判的可能性。

1 证据理论

对于某一事件,所有可能取值的集合为 Θ , Θ 则为证据理论的论域,称为识别框架。在识别框架中包含有限个命题,每种命题为目标识别的模式,记为 $\{u_0, u_1, \dots, u_n\}$,称为基元,每个模式之间是互斥的。证据理论的目的是判别某几个信号在各目标模式下的状态,这几个信号则称为证据,记为 $\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 。

设 Θ 为识别框架,如果存在集函数 $m: 2^\Theta \rightarrow [0, 1]$,满足:

$$m(\Phi) = 0, \Phi \text{ 表示空集} \quad (1)$$

$$\sum_{i=1}^n m(u_i) = 1, u_i \in \Theta \quad (2)$$

式中: $m(u_i)$ 表示分配到 u_i 上的信度函数值。

$m(u_i)$ 的值表示了 u_i 信度的大小, $m(u_i)$ 的值越大,则表明证据分配到 u_i 的可信度越高。

D-S证据理论最重要的部分是进行数据融合,将每个证据在各目标模式下的信度函数分配依据D-S联合规则进行融合。

D-S证据理论联合规则为:

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

式中:同一识别框架 Θ 上的两个信度函数分配分别为 m_1, m_2 ^[16],焦元分别为 $\{u_{11}, u_{21}, \dots, u_{i1}\}, \{u_{12}, u_{22}, \dots, u_{j2}\}$ 。上式需满足:

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

当 $u_k = \Phi$ 时, $m(u_k) = 0$,式中: $i, j, k = 1, 2, \dots, n$;其中:

$$C = \sum_{u_{i1} \cap u_{j2} = \Phi} \{m_1(u_{i1})m_2(u_{j2})\} \quad (4)$$

式(3)为联合后的信度函数分配。当 u_{i1} 和 u_{j2} 在 Θ 中不可能同时发生时,称 u_{i1} 和 u_{j2} 为完全冲突。 C 则表示完全冲突假设所有信度函数乘积之和。对于D-S证据理论,其结果和证据组合的先后次序无关^[17]。

根据D-S联合规则得到最后的融合结果,所得结果中信度函数值最大的目标模式应为最后的判定结果。但是该目标模式的信度函数值应与其他模式下的信度函数值相差一定的值,这个值需大于某一阈值。该目标模式的信度函数值与不确定信度函数值之差也应该大于某一阈值,并且不确定信度函数值应小于某一值。上述所说的阈值可以依据实际情况选取^[18]。

2 信度函数分配的获取

2.1 典型样本

设待识别的目标模式为 $\{u_1, u_2, \dots, u_n\}$,对于任一模式 $u_j (j = 1, 2, \dots, n)$,存在一组变量 $\{x_{1j}, x_{2j}, \dots, x_{mj}\}$ 够描述其 m 个相互独立的特征,则这组变量称为模式 u_j 的特征变量。 $\{x_{1j}^*, x_{2j}^*, \dots, x_{mj}^*\}$ 为这组特征变量在该目标模式下的典型值,此典型值称为 u_j 的典型样本。

在获取信度函数分配的过程中,要把能够描述 u_j 各个特征的每个特征变量作为参照数据。

在实际操作中,由于各种因素的影响,会使测量结果出现一定的偏差,所测量的特征变量的值与真实值存在不同程度上的偏差,导致特征变量可能有多个不同的取值。因此,描述 u_j 的特征时使用单一数据的典型样本是不合理的。实际上,某一个区间内的一切数据都可能作为特征变量的取值,所以本文给出区间形式的典型样本。此典型样本以典型值为中心,且具有一定的置信概率,设为

$$\{[x_{1j}^* + \delta_{1j}], [x_{2j}^* + \delta_{2j}], \dots, [x_{mj}^* + \delta_{mj}]\}。$$

