

一种基于自适应小波变换的火焰检测方法的研究

敖丽敏, 黎建华, 宋 轩, 李 菡
(东北电力大学 信息工程学院, 吉林 132012)

摘 要: 针对目前炉膛火焰检测系统信号特征提取难度大, 信噪比低, 难以准确判断的特点, 通过对炉膛煤粉燃烧试验数据的采集与分析, 提出了一种基于 Wavelet 变换和 BP 神经网络相结合的判断方法。该方法把采集的含噪信号进行多尺度的小波分解、特征提取, 之后对信号进行软阈值去噪处理, 将预处理后的信息作为神经网络的训练输入。通过某电厂炉膛火焰燃烧试验证明: 该时频局部化分析方法改善了信噪比, 能更有效地识别火焰的燃烧状况, 具有广泛的实用价值。

关 键 词: 锅炉炉膛; 火焰检测; 小波分解; 特征提取; 阈值; BP 神经网络

中图分类号: TK223. 7 文献标识码: A

1 引 言

锅炉煤粉燃烧已成为工业生产和人民生活所必须的一种能量和动力来源, 而火焰检测系统是保障锅炉安全运行的关键所在。为避免炉膛爆燃事故的发生, 火检系统必须能对炉膛的燃烧状况进行实时准确的判别。

由于可见光波动强度较小, 频谱范围较窄, 利用单燃烧器检测可见光信号比依靠红外线和紫外线检测可取得更大的视野范围^[1], 获得更多的信息量^[2], 从而有利于提高判断的灵敏度和准确性。煤粉燃烧的一个重要特点是火焰脉动, 基于这个特点, 通过采集单燃烧器的光强信号, 借助小波在非平稳信号处理中的时-频局部化及其特有的优良特性^[3], 进行信号的特征提取和小波降噪, 去除白噪声和有色噪声的干扰。

本文正是从信号处理的角度出发, 阐述了小波时-频分析的优势, 以及小波特有的去噪方法, 用小波变换理论作为分析工具对现场试验数据进行了具体分析, 克服了目前火检系统信号提取难度大、容易

误判等缺点, 结果表明该方法效果良好。

2 多尺度下的炉膛火焰特征信息提取

特征提取是模式识别和分类中的核心问题。对识别或分类而言, 关键在于提取模式中有有效的分类特征, 而实际中这些特征又不易被观察或检测到。特征提取就是通过变换的方法, 使这些重要特征在变换域中显现出来, 从而去掉无用信息。煤粉燃烧会产生火焰脉动, 单燃烧器采集的本地火焰特征信息有别于背景火焰(背景火焰脉动一般不超过 2 Hz)^[4], 因此从火焰燃烧信号中抽取特征信息就成为判别火焰状况的首要条件。目前主要采用 FFT 频谱分析选取特定频率点的幅值来进行判别^[5], 用单独的时域或频域表示信号的特征, 然而对于火焰燃烧这种非平稳非线性的信号, 并不能简单地用某些正弦分量来表示^[6], 更不能局限于某个域。而小波分解是把各种形式的信号均划分到相应的频带内, 能通过时-频域的联合来表示信号的特征^[7~8]。

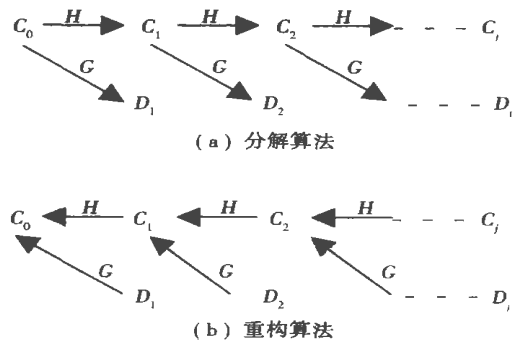


图 1 Mallat 分解与重构快速算法

小波分解的基本思想是把信号投影到一组相互

收稿日期: 2006-07-15; 修订日期: 2006-09-22

作者简介: 敖丽敏(1956-), 女, 满族, 吉林松原人, 东北电力大学教授, 博士。

正交的小波函数集构成的子空间上^[9], 使信号在不同频带上不同尺度下自适应的展开, 将信号的时频局部化体现出来。借助于 Mallat 快速小波变换 (FWT) 对信号多尺度分解, 图 1 为小波金字塔式分解和重构过程。其中 C_j ($j=0, 1, \dots, N$) 表示概貌信息, 属于信号低频成分, 称为尺度系数; D_j 表示细节信息, 属于高频成分, 称为小波系数。信号分解涉及到初始数据输入问题, 这里把采样值作为小波系数的初始值^[10]。

