

基于神经网络的火焰燃烧稳定性算法研究

陈书谦 柏桂枝

(淮海工学院计算机工程学院 江苏 连云港 222005)

[摘要] 本文旨在研究锅炉火焰燃烧的稳定性问题,提高锅炉燃烧火焰的检测准确度.针对锅炉燃烧监控系统所采集的火焰动态图像进行分析来检测锅炉内火焰燃烧稳定性,燃烧受影响的火焰出现短时脉动时,传统的基于灰度方差的检测方法不能避免火焰脉动的影响,造成对锅炉内燃烧稳定性检测准确度不高的问题.本文提出一种基于神经网络的火焰燃烧稳定性检测方法,选取与火焰稳定性直接相关的多个特征作为神经网络的输入向量,对样本多次训练能去除杂质燃烧或调峰引起的微小脉动的影响,克服了传统方法检测准确度不高的问题.实验证明,该方法能够有效避免杂质和调峰对燃烧的影响,对锅炉内的燃烧稳定性做出准确检测.

[关键词] 锅炉,燃烧检测,燃烧稳定性,神经网络

[中图分类号] TK227.1 **[文献标志码]** A **[文章编号]** 1001-4616(2012)04-0140-05

Research on Flame Combustion Stability Based on Neural Network

Chen Shuqian ,Bai Guizhi

(School of Computer Engineering ,Huaihai Institute of Technology ,Lianyungang 222005 ,China)

Abstract: The paper aims at researching boiler flame stability problems and improving boiler combustion flame detection accuracy. For the use of boiler flame image analysis to detect the boiler flame combustion stability ,when the combustion is affected ,the flame appeared short pulsation. The traditional detection methods based on gray scale variance can not avoid the impact of flame pulsation on account of the inaccuracy of the boiler combustion stability detection. This paper presents a flame combustion instability detection method based on neural network and selects multiple features which are directly related to the flame stability as neural network input vector. Experiments show that this method can fight off the tiny ripple influence caused by the impurities combustion or peak and simultaneously ,make accurate detection of the boiler combustion stability.

Key words: boiler ,combustion detection ,combustion stability ,neural network

电力是我国经济发展的主要动力来源,而火电又是主要的电力产生方式.火电需要大型电站锅炉燃烧煤炭,对煤炭的需求量在日益增多,这使得我国的煤炭供应面临很大压力,必然要求我们要提高煤炭的利用率^[1]. 在我国的煤炭消耗中,锅炉燃烧煤的消耗量占了煤炭总产量的一半以上,因此提高锅炉中煤炭的燃烧效率,降低煤炭燃烧产生的污染,是实现能源可持续发展的重要内容.在锅炉燃烧中,燃烧不稳定或者燃烧调整不好会造成锅炉热效率下降,不仅浪费煤炭资源使其不能有效地燃烧利用,而且可能会引起炉膛熄火,甚至引发炉膛爆炸,造成巨大的经济损失.因此,对锅炉内火焰燃烧进行实时检测,使炉膛内建立并维持均匀、稳定的燃烧火焰,能够有效地提高煤炭的燃烧利用率,保证能源的节约利用^[2]. 如何准确地检测锅炉内火焰燃烧的稳定性,并对锅炉做出实时调整以保证煤炭的高效燃烧利用,成为能源节约领域的一个重要研究课题.

传统的基于灰度方差的火焰燃烧稳定性检测方法,是通过分析处理提取的锅炉内火焰燃烧图像,利用图像灰度方差与火焰燃烧稳定性之间的相关性,来对锅炉内火焰燃烧的稳定性做出检测,并实时调整锅炉内煤炭的燃烧以提高煤炭的利用率.但是,当填入锅炉内的煤炭中含有煤粉或其他杂质时,会造成火焰出

收稿日期: 2012-07-10.

基金项目: 江苏省高校科研成果产业化推进项目(JHB2012-61) .