以置信区间形式给出的典型样本将单一数据的典型样本加以改进,描述了目标模式的某些特征,更具有实际意义^[19]。

2.2 概率密度函数

置信区间内的一切数据都有可能是模式 u_j 的特征变量 x_{ij} ($i \in 1, 2, \dots, m$)的取值,所以说 x_{ij} 是一个随机变量,并且具有一定的概率密度函数 $f(x)$ 。 $f(x)$ 满足:

$$p(a < x \leq b) = \int_a^b f(x) dx \quad (5)$$

当某个变量受到一些随机因素的影响时,这个变量通常会服从正态分布。特征变量 x_{ij} 的分布满足正态分布:

$$x_{ij} \sim N(\mu, \sigma^2) \quad (6)$$

正态分布的概率密度函数为:

$$f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}}, -\infty < x < +\infty \quad (7)$$

在本文讨论的问题中, $\sigma = \sigma_{ij}$,为正态分布的标准方差,当取置信概率 p 取0.9973时, $\sigma_{ij} = \delta_{ij}/3$,当取置信概率 p 取0.9545时, $\sigma_{ij} = \delta_{ij}/2$ 。在以后的叙述中,取 $\sigma_{ij} = \delta_{ij}/3$ 。 u 取 x_{ij} 的典型值 x_{ij}^* 。定义域不再是 $(-\infty, +\infty)$,而是置信区间 $[x_{ij}^* - \delta_{ij}, x_{ij}^* + \delta_{ij}]$ 。由于定义域发生改变,特征变量 x_{ij} 的概率密度函数变为 $M_{ij}(x)$:

$$M_{ij}(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_{ij}} e^{-\frac{(x-x_{ij}^*)^2}{2\sigma_{ij}^2}} \quad (8)$$

$$x_{ij}^* - \delta_{ij} \leq x \leq x_{ij}^* + \delta_{ij}$$

2.3 信度密度函数

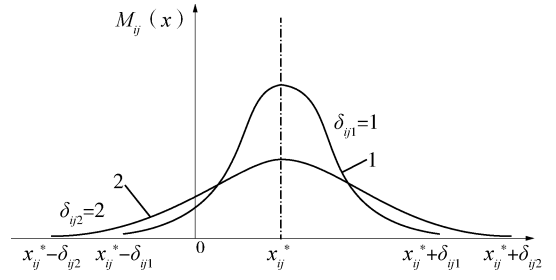
信度函数分配的获取可以利用概率密度函数,将 $M_{ij}(x)$ 定义为证据 x_i 在模式 u_j 下信度密度函数。

信度密度函数 $M_{ij}(x)$ 有如下性质:

$$M_{ij} \geq 0;$$

$$\int_{x_{ij}^* - \delta_{ij}}^{x_{ij}^* + \delta_{ij}} M_{ij}(x) dx = 0.9974 \quad (9)$$

证据 x_i 在各模式下的信度密度函数 $M_{ij}(x)$,如图1所示。



注: 1— $\delta_{ij1}=1$; 2— $\delta_{ij2}=2$

图1 x_i 在 u_j 下的信度密度函数

Fig. 1 x_i reliability of the density function at u_j

从图1中可知:

1) x_{ij}^* 相同, σ_{ij} 不同时, $M_{ij}(x)$ 的曲线形状也呈现出不同,即信度密度值不同。 σ_{ij} 越大,信度密度值越分散。图1说明引入置信区间是十分必要的。

2) $x = x_{ij}^*$ 时:

$$\max[M_{ij}(x)] = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_{ij}} \quad (10)$$

$x = x_{ij}^* \pm \delta_{ij}$ 时:

$$\min[M_{ij}(x)] = \frac{1}{111 \sqrt{2\pi}\sigma_{ij}} \quad (11)$$

式中: $\max[M_{ij}(x)]$ 即典型值的信度密度值, σ_{ij} 越小, $\max[M_{ij}(x)]$ 越大。 $\min[M_{ij}(x)]$ 是边界的信度密度值,它的值近似为0。

2.4 信度函数分配的构造

在各目标模式的识别过程中, m 个传感器测量模式的 m 个特征变量,得到一组证据为 $\{x_1, x_2, \dots, x_m\}$,任一个证据 x_i ($i \in 1, 2, \dots, m$)都具有 n 个信度密度值: $\{M_{i1}(x_i)\}, \{M_{i2}(x_i)\}, \dots, \{M_{in}(x_i)\}$ 。证据 x_i 对不同模式 $\{u_1, u_2, \dots, u_n\}$ 的支持就是通过各信度密度值体现的。将不确定的信度密度值 M'_i 用 n 个信度密度函数的标准差来表示^[20],即:

$$M'_i = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n [M(x_{ij}) - \overline{M(x_i)}]^2}{n-1}} \quad (12)$$