要实现信号的分析, 必须对连续信号进行离散采样, 图 2 是某电厂炉膛煤粉燃烧过程中单燃烧器的一维含噪信号。横轴表示时间, 纵轴表示火焰光强对应的电压值。

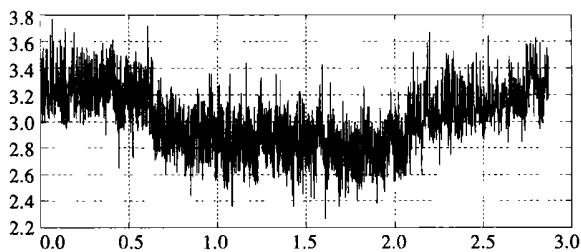


图 2 单燃烧器着火和灭火过程

如果用 $x(n)$ 来表征图 2 的原始信号, 横轴用时间 t 来表示。 $t=0 \sim 0.5$ 时刻是本地燃烧器灭火阶段, $t=0.5 \sim 2.0$ 是本地燃烧器有火阶段, $t=2.0 \sim 2.8$ 是本地燃烧器第二个灭火阶段。由于 Symlets 小波具有有限支撑长度、对称性和正交性等优良特性, 能够保证重构信号的质量。这里采用消失矩为 2 的小波基函数 Sym 2 对图 2 的含噪信号进行 7 个尺度的分解。图 3 为多尺度下的分解系数。

图 3 中的低频成分 A_7 反映了单燃烧器概貌信息, 等同于原始信号 $x(n)$ 的变化过程。 D_j ($j=1, 2, \dots, 7$) 表示的是原始信号的高频成分, 称为小波细节系数。从低频成分 A_7 容易看出, 本地燃烧器灭火后的电压值大于着火阶段, 这主要是因为灭火后, 炉膛内存在大于本地燃烧器亮度的背景火焰, 这种背景火焰主要是低频成分, 本地燃烧器着火后对炉膛火焰形成了遮挡。低频概貌信息 A_7 不是火焰检测所关心的, 它不能反映单燃烧器的燃烧状况, 高频成分 D_j ($j=3, 4, 5, 6, 7$) 才是火检所需要的特征信息。可见高频成分 D_j 这种反映本地火焰的特征信息被淹没在有色噪声 A_7 中, 不利于燃烧状态的诊断。

