

# 基于小波神经网络的炉膛火焰识别和诊断

许志闻<sup>1</sup> 纪 政<sup>1</sup> 郭晓新<sup>1</sup> 李凤瑞<sup>2</sup> 李文辉<sup>1</sup> 王钲旋<sup>1</sup> 庞云阶<sup>1</sup>

<sup>1</sup>(吉林大学计算机科学与技术学院 长春 130012) <sup>2</sup>(吉林省电力研究院 长春 130023)

**摘要** 提出一种利用火焰图像处理和小波神经网络技术进行炉膛火焰燃烧的快速、准确识别和诊断方法;通过火焰图像处理系统获取燃烧图像,提取用于燃烧诊断的火焰图像特征参数;构造用于燃烧诊断的小波神经网络,采用最小二乘算法进行小波神经元函数的选择;将提取的火焰图像特征参数作为小波神经网络的输入,通过训练和测试,进行火焰燃烧状态的预测。基于小波神经网络的图像处理和燃烧诊断方法具有准确、快速优点。

**关键词** 火焰识别 小波神经网络 燃烧诊断

## Recognition and Diagnosis of Boiler Flame Based on Wavelet Neural Network

Xu Zhíwén<sup>1</sup> Jì Zhèn<sup>1</sup> Guó Xiǎoxīn<sup>1</sup> Lǐ Fēngruì<sup>2</sup> Lǐ Wēnhuī<sup>1</sup> Wáng Zhèngxuǎn<sup>1</sup> Páng Yúnjiē<sup>1</sup>

<sup>1</sup>(Faculty of Computer Science and Technology, Jilin University, Changchun 130021, China)

<sup>2</sup>(Jilin Academy of Power, Changchun 130023, China)

**Abstract** A method on fast recognition and exact diagnosis of the boiler flame is proposed using image processing and wavelet neural network. The image of boiler flame is captured by the system of image processing. The character parameter of image of boiler flame used for the burn diagnosis is distilled. Adopting the orthogonal least square (OLS) to select the proper wavelet constructs wavelet neural network. The character parameter to distill burn image is the import vector of wavelet neural network. The method of image processing and diagnosis based on wavelet neural network has the exact and fast excellences, and can forecast the state of burn blame via training and testing.

**Key words** Flame recognition Wavelet Neural network Burn diagnosis

## 1 引 言

火电厂锅炉燃烧状况监测的智能化是提高电力系统自动化水平的关键。在炉膛内建立并维持稳定、均匀的燃烧火焰是电站锅炉运行的基本要求;由于燃烧不稳定或操作不当等原因导致全部或部分煤粉燃烧熄火时,若继续向燃烧器供粉,将会因为煤粉在炉膛内的堆积导致爆燃现象的发生,严重影响生产;因此必须进行有效的火焰检测、识别和诊断。用现有的简单方法很难做到火焰燃烧状态的准确识别;小波神经网络有自学习和非线性可分的优异性能,可用于特征不确定,环境恶劣情况下的图像识别。这里将结合小波神经网络理论,根据燃烧火焰图像,进行燃烧状态识别方法的研究。

## 2 火焰识别和诊断系统组成

火焰识别和诊断系统由传像光纤、CCD 摄像机、视频图像采集卡和计算机组成。传像光纤是以玻璃纤维为主体,用严格精确的工艺方法将其排列有序后再成型的一种可传输图像的纤维元件。传像光纤能够传递图像是由它自身的结构和特点所决定的。

CCD 是利用电荷传递读出方式获得输出的固体摄像器件。与采用电子束扫描摄像管摄像机相比,它具有寿命长、工作电压低、体积小、重量轻的优点。它是利用本身的感光部分和扫描部分将入射光转化成电信号的。视频图像采集卡完成火焰图像的连续采集,计算机完成火焰图像的识别和诊断。