其中:

$$\overline{M(x_i)} = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n M(x_{ij}) \quad (13)$$

式中： M'_i 是各信度密度值相同的部分，既体现了 x_i 对 $\{u_1, u_2, \dots, u_n\}$ 等量的支持，也体现了 x_i 对整个目标系统的不确定支持。所以称 M'_i 为不确定的信度密度值。

对各信度密度值进行归一化处理，证据 x_i 的 $n+1$ 个信度密度之和为

$$S_i = \sum_{j=1}^n M_{ij}(x_i) + M'_i \quad (14)$$

定义证据 x_i 在任一目标模式 u_j 下($j \in 1, 2, \dots, n$)的信度函数分配为

$$m_{ij}(u_j) = M_{ij}(x_i)/S_i \quad (15)$$

定义证据 x_i 在整个目标系统下的不确定度为

$$m'_i = M'_i/S_i \quad (16)$$

经过试验证明，以上定义符合信度函数分配的定义。只要能确定典型样本，就能确定出信度密度函数，从而得到任意一条证据在各个目标模式下的信度函数分配，同时给出整个目标系统的不确定度。

3 实验分析

3.1 改进传统 FSSS 系统

目前，电厂使用的 FSSS 系统的灭火保护逻辑形式有三种：

1) 全炉膛火焰丧失。采用全炉膛火焰检测方式时，检测到灭火的燃烧器占总投入燃烧器的 1/3 即可认为全炉膛灭火；采用层火焰检测方式时，检测到每层的三个或三个以上燃烧器灭火，即可认为全炉膛灭火。

2) 不稳定临界火焰。在低负荷运行时，仅投入部分燃烧器，此时若灭火的燃烧器到达总运行燃烧器的某个百分数，即出现灭火前的“临界火焰”。启用“临界火焰”保护。

3) 角火焰丧失。当锅炉投入的煤层不少于总煤层的半数，若有任一角的燃烧器火焰灭火，则认为“角火焰丧失”^[21]。

上述逻辑设计在火焰检测器安装位置不合适、锅炉燃烧工况不稳定、火检探头受周遭恶劣环境的影响时，火检信号的不准确，会发生误动作。仅靠单一火焰检测器判断火焰的有无，准确度不高。

为了提高判断结果的准确性，结合 D-S 证据理论将 FSSS 系统逻辑做如下改进：

1) 将所获得的电厂运行的火检信号的历史数据，分为着火工况和灭火工况，求取两种工况下的特征值，作为典型样本。将每层燃煤层的四个燃烧器的火检信号，在此典型样本下求取信度函数分配，进行数据融合，得到最后的结果，来判断该层燃烧器是否灭火。

2) 不同风煤比，也会影响火焰燃烧的状态。所以将火检信号的历史数据，根据风煤比分成着火工况和灭火工况，得到典型样本。再将火检信号在此典型样本下求取信度函数分配，得到最后结果，来判断不同风煤比下火焰的燃烧状态。

3) 由于火焰检测器安装位置和原因，可能会导致火焰检测器偷看相邻燃烧层的火检信号。假若相邻层火检信号很强，但是所检测层火焰是灭火状态，检测出的火检信号也可能很高，所以要综合判断相邻层的火焰燃烧情况，减少错判、漏判的可能。

综合考虑各种燃烧工况，建立典型样本求取信度函数进行数据融合，相比传统的 FSSS 系统仅判断单只燃烧器的火检信号来说准确度要高。而且避免了在低负荷运行时，把较低的火检信号误判成灭火的情况。此方法较全面地考虑了各种工况下的燃烧状态，改进了 FSSS 系统的判断逻辑，判断结果更加准确，极大程度上保证了锅炉的安全运行。