通讯联系人: 陈书谦,讲师,研究方向: 智能控制,嵌入式系统,无线传感网络. E-mail: chenshq@126.com

现脉动,火焰图像的灰度方差随之改变^[3],这时传统的基于灰度方差的检测系统就会误认为锅炉内的燃烧不稳定,并做出相应的调整,浪费了大量的煤炭资源。可见传统的基于灰度方差的燃烧稳定性检测方法无法避免杂质燃烧等引起的火焰脉动影响造成检测准确度不高的问题,不能满足燃烧稳定性检测准确度的要求。

1 图像的获取与预处理

保证锅炉内煤炭燃烧的稳定性,可以使煤炭充分燃烧、有效利用,并且能够保证锅炉的热效率,提高热量的利用率。由于燃烧稳定性检测环境是在锅炉内,不能直接对锅炉内的火焰进行观察来检测其稳定性,所以基于数字图像处理的方法能够解决这一难题。通过获取火焰燃烧图像,对图像进行相关处理操作,实现对锅炉内燃烧稳定性的实时检测。为了避免杂质燃烧引起的火焰短时脉动的影响,我们提出了基于神经网络的燃烧稳定性检测方法。

1.1 图像获取

为了保证检测准确度,需要获取的图像为高质量、高清晰度的图像。由于获取图像是从锅炉中获取,其内部光照强、温度高,对摄像设备的要求极高。CCD 摄像机的灵敏度和解析度都很高,能够保证图像的质量和清晰度。首先需要假设锅炉内的火焰具有一个虚假的物面,CCD 摄像机输出的图像是锅炉内燃烧的内火焰纵向空间光辐射积累形成的结果。其次 CCD 摄像机的线数必须足够多,这样可以选择合适的镜头,并且认为这一微小区域内各个点的温度相同。CCD 摄像机的靶面上的每个像素点只能接受与此像素点相对应的光辐射刺激物。锅炉内火焰上的每个点与成像图像上的唯一的一个像素点相对应。CCD 摄像机的这些特性使其能够获得符合要求的图像,为进一步分析打好了基础。

1.2 图像预处理

CCD 摄像机虽然能获取高质量、高清晰度的图像,但是不可避免地受外界环境的影响,图像中会存在许多噪声干扰。如果直接对获取的图像进行检测分析,就不能得到准确的检测结果。所以在检测分析前需要对图像进行去噪等预处理,以提高图像的质量。

1.2.1 直方图加权平均

图像的灰度直方图反映了图像中的各个灰度级以及这个灰度级在图像中出现的次数间的关系。对图像的直方图进行加权平均操作可以有效滤除图像中的高通噪声,具体算法公式为:

$$AVER(i, j) = \frac{\sum_{(s, t) \in S_{m \times n}} p(i + s, j + t) g(i + s, j + t)}{\sum_{(s, t) \in S_{m \times n}} p(i + s, j + t)} \quad (1)$$

式中 $g(i, j)$ 是图像的像素灰度值, $p(i, j)$ 是对应图像像素的权值, $(s, t) \in S_{m \times n}$ 是属于图像中的所有像素。

1.2.2 均值滤波

对图像进行直方图均衡化后,图像中的高通噪声被滤除,但是低通噪声还存在,影响着图像的质量。故对图像继续进行均值滤波,以滤除低通噪声的干扰。假设进行灰度直方图加权平均后的图像是 g , 继续进行均值滤波后的图像是 f , 整幅图像的大小为 $M \times N$, 而滤波区域大小为 $m \times n$ 。滤波公式为:

$$f(i, j) = \frac{\sum_i \sum_j (abs(g(i, j) - g(i, j + 1)))}{K} + \frac{\sum_i \sum_j (abs(g(i, j) - g(i + 1, j)))}{K} \quad (2)$$

式中 K 是做差值运算的像素的总对数, 即 $K = (M - 1) \times (N - 1)$ 。通过图像预处理将图像中的噪声去除, 得到了高质量的图像。

2 图像特征的获取

针对传统的基于灰度方差检测方法受杂质引起的火焰脉动影响对燃烧稳定性检测准确度不高的问题, 本文提出一种基于神经网络的火焰燃烧稳定性检测方法。选取与火焰稳定性直接相关的多个特征作为神经网络的输入向量, 通过对样本的多次训练能够去除杂质燃烧引起的微小脉动的影响, 克服了传统方法检测准确度不高的问题。