### 3 炉膛火焰燃烧状态的特征参数

通过安装在某燃煤电厂 200MW 机组锅炉燃烧器出口的炉膛图像火焰处理系统采集火焰图像, 煤粉燃烧器出口处火焰图像如图 1 所示。从图中可以看出, 首先从燃烧器喷出暗黑色的风煤混合物, 煤粉燃烧沿射流方向分为 3 个阶段: 在未燃烧区, 煤粉与一次风从燃烧器喷出, 此时煤粉温度还没有达到燃点, 尚未燃烧; 在初始燃烧区, 煤粉受到炉内高温辐射和火焰回流的加热而发生热分解反应, 析出大量挥发分, 并开始猛烈燃烧, 煤粉颗粒发亮。由于此时主要是挥发分和少量焦炭颗粒燃烧, 所以亮度还没有达到最大, 但火焰的闪烁频率已达到最大值, 该特性被作为检测火焰的重要依据; 在完全燃烧区, 煤粉颗粒继续深入炉膛, 此时析出的挥发分燃烧殆尽, 焦炭开始猛烈燃烧, 产生大量热量, 此时火焰温度和亮度达到最大值。在图像中, 表示煤粉正在燃烧的特定期区域被称之为特征区。通过试验图像的反反复对比, 画出了煤粉火焰的特征区, 特征区内沿煤粉射流方向的中线称之为特征线(图 1)。特征区和特征线对于火焰的描述具有重要的意义。

#### 3.1 特征区平均光强 $A_vGrey$

特征区内所有像素的平均光强是火焰是否正常燃烧的一个重要判据。火焰燃烧时光强的强弱也反映了温度的高低。当火焰燃烧不正常时, 如单角熄火, 此时 MTF 未动作, 煤粉还会照常喷入炉膛内, 平均光强值会下降, 通过试验标定该值为  $G_1$ ; 如果发生全炉膛熄火, 平均光强值会随之降低, 通过试验标定该值为  $G_2$ 。实际上,  $G_1$  和  $G_2$  不同, 而且  $G_1 > G_2$ , 因为单角熄火时, 还有其它角火焰光强的影响, 这时的光强会大于全炉膛熄火时的光强。因此, 火焰正常燃烧时, 平均光强值应该大于  $G_1$ 。

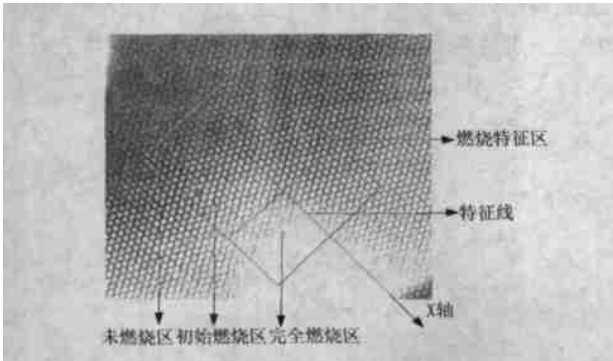


图 1 煤粉射流的燃烧

#### 3.2 锋面位置 X

特征线上的锋面位置是火焰是否正常燃烧的另一个重要判据。观察图 1 中特征线上亮度值的变化, 令:  $g_i = G_{i+1} - G_i$  ( $i = 0 \sim K - 1$ ) 其中  $G_i$  为特征线上位置  $i$  处的像素亮度值,  $K$  为特征线上的总像素。图 2 为火焰的亮度变化值, 可以看出, 火焰的亮度在未燃区和初始燃烧区波动较大, 在完全燃烧区则无明显变化。火焰亮度沿特征线的变化有一个明显的最大值, 这个最大值的位置反映了火焰锋面的存在。

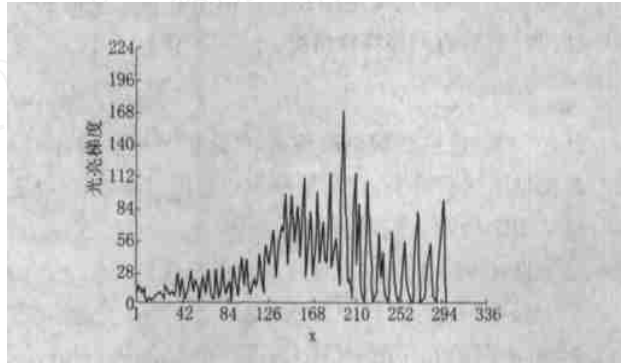


图 2 煤粉火焰亮度

定义特征线上  $g_i$  中的最大值所在位置为火焰的锋面位置  $x$ , 锋面位置与燃烧状态有着密切的关系。正常燃烧时, 锋面位置距燃烧器出口有一定的距离。当灭火时, 煤粉还在喷出, 这时火焰的锋面位置会远离燃烧器出口, 这时把火焰锋面位置称为  $x_{max}$ , 这样, 对应于火焰锋面的火焰正常燃烧状态的判据为:  $x < x_{max}$ 。