3.2 典型样本的选取

3.2.1 基于单层火检信号判别

对于某电厂火焰强度信号的历史数据，可以将火焰强度分为着火和灭火，则识别框架为： $\Theta = \{u_1, u_2\}$ 。而每层的火焰强度信号 $\{x_1, x_2, x_3, x_4\}$ 作为判别的证据。

对于所得到的数据应用以下两个公式进行处理，结果如表 1 所示。

平均值为：

$$u = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i \quad (17)$$

均方根 σ 的估计值：

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2} \quad (18)$$

表 1 数据样本的平均值及标准差

Tab. 1 The mean and standard deviation of the data samples

特征值	着火	灭火
u	102.20	23.66
σ	2.09	10.92

火焰强度在模式 $\{u_1, u_2\}$ 的典型样本为 $\{[102.20 \pm 2.09], [23.66 \pm 10.92]\}$ 。

如某电厂 23 时 59 分 A 层煤粉燃烧器的火检信号为 $x_1 = 102.89$, $x_2 = 93.21$, $x_3 = 67.45$, $x_4 = 105.11$ 。利用上述信度函数分配构造方法对数据进行处理, 得到每条证据在各识别框架下的信度密度值 $M_i(u_j)$ 。如表 2 所示。

表 2 火焰强度的信度密度函数值

Tab. 2 The density function value of flame intensity

证据	$M(u_1)$	$M(u_2)$	$M(\theta)$
x_1	1.8e-01	1.73e-06	1.3e-01
x_2	1.8e-05	1.75e-05	4.32e-07
x_3	1.38e-01	1.7e-03	1.2e-03
x_4	7e-02	9.75e-07	5e-02

通过 2.4 节中的公式可以得到证据在各目标模式下的信度函数分配值, 再根据 D-S 联合规则进行数据融合, 由于融合结果与融合顺序无关, 可以先将第 1、2 条证据进行融合, 再将第 3、4 条证据融合, 然后再将它们的融合结果进行融合, 得到最终的融合结果, 如表 3 所示。

表 3 信度函数分配及数据融合结果

Tab. 3 Reliability function assignment and data fusion results

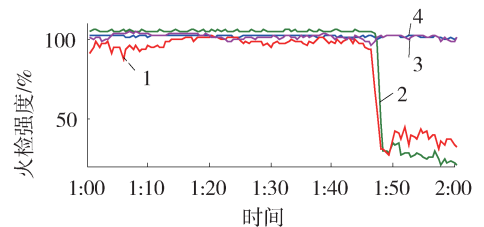
证据	$m(u_1)$	$m(u_2)$	$m(\theta)$
x_1	0.59	5.62e-06	0.41
x_2	0.50	0.49	0.01
x_3	4.73e-09	0.59	0.41
x_4	0.59	7.94e-06	0.41
融合结果	0.71	0.28	0.01

由表 3 可以看出在该时刻 A 层燃烧器为着火状态, 且置信率为 0.71, 不确定度仅为 0.01。而传统的 FSSS 系统判定结果仅为着火或灭火, 用 D-S 证据理论判断燃烧状态, 不仅提高了准确度, 而且降低了不确定度。可以更好地提醒运行人员进行相应的操作, 方便工程应用。

由于电厂锅炉出现大型故障的机率很小, 所以

故障时的数据也很少, 但是由于磨煤机给煤锅炉就会燃烧, 断煤锅炉就会灭火, 所以可以选取磨煤机启动或停止过程中的数据来进行判断火焰的有无。进一步, 可以以磨煤机的电流信号来检验判断结果的准确性(下文所取数据均为磨煤机启停过程中的数据)。

按照上述求取信度函数分配的过程和融合方法, 取某电厂 2008 年 2 月 7 日上午 1:00 到 2:00 时间段内 A 层燃烧器的火检信号, 进行数据处理, 火检信号如图 2 所示。



注: 火检信号: 1—A1 火检; 2—A2 火检; 3—A3 火检; 4—A4 火检。

图 2 A 层各火检信号

Fig. 2 Fire detection signals in A layer

由图 2 可知, A3、A4 的燃烧器在 1:48 之后的火检信号比较小, A1、A2、A3、A4 在 1:48 之前的火检信号较大。下面用 D-S 证据理论诊断该时间段内的火焰有无。