基于火焰燃烧图像信息量庞大、难于辨识等问题,提取图像有用信息就至关重要.对预处理后的图像提取与火焰燃烧稳定性相关的参数,包括火焰燃烧中心、图像高温面积率、火焰高度、火焰中心偏移距离、火焰中心偏移距离方差、图像平均灰度、平均灰度方差、图像颜色分量比等.这些参数可以从不同的方面来反映燃烧状态^[4,5].其中:

1) 火焰中心 $C(x, y)$: 火焰中心 x 轴方向的坐标为火焰左右边沿 y 轴方向切点的平均值,同理火焰中心 y 轴方向的坐标为火焰上下边沿 x 轴方向切点的平均值

$$C_x(x, y) = \frac{1}{2}(a + b), C_y(x, y) = \frac{1}{2}(h + d). \quad (3)$$

2) 图像高温面积 S_{ht} 及高温面积率 η : 设一幅 $M \times N$ 像素的火焰图像,假设其每一个像素所占的面积为 s ,那么整幅图像的面积: $S_{total} = M \times N \times s$,对该图像进行分割、去除背景后,设得到的高温图像面积为

$$S_{ht}, \text{其总像素数为 } \theta, \text{有 } S_{ht} = \theta \times s, \text{则高温面积率 } \eta = \frac{S_{ht}}{S_{total}} = \frac{\theta}{M \times N}.$$

3) 火焰高度 $H(x, y)$: 火焰图像中,对于一定阈值之上的像素看作火焰图像,火焰外焰沿 x 轴的切线与外焰顶点的交点即高度所对应的坐标,即

$$H_y(x, y) = \max(h(x, y_1), h(x, y_2), \dots, h(x, y_n)). \quad (4)$$

式中 $H_x(x, y)$ 为 $H_y(x, y)$ 所对应的 x 轴方向的坐标, n 为所有火焰像素的个数.

4) 火焰中心偏移距离 D : 火焰中心偏移距离是指从有效火焰中心到炉膛中心的距离

$$D = \sqrt{(X - X_0)^2 + (Y - Y_0)^2}. \quad (5)$$

式中 (X_0, Y_0) 为炉膛中心坐标,火焰中心坐标为 (X, Y) ,其值由式(6)计算得到:

$$X = \frac{\sum_{y=1}^N \sum_{x=1}^M x g'(x, y)}{\sum_{y=1}^N \sum_{x=1}^M g'(x, y)}, \quad (6)$$

$$Y = \frac{\sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N y g'(x, y)}{\sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N g'(x, y)}.$$

式中 $g'(x, y)$ 由式(7)计算得到:

$$g'(x, y) = \begin{cases} g(x, y) & g(x, y) \geq g_{av} \\ 0 & g(x, y) < g_{av} \end{cases}. \quad (7)$$

式中 $g(x, y)$ 为炉膛火焰图像坐标 (x, y) 处的灰度, g_{av} 为平均灰度.

5) 火焰中心偏移距离方差 δ_D : 火焰中心偏移距离方差反映炉膛中心火焰摆动的剧烈程度,同时也是反映各燃烧器配风是否合理的重要特征.将 t 时间内所采集的 K 幅图像火焰中心偏移距离的方差作为火焰图像特征向量,火焰中心偏移距离方差 δ_D 定义为

$$\delta_D = \sqrt{\frac{1}{K} \sum_{j=1}^K (\bar{D} - D_j)^2}. \quad (8)$$

6) 图像平均灰度、平均灰度方差、图像颜色分量比均可按文献[3]中的方法获取

通过这8个参数,可以有效地反映火焰的燃烧状态,但参数与燃烧状态之间并不存在简单而明确的单值映射关系,因此找到合适的方法建立两者之间的关系至关重要.传统的基于灰度方差的燃烧稳定性检测方法,检测到的图像灰度方差越小则表明此时的火焰燃烧越稳定^[6].灰度方差特征量的计算公式为:

$$\sigma^2 = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (g(i, j) - av)^2. \quad (9)$$