根据上述分析, 表征角火焰燃烧状态的特征参数有 2 个: 火焰特征区平均光强和火焰锋面位置  $x$ 。判断角火焰燃烧是否正常, 需要结合这 2 个特征参数一起进行综合判断。虽然火焰特征参数反映了火焰燃烧状态的变化, 但是特征参数和燃烧状态之间并没有明确的关系, 因此依靠传统的方法很难从火焰的特征参数预测火焰燃烧状态的趋势。

### 4 小波神经网络诊断火焰燃烧状态

#### 4.1 小波神经网络的结构

一个多层神经网络是一个非线性参考模型, 设计一个神经网络要确定网络的结构和网络的参数。与径向基函数网络一样, 小波神经网络是一个具有单隐层的前向神经网络, 从输出是一维的网络着手, 其网络表达式如下:

$$f(x) = \sum_{i=1}^n \lambda_i \phi(a_i z - b_i) \tag{1}$$

其中:  $\phi$  是母小波,  $a_i$  是伸缩参数,  $b_i$  是位移参数,  $\lambda_i$  是线性权值,  $N$  是小波数目,  $f(z)$  是网络输出。网络表达式是

一个回归方程, 权值  $\lambda$  就是回归系数, 只要求出上述线性方程的解, 就可以获得所需的小波网络(图3)。

### 4.2 最小二乘(QLS)算法

S. Chen 提出的QLS(最小二乘)算法的目的用来选择径向基函数网络的中心[1]。以最小二乘算法导出的误差下降速率指标为依据, 按照每个正交向量对误差下降速率的贡献大小, 依次选取作为网络的中心向量。

为了对最小二乘算法有一个比较清楚的了解, 首先必须把(1)式定义的小波神经网络看作是下面的线性回归模型的一种特殊情况:

$$d(t) = \sum_{i=1}^M p_i(t)\theta_i + e(t) \quad (2)$$

其中:  $d(t)$  是模型期望的输出,  $\theta$  是模型的参数,  $p_i(t)$  是模型的回归因子, 它是某些  $z(t)$  的固定函数,  $e(t)$  是服从  $N(0, \hat{\sigma}^2)$  分布的残差。

设:  $t=1 \sim N$ , 式(2)可写成向量形式:

$$d = P\theta + E \quad (3)$$

其中:  $d = [d(1) \dots d(N)]^T$ ;  $P = [p_1 \dots p_M]$ ,  $p_i = [p_i(1) \dots p_i(N)]^T$ ,  $1 \leq i \leq M$ ;  $\theta = [\theta_1 \dots \theta_M]^T$ 。

回归因子向量  $p_i$  的集合构成一个基向量空间,  $P\theta$  的平方是期望输出能量的一部分, 但由于回归因子之间通常是相关的, 无法清楚知道每个回归因子对于输出能量的贡献大小。因此, 利用最小二乘算法把  $p_i$  的集合  $P$  变换成一个正交基向量的集合  $W$ , 这样便能够很容易地计算出每个基向量对输出能量的贡献大小。

对  $P$  作如下分解:  $P = WA$  (4)

其中:  $A$  是一个  $M \times M$  的三角矩阵, 它的主对角线元素为 1, 对角线下方为 0, 它是由下面的施密特法则对  $A$  进行正交化是所生成的系数矩阵。

$$A = \begin{bmatrix} 1 & a_{12} & a_{13} & \dots & a_{1M} \\ 0 & 1 & a_{23} & \dots & a_{2M} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \dots & 1 \end{bmatrix} \quad (5)$$