诊断结果若为“着火”则用数字 2 表示, 诊断结果若为“灭火”则用数字 1 表示, 诊断结果若为“不确定”则用数字 0 表示, 用磨煤机电流来验证诊断结果的准确性。诊断结果和磨煤机电流信号如图 3 所示。

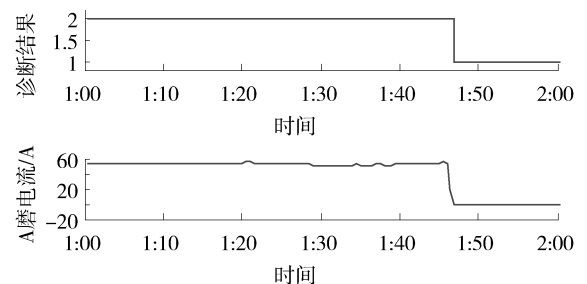


图 3 单层火检信号诊断结果及磨煤机电流对比图

Fig. 3 Test results of single-layer fire detection signal and comparison of coal mill current

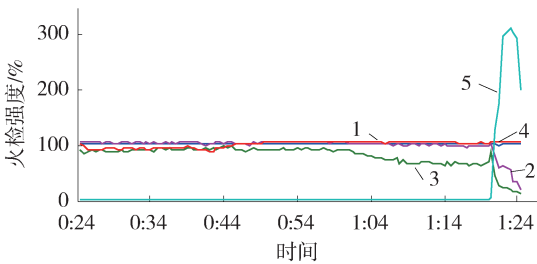
由图 3 可以看出诊断结果为在 1:48 之后 A 层燃烧器为灭火状态, 在 1:48 之前为着火状态。而磨煤机电流在 1:48 时为零, 与诊断结果一致, 证

明了该方法的有效性。

3.2.2 基于风煤比判别

风煤比是影响燃烧稳定的重要因素，风煤比过大或过小都影响着燃烧稳定，所以以风煤比为依据判断燃烧稳定是十分必要的。将风煤比信号作为一个证据与四个火检信号一起建立典型样本。依然按照3.2.1节所述步骤，对数据进行处理。

选取某电厂2008年2月6日凌晨0:24到1:24时间段内的A磨数据，进行融合判断。A层各燃烧器的火检信号及该时间段内的风煤比如图4所示。



注：1—A1火检；2—A2火检；3—A3火检；4—A4火检；5—A层风煤比。

图4 A层各火检信号及风煤比信号

Fig. 4 Fire detection signals and the signal of wind-coal ratio in A layer

由上图可知，在1:19左右，A层风煤比突然增大，导致A2、A3燃烧器的火焰强度迅速降低，用数据融合的方法诊断该时刻火焰的着火情况，并用磨煤机电流信号来检验诊断结果的准确性，诊断结果及磨煤机电流如图5所示。

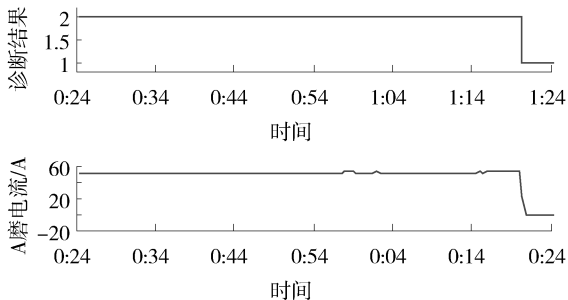


图5 不同风煤比下的诊断结果及磨煤机电流

Fig. 5 Comparison of different wind-coal ratio and mill current

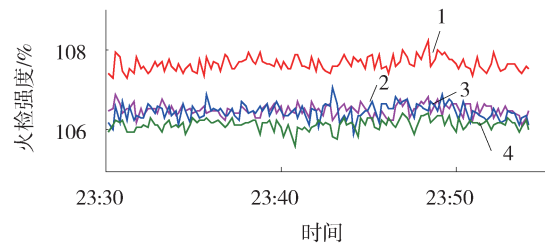
由上图可知在0:24到1:19之间火焰燃烧稳定，在1:19到1:24之间火焰为灭火状态。而磨煤机电流在1:19之后为零，与诊断结果一致，证明了该方法的有效性。