式中 $g(i, j)$ 为图像的像素灰度值, av 是图像中所有灰度值的平均值.基于灰度方差的燃烧稳定性检测的判别函数是:

$$\begin{cases} \sigma^2 > \lambda & \text{不稳定,调整;} \\ \sigma^2 \leq \lambda & \text{稳定,不调整.} \end{cases} \quad (10)$$

其中 λ 是检测阈值,一般取值为 0.5.

3 神经网络燃烧稳定性检测算法

由于火焰燃烧受杂质燃烧引起的火焰脉动影响,燃烧具有脉动性且很复杂,通过 CCD 摄像机获取图像,并对图像进行降噪处理后,图像中仍会留有很大的干扰因素,所以要选取与火焰稳定性直接相关的多个图像特征向量对燃烧的稳定性进行表征.基于神经网络的火焰燃烧稳定性算法,就是选取与燃烧稳定性直接相关的火焰燃烧中心、图像高温面积率、火焰高度、火焰中心偏移距离、火焰中心偏移距离方差、图像平等均灰度、平均灰度方差、图像颜色分量比这 8 个参数作为特征向量,并将其作为神经网络的输入特征向量.

首先构建神经网络模型,其模型构建公式为:

$$y_j = \sigma \left[\sum_{k=1}^K w_{kj} \sum_{i=1}^I x_i \psi_{a,b} \left(\frac{i-b_k}{a_k} \right) \right], \quad (11)$$

$$\psi_{a,b}(x) = \cos(1.75x) \exp(-x^2/2), \quad (12)$$

$$\sigma(x) = 1/(1 + \exp(x)). \quad (13)$$

式中 I, K, J 分别代表的是神经网络输入层的节点数、隐含层的网络节点数、输出层的网络节点数. w_{kj} 是网络输出层的节点 j 和隐含层的节点 k 之间的连接权值^[7].

然后,对神经网络进行迭代搜索,搜索公式为:

$$v_{id}(t+1) = w(t) v_{id}(t) + c_1 r_1 (p_{id}(t) - x_{id}(t)), \quad (14)$$

$$x_{id}(t+1) = x_{id}(t) + v_{id}(t+1). \quad (15)$$

式中 $c_1 = c_2 = 1.4944$ 是搜索加速常数, r_1 和 r_2 是在 0 到 1 范围内任意取值的随机数.为了避免迭代进入局部极小,需要进行一种定向变异操作,其具体变异操作算法为:

$$v_{id} = rand \times v_{\max}(d), \quad (16)$$

$$p_{id} = x_{id}. \quad (17)$$

式中 $rand$ 是在 0 到 1 范围内随意取值的数,每次迭代的最大速度由 v_{\max} 表示.

利用最终搜索迭代得到的 v_{id} 进行火焰燃烧稳定性判断,判别函数为:

$$\begin{cases} v_{id} > \lambda & \text{不稳定,调整;} \\ v_{id} \leq \lambda & \text{稳定,不调整.} \end{cases} \quad (18)$$

其中 λ 是判别阈值,一般取值为 0.5.

这样,利用 8 个与燃烧稳定性直接相关的特征向量,构造神经网络进行搜索迭代,避免了仅依靠一个灰度方差特征向量不能有效去除杂质燃烧引起的短时脉动干扰的影响,能够准确检测出燃烧的稳定性,提高了火焰燃烧稳定性检测的准确度,满足了锅炉对稳定性检测精度的要求.

基于神经网络的火焰燃烧稳定性检测算法的流程图如图 1 所示.