$W$  是一个  $N \times M$  的正交矩阵, 即它的任意两个列向量  $w_i$  和  $w_j$  ( $i \neq j$ ) 都满足  $w_i^T w_j = 0$ 。由正交基向量  $w_i$  构成的空间与由  $p_i$  构成的空间是同一个空间, 即:

$$d = Wg + E \quad (6)$$

式中:  $d$  是新的回归参数向量, 可通过最小二乘求出:

$$\hat{g} = W^T d / (W^T W) \quad (7)$$

下面求解  $W$  和  $A$ 。首先令  $w_1 = p_1$ , 然后从  $k$  等于  $M$  为止对  $p_k$  作正交运算, 这时假设  $p_k$  前面的  $k-1$  个向量已是正交向量, 最后可获得一个正交的矩阵  $W$ , 它的任意两个不同列之间都是正交的。

$$\left. \begin{aligned} w_1 &= p_k \\ a_{ik} &= w_i^T p_k / (w_i^T w_i) \quad 1 \leq i < k \\ w_k &= p_k - \sum_{i=1}^{k-1} a_{ik} w_i \end{aligned} \right\} K = 2 \dots M \quad (8)$$

### 4.3 选择小波函数

从前面的分析可以看出, 小波神经网络的表达式

(1) 写成向量的形式:

$$\begin{bmatrix} f(z_1) \\ f(z_2) \\ \vdots \\ f(z_k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \phi_0(z_1) & \Lambda & \phi_0(z_1) \\ \phi_0(z_2) & \Lambda & \phi_0(z_2) \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ \phi_0(z_k) & \Lambda & \phi_0(z_k) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \lambda_0 \\ \lambda_1 \\ \vdots \\ \lambda_k \end{bmatrix} \quad (9)$$

从(9)式中可以看出, 一个小波正好对应于式(5)中的一个列向量, 因此用于径向基函数网络的中心向量选择的正交最小二乘算法, 直接用于选择需要的小波。假设可供选择的小波总数为  $N$ , 需要的仅仅是  $L$  个 ( $L \ll N$ )。期望输出的平方就成为:

$$d^T d = \sum_{i=1}^N g_i^2 w_i^T w_i + E^T E \quad (10)$$

假设  $d$  是除去均值的, 所以  $d(t)$  的方差是:

$$N^{-1} d^T d = N^{-1} \sum_{i=1}^M g_i^2 w_i^T w_i + N^{-1} E^T E \quad (11)$$

这里定义误差下降速率[err]:

$$[err]_i = K_i w_i^T w_i / (d^T d) \quad (1 \leq i \leq M) \quad (12)$$

### 4.4 小波神经网络的权值

设网络的理想输出  $y(t)$ , 实际输出为  $y'(t)$ , 求网络的权值  $\lambda$  等价于求下式的最小值:

$$err_{sum} = \sum_{i=1}^N [y'(t) - y(t)]^2 \quad (13)$$

用神经网络求解小波网络的权值等价于求解下面一组线性方程组的解:

$$\begin{cases} y(1) = \lambda_0 + \phi_1 \lambda_1 + \Lambda + \phi_k \lambda_k \\ \vdots \\ y(N) = \lambda_0 + \phi_1 \lambda_1 + \Lambda + \phi_k \lambda_k \end{cases} \quad (14)$$

式中:  $\phi_i = \phi(a^{-1}x - \beta)$ 。  $\phi_i$  是小波神经元函数对输入向量的响应, 用神经网络求解上述线性方程组的权值  $\lambda$ , 相当于求解具有  $L+1$  个输入, 单个输出的网络共有  $N$  组输入, 求出权值, 就得到基函数网络。

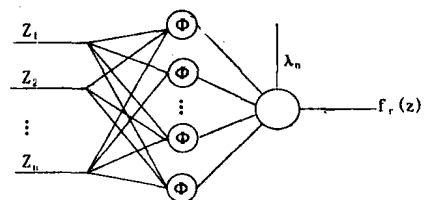


图3 小波网络的结构

### 4.5 小波神经网络燃烧状态预测参数设置

采用小波神经网络, 通过火焰的特征参数来进行

燃烧状态的预测。1 个 3 层的网络即可完成(图 3), 中间只有 1 层隐含层。为了消除火焰脉动的影响, 小波神经网络的输入采用了以下方法: 在每一时刻连续采集 5 帧图像。这样, 网络的输入样本是某一时刻 5 帧火焰图像的特征量: 火焰特征区平均光强和火焰锋面位置 X, 即一个输入样本包含 10 个向量。