由于不同的煤质所需的风煤比不同，所以风煤比的正常范围可根据具体运行工况而定。

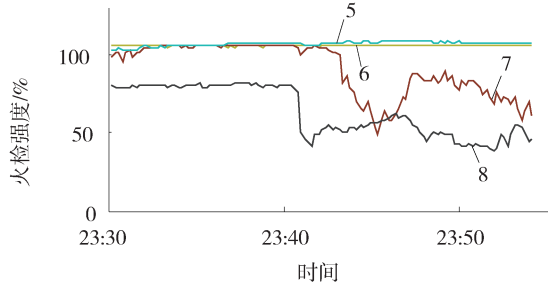
3.2.3 基于相邻层判别

若相邻层火焰燃烧强度高，由于火焰检测器的安装位置有一定角度的倾斜，所以会偷看相邻层的火焰，此时在判定所检测层火焰燃烧状况时，应将典型样本区间取的大一些，这样即可避免错判、漏判现象。

选取某电厂2008年2月6日23:30到0:30时间段内C层和D层的数据，进行融合判断。C层和D层各燃烧器的火检信号如图6所示。



(a) C层火检信号



(b) D层火检信号

图6 C层和D层各火检信号

Fig. 6 The fire detection signals in C layer and D layer

由上图可知C层燃烧器在该时间段内火焰强度很高，D层火焰也比较高，仅仅依据常规火检强度来判断D层的着火情况是不合理的。所以建立典型样本时，要将着火的典型样本取得大一些，来避免错判、漏判的可能。按照3.2.1节所述步骤对数据进行处理，得到诊断结果及磨煤机电流如图7所示。

虽然D层各燃烧器火检信号都很大，但是诊断出的结果是在23:58之后为灭火状态，避免了由于偷看相邻层的火检信号发生漏判的可能，增加了判断的可信度与准确度。而磨煤机电流在23:58之后为零，与诊断结果一致，证明了该方法的有效性。

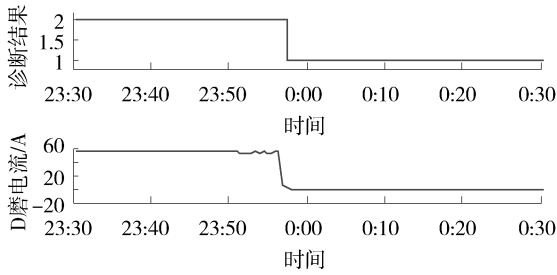


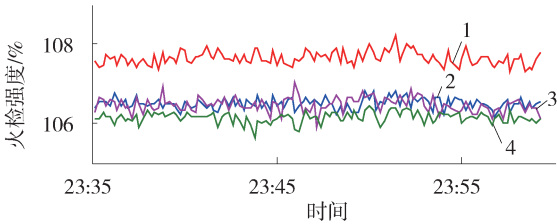
图 7 D 层诊断结果及磨煤机电流

Fig. 7 Diagnostic results and coal mill current in D layer

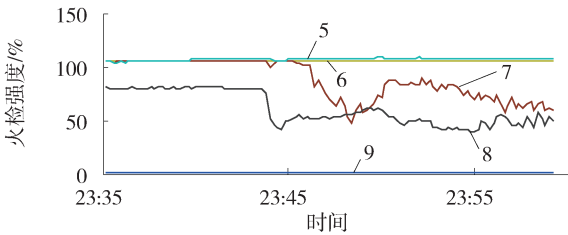
3.2.4 综合判断

通过上述内容,证明了各种方法的有效性,下面将各种诊断方法结合在一起综合判断。在某一个时间段内,综合考虑风煤比及相邻层的燃烧状况来进行火焰有无的判断。

选取某电厂 2008 年 2 月 6 日 23:35 到 0:35 时间段内 C 层和 D 层的数据,进行融合判断。C 层和 D 层各燃烧器的火检信号及 D 层风煤比数据如图 8 所示。