4 仿真实例

本文利用 CCD 高保真火焰摄像机采集到的炉膛火焰图像 200 幅进行仿真分析,从这些图像中提取了火焰燃烧中心、图像高温面积率、火焰高度、火焰中心偏移距离、火焰中心偏移距离方差、图像平等均灰度、平均灰度方差、图像颜色分量,建立了火焰燃烧情况的判断依据,分别用传统方法和文中方法对锅炉内火焰的燃烧情况进行检测,记录 2 组实验的数据,根据公式:

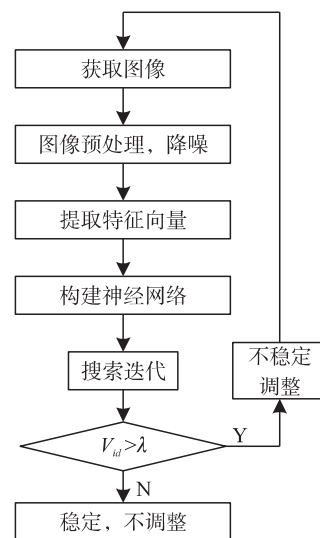


图 1 神经网络检测算法的流程

Fig. 1 Neural network detection algorithm process

$$w = \frac{(P(t) - P'(t)) / t}{P(t)} \times 100\% .$$

(19)

计算 2 种方法各自的检测准确度 ,并列表比较分析. 数据对比表如表 1 所示.

由表 1 的实验数据对比发现 ,传统的基于灰度方差的检测方法 ,不能有效地去除外界干扰 ,并受杂质燃烧引起的火焰脉动影响 ,易出现误检测 ,实验中误检测图像数目是 35 幅 ,造成燃烧稳定的检测准确度很低 ,仅为 82. 5% . 而文中提出的基于神经网络的稳定性检测方法 ,不只依靠单一的灰度方差特征向量 ,而是选取了与燃烧稳定性直接相关的 8 个特征向量进行稳定性检测. 由实验数据可以看出 ,其误检测图像数目仅为 7 幅 ,远少于传统方法 ,最终得到的检测准确度为 96. 5% ,明显优于传统方法. 由实验分析可知 ,基于神经网络的燃烧稳定性检测方法 ,能够有效避免杂质燃烧引起的短时脉动影响 ,去除外界环境的干扰 ,准确检测出火焰燃烧的稳定性 ,取得了满意的结果.

5 结束语

本文提出了一种基于神经网络的火焰燃烧稳定性检测方法 ,选取与火焰稳定性直接相关的多个特征作为神经网络的输入向量 ,通过对样本的多次训练能够去除杂质燃烧引起的微小脉动的影响 ,克服了传统方法检测准确度不高的问题. 实验证明 ,这种方法能够有效地避免杂质对燃烧的影响 ,准确对锅炉内的燃烧稳定性做出检测 ,具有很高的使用价值.

[参考文献]

[1] 马晖 ,王飞 ,崔巍 ,等. 锅炉燃烧诊断和运行指导系统在 300 MW 电厂锅炉上的应用 [J]. 中国电力 ,2004 ,37(9) : 30-33.

[2] 姚万业 ,陈广华 ,李传伟 ,等. 电厂锅炉火焰图像检测系统设计与开发 [J]. 电力科学与工程 ,2006(1) : 48-50.

[3] Yan Y ,Lu G ,Colechin M. Monitoring and characterization of pulverized coal flames using digital imaging techniques[J]. Fuel ,2002 ,81(1) : 647-656.

[4] 李朋 ,施万玲 ,桂莹 ,等. 锅炉燃烧及 NOX 生成特性的数值仿真 [J]. 计算机仿真 ,2011(5) : 432-441.

[5] 董喜梅 ,杨磊 ,崔浩 ,等. 基于图像处理的火焰检测算法研究 [J]. 后勤工程学院学报 ,2011(2) : 90-96.

[6] 祖春光 ,周怀春 ,娄春 ,等. 基于火焰图像的燃烧稳定性诊断和分析 [J]. 湖北电力 ,2006 ,30(2) : 39-41.

[7] 陈书谦 ,张丽虹. BP 神经网络在 PID 控制器参数整定中的应用 [J]. 计算机仿真 ,2010 ,27(10) : 171-174.

[责任编辑: 黄 敏]