网络的输出值是下一时刻的燃烧状态指数。燃烧指数是在已经训练好的神经网络模块上加以定义的。将表征炉膛火焰燃烧状态的特征参数首先通过神经网络进行聚类分析, 代表 3 类不同火焰的竞争响应结果很明显地聚集成 3 个不同区域, 即正常燃烧区、不正常燃烧区和熄火区。对应于燃煤火焰正常状态、燃煤火焰熄火状态获胜的节点明显地聚集成 2 个区域。这样, 对于这 2 个聚类区域, 可以求出各自的聚类中心:  $(i_c, stable, j_c, stable)$  和  $(i_c, distinct, j_c, distinct)$ 。借鉴模糊数学中关于隶属度的概念, 定义燃烧指数为:

$$e = \frac{(i - i_{c,distinct})^2 + (j - j_{c,distinct})^2}{(i - i_{c,stable})^2 + (i - i_{c,stable})^2 + (i - i_{c,distinct})^2 + (j - j_{c,distinct})^2}$$

其中:  $i, j$  为获胜节点在神经网络拓扑映射图上的坐标。

这样, 燃烧指数就是 0.0~ 1.0 之间的一个数值, 表征火焰的燃烧状态。通过训练和测试, 可以把(0.0, 1.0) 标定为 3 个区间: (0, 0.2)、(0.2, 0.6) 和 (0.6, 1.0), 分别对应着熄火、燃烧不正常和燃烧正常这 3 种状态。输出的下一时刻的燃烧状态指数落在这 3 个区间内的哪一个区间, 就表示火焰将处于哪一种燃烧状态。在实际的网络计算中, 是以每 5m in 为一个时刻的。也就是说, 输入的是当前时刻的 10 个特征值, 输出值是 5m in 后的火焰燃烧状态。这样, 就实现了火焰燃烧状态的识别和预测。

### 5 小波神经网络的训练和测试

以某电厂进行的 1 次试验为例, 说明网络的训练和测试过程。试验选取了 1 个负荷连续变化的过程。试验时间总共 700m in。系统记录了试验过程中的数据。

系统每 5m in 提取 1 次数据。1 个样本的输入变量由系统通过程序自动计算出的 10 个特征量构成。输出变量为下一时刻的燃烧状态指数。燃烧状态指数表征实际的燃烧状态, 其值位于 0~ 1 之间。把可以得到的 140 个样本数据分成 2 组, 将从 0: 00 到 20: 00 的 140 个数据用作训练。图 4 和图 5 给出了样本输入向量的集合。图 6 给出了输出向量的连续变化。图 7 为经过 25000 次训练后的输出结果。可以看出, 经过大量训练之后, 小波神经网络输出结果与预期输出结果相当吻