(a) C 层火检信号



(b) D 层火检信号

图 8 C 层、D 层火检信号及 D 层风煤比

Fig. 8 Fire detection signals in C layer, D layer and wind-coal ratio in D layer

依然按照 3.2.1 节所述步骤对数据进行融合诊断,将 D 层磨的风煤比作为一个证据一起与四个火检信号进行融合,由于 C 层燃烧器火焰燃烧强度高,所以在进行融合时,D 层的典型样本要取得大一些。这样综合了各种证据来进行判断,诊断结果

及磨煤机电流如图 9 所示。

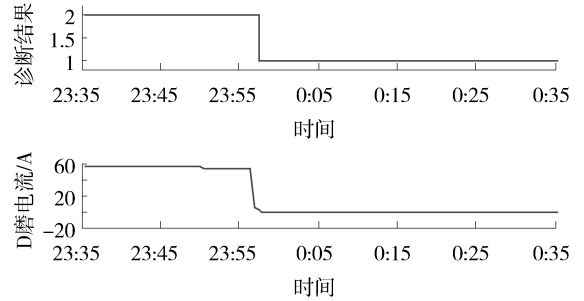


图 9 D 层诊断结果及磨煤机电流

Fig. 9 Diagnostic results and coal mill current in D layer

由上图可知在 23:58 时 D 磨电流信号为零,与诊断结果一致,证明了该方法的有效性。

从 3.2.1 到 3.2.3 节的诊断结果可以知道,仅以单层火检信号为证据的诊断结果的置信率约为 0.7;而加入了风煤比或相邻层信号作为证据时,置信率上升到 0.9;在 3.2.3 节中,将风煤比和相邻层的信号同时作为证据与四个火检信号一起融合诊断,置信率达到了 1(由于篇幅有限在此不再罗列各种诊断结果的置信率)。由此说明了证据越多,置信率越高,诊断结果越可靠,再次证明了 D-S 证据理论方法的可信度高,诊断结果准确度高。

4 结论

本文在现有的 FSSS 系统判断燃烧稳定性的基础上,利用 D-S 证据理论对其判别逻辑进行优化。考虑了不同工况下火焰的燃烧情况,以单层燃烧器的四个火检信号结合风煤比的大小以及相邻层火检信号来建立典型样本,计算各个证据在着火和灭火模式下的信度密度值,然后对其进行归一化处理得到信度函数分配,再根据 D-S 证据理论联合规则对燃烧稳定与否做出合理判断。并用磨煤机电流来验证诊断结果的准确性。该方法不仅提高了判断结果的准确性与可信度,而且在信度函数构造的过程中减少了主观性,便于工程应用。

参考文献:

[1] 吴天一, 修宏亮. 锅炉炉膛安全监控系统 FSSS 的应用 [J]. 化工自动化及仪表, 2010, 37(6): 104-107.
WU T Y, XIU H L. The application of boiler furnace safety monitoring system (FSSS) [J]. Control and Instruments in Chemical Industry, 2010, 37(6): 104-107.

[2] 朱勇军. 基于火检及远程通信技术的现代电厂锅炉安全监控系统的研究与应用 [D]. 合肥: 合肥工业大学, 2006.