合。这说明, 神经网络已经达到了训练要求。通过构造小波神经网络, 实现了对燃烧过程中火焰状态的预测。

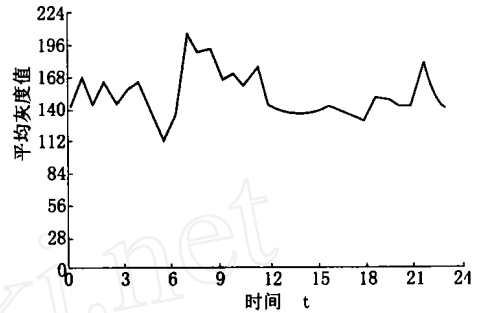


图 4 特征区平均灰度输入向量

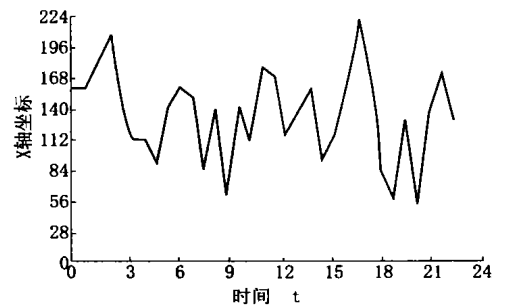


图 5 火焰峰面输入向量

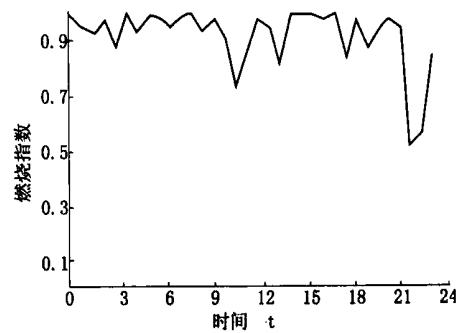


图 6 输出向量

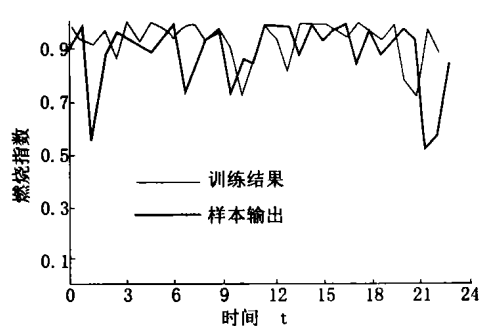


图 7 小波神经网络训练结果

(下转第 383 页)

从表1看到,在相同消失矩的情况下,多小波比单小波效果好,多小波中CL3的效果比较好,而Card3的去噪效果虽然好一些,但其支集太长,在应用中不尽人意。在使用相同小波基情况下,M SSE方法获得比软阈值法更大的信噪比。

## 5 结 语

采用多小波变换分解和重构图像,多小波能同时拥有正交性和对称性,可保证变换后噪声信号能量集中在高频子带上。M SSE图像去噪方法能够在去除噪声的同时保持边缘信息,去噪后的图像轮廓清晰,细节明显,克服了软阈值去噪法的边缘模糊现象。

### 参考文献

- 1 D. Donoho. Denoising by soft thresholding. IEEE Trans on Information Theory, 1995, 41(3): 613~ 627.
- 2 L K Shark, C. Yu. Denoising by optimal fuzzy thresholding in wavelet domain. IEEE Electronical Letters, 2000,

36(6): 581~ 582

- 3 S. Grace Chang, Bin Yu, M. Vattereli. Adaptive wavelet thresholding for image denoising and compression. IEEE Transactions on Image Processing, 2000, 9(9): 1532~ 1546
- 4 李水根, 吴纪桃. 分形与小波. 北京: 科学出版社, 2002. 263~ 267.
- 5 Strela V. . Multivariatelets: Theory and application. Ph. D. Dissertation, MIT, 1996
- 6 Xia X G, Geronimo J S, Hardin D P, Suter B W. Design of prefilters for discrete multivariatelet transforms. IEEE Transactions on Signal Processing, 1996, 44(1): 25~ 35
- 7 Hardin D P, Roach D W. Multivariatelet prefilters. IEEE Orthogonal prefilters preserving approximation order  $p < 3$ . IEEE Trans Circuits Systems II, 1998, 45(8): 1106~ 1112
- 8 Miller J T, Li C C. Adaptive multivariatelet initialization. IEEE Trans Signal Processing, 1998, 46(12): 3282~ 3292

(上接第379页)

## 6 结 论

利用图像处理和小波神经网络技术,对电站锅炉内煤粉火焰的图像特征进行了研究。结合传统燃烧、图像处理和小波神经网络理论,提出和建立了基于小波神经网络的火焰图像燃烧状态识别和诊断方法。该方法能够对电厂现场的燃烧状态进行准确、快速识别、预测和诊断,具有很好的应用前景。

### 参考文献

- 1 S Chen, et al. Orthogonal least squares learning algo-

rithm for radial basis function network. IEEE Trans on Neural Network, 1991, 2(2).

- 2 M. Shimoda, et al. Prediction method of unburnt carbon for coal fired utility boiler using image processing technology of combustion flame [J]. IEEE Transaction on Energy Onversion, 1990, 15(4): 640~ 645
- 3 王飞,等. 运用计算机图像处理和神经网络对炉膛火焰进行诊断. 热力发电, 2003, (2).
- 4 徐晓霞, 陈涛, 王晓生. 基于正交最小二乘算法的小波神经网络. 电子学报, 1998, 26(10).
- 5 周怀春,等. 单色火焰图像处理技术在锅炉燃烧监控中的应用研究[J]. 电力系统自动化, 1996, 20(10): 1822