- [3] 朱大奇, 徐振斌, 于盛林. 基于证据理论的电机故障诊断方法研究[J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2001, 29(12): 58-60.
ZHU D Q, XU Z B, YU S L. The diagnosis method of the electric machines fault based on evidential theory [J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology, 2001, 29(12): 58-60.
- [4] Bogler P L. Shafer-dempster reasoning with applications to multisensor target identification system [J]. IEEE Trans System, Man and Cybernetics, 1987, 17(6): 968-977.
- [5] 冯国平, 解文艳, 王海吉, 等. 基于大数据的DSS融合架构研究[J]. 南方能源建设, 2016, 3(Supp.1): 1-4.
FENG G P, XIE W Y, WANG H J, et al. Research on fusion architecture of DSS based on big data [J]. Southern Energy Construction, 2016, 3(Supp.1): 1-4.
- [6] ANDRISANO O, VERDONE R, NAKAGAWA M. Intelligent transportation systems: the role of third-generation mobile radio networks [J]. Communications Magazine IEEE, 2000, 38(9): 144-151.
- [7] ROMAN P, TERO O, HARRI P, et al. Wireless internet-IMT-2000/wireless LAN interworking [J]. Journal of Communications and Networks, 2000, 2(1): 46-57.
- [8] ZHAO Y L. Mobile phone location determination and its impact on intelligent transportation systems [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2000, 1(1): 55-64.
- [9] DENOUEUX T. A k-nearest neighbor classification rule based on dempster-shafer theory [J]. Systems Man & Cybernetics IEEE Transactions on, 2008, 25(5): 804-813.
- [10] 常太华, 苏杰, 田亮, 等. 数据融合在氧量测量中的应用[J]. 电力科学与工程, 2003(4): 44-45.
CHANG T H, SU J, TIAN L, et al. Application of data fusion to oxygen content measurement [J]. Electric Power Science and Engineering, 2003(4): 44-45.
- [11] 田亮, 曾德良, 刘鑫屏, 等. 基于数据融合的球磨机最佳负荷工作点判断[J]. 热能动力工程, 2004, 19(2): 198-201.
TIAN L, ZENG D L, LIU X P, et al. Data merging-based determination of the optimal-load operating point of a ball mill [J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power, 2004, 19(2): 198-201.
- [12] 田亮, 常太华, 曾德良, 等. 基于典型样本数据融合方法的锅炉制粉系统故障诊断[J]. 热能动力工程, 2005, 20(2): 163-166.
TIAN L, CHANG T H, ZENG D L, et al. Fault diagnosis of a boiler milling system on the basis of a typical-swatch data fusion method [J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power, 2005, 20(2): 163-166.
- [13] 刘吉臻, 崔泽朋, 田亮, 等. 基于D-S证据理论的煤粉细度融合诊断[J]. 热能动力工程, 2006, 21(4): 423-426.
LIU J Z, CUI Z P, TIAN L, et al. Fusion diagnosis of pulverized-coal fineness based on a D-S evidence theory [J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power, 2006, 21(4): 423-426.
- [14] 崔泽朋. 信息融合技术在制粉系统故障诊断中的应用研究 [D]. 北京: 华北电力大学, 2006.
- [15] 杨静, 田亮, 赵爱军, 等. 基于典型样本的证据理论信度函数分配构造方法[J]. 华北电力大学学报(自然科学版), 2008, 35(5): 70-72.
YANG J, TIAN L, ZHAO A J, et al. Approach for constructing the confidence function distribution of evidence theory based on typical sample [J]. Journal of North China Electric Power University, 2008, 35(5): 70-72.
- [16] 齐郑, 杨以涵, 张宏宇. 基于D-S证据理论的小电流接地故障连续选线方法[J]. 华北电力大学学报(自然科学版), 2005, 32(3): 1-4.
QI Z, YANG Y H, ZHANG H Y. Study on continuous line selection for small current earth fault based on D-S evidence theory [J]. Journal of North China Electric Power University, 2005, 32(3): 1-4.
- [17] 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): 221-223.
ZHU D Q, YU S L. Data fusion algorithm based on D-S evidential theory and its application for circuit fault diagnosis [J]. Acta Electronica Sinica, 2002, 30(2): 221-223.
- [18] 田亮, 曾德良, 刘鑫屏. 数据融合方法在火灾监测系统中的应用[J]. 传感器与微系统, 2003, 22(9): 58-59.
- [19] 赵亮宇, 田亮, 王琪, 等. 基于改进信度函数分配方法的煤种判别技术[J]. 华北电力大学学报(自然科学版), 2011, 38(4): 71-75.
- [20] 王霞, 田亮. 基于典型样本的信度函数分配的构造方法[J]. 电力科学与工程, 2015, 31(5): 11-15.
- [21] 高峰, 江苏省电力科学研究院有限公司. 机组联锁保护系统[M]. 北京: 中国电力出版社, 2004.

作者简介:



LIU X H

刘晓慧(通信作者)

1992-, 女, 山东临沂人, 华北电力大学硕士, 主要从事数据处理与燃烧优化方向研究(e-mail)363799997@qq.com.



TIAN L

田亮

1976-, 男, 河北保定人, 华北电力大学副教授, 华北电力大学博士, 火电机组仿真与控制方面研究(e-mail)t0615@sina.com.

(责任编辑 李辉)