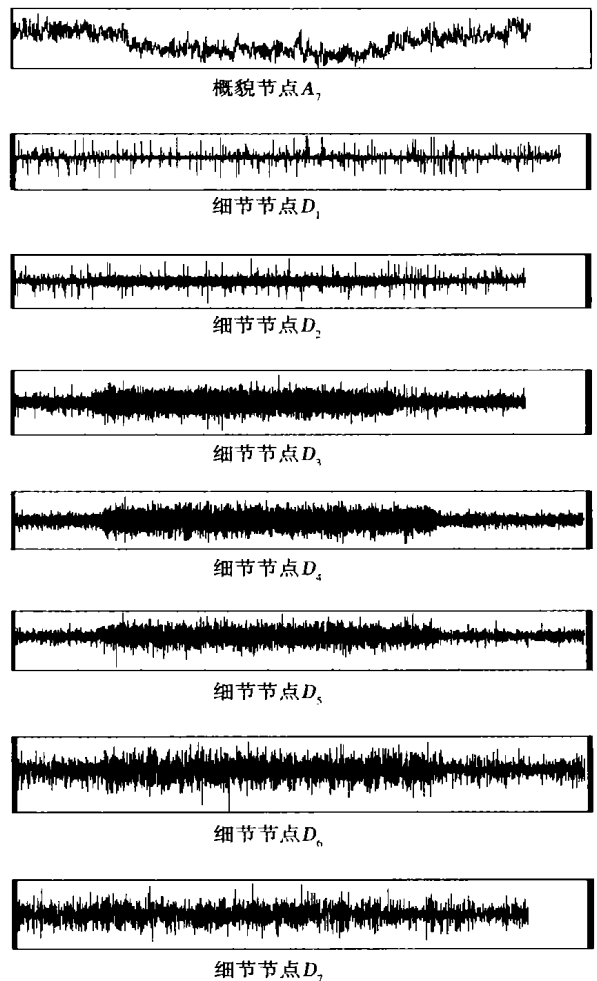


图 3 多尺度下的分解系数

3 自适应阈值下的小波去噪

通过小波多尺度分解对火焰信号进行特征提取, 去除了信号中的有色噪声, 但白噪声仍然存在。传统的去噪方法是通过傅立叶变换把信号变到频域, 然后去掉无用频率成分来达到去噪的目的。但是白噪声存在于整个频带, 传统的方法无法去掉和有效信号重叠的白噪声。小波在去噪方面有其明显优势, 其方法较多, 在众的小波去噪方法中, 运用最为广泛的是 Donoho 提出的 Visualshrink 软阈值理论:

$$Thr = \sigma \sqrt{2 \ln(N)} \quad (1)$$

式中: σ —噪声的标准方差; N —信号的长度。

根据信号的 Lipschitz 指数可知, 信号和噪声在不同尺度的小波变换下呈现截然相反的特性^[9], 有效信号的小波系数的模要比噪声信号的小波系数的模大的多。随着分解尺度的加大, 噪声的小波系数

模值大大减小,而信号的小波系数模值增加,只要选取合理的阈值,把小于阈值的高频系数置零,就可将大部分噪声去除掉。虽然 Donoho 软阈值去噪能取得不错的效果,但是这种阈值是一种全局阈值,如果在每一尺度上采用相同的阈值显然不合适,这样在小尺度下有可能去除有用信号,大尺度下保留部分噪声。因此本文采用一种改进的自适应局部阈值对信号进行去噪,即在不同尺度上采用不同的阈值。

3.1 信号的分解

选择一个小波基函数,并选择合适的分解层数 j ,对含噪信号进行正交小波变换,得到不同尺度下的小波系数。本文采用的含噪信号数据采样率是 1 024 Hz,根据火焰燃烧的频段一般只有几十赫兹,可以确定信号分解层数。

3.2 去噪阈值的选取

采用基于史坦(stein)无偏似然估计原理的自适应阈值对信号进行去噪,因为这种方法去噪不容易丢失信号中的有用成分。

假设 $D_j(k) (k=1, 2, 3 \dots m)$ 是经小波变换后的第 j 层高频系数系列,令 $Y(k)$ 为 $D_j(k)$ 的绝对值的升序排列,再令:

$$Y_1(k) = Y(k)^2 \tag{2}$$

$$Y_2(k) = \sum_{i=1}^k Y_1(i) \tag{3}$$

将式(2)、式(3)带入下式:

$$r(k) = [n - 2k + Y_2(k) + (n - k)Y_1(k)] / n \tag{4}$$

则自适应阈值为:

$$Thr_j = \sigma_j \sqrt{Y_2(k)_{k=\min(r(k))}} \tag{5}$$

其中: $\sigma_j = \text{Median}(D_j) / 0.6745$,由 σ_j 和式(5)可知,它们均与尺度 j 有关,即在每一尺度层上选用和本层系数有关的阈值。

3.3 采用软阈值算法对小波系数量化



(a) 原始信号



(b) 自适应阈值去噪

图 4 软阈值信号消噪

$$D_j(k) = \begin{cases} \text{sign}(D_j(k))(|D_j(k)| - Thr_j) & |D_j(k)| \geq Thr_j \text{ 时} \\ 0 & |D_j(k)| < Thr_j \text{ 时} \end{cases} \tag{6}$$

提取小波系数的 4、5 和 6 共 3 层高频系数,采用式(6)直接进行小波自适应阈值去噪,其效果如图 4 所示。

4 特征向量的构造和 BP 神经网络分类识别

4.1 特征向量的构造

采用自适应阈值对分解的高频系数去噪,提取信号的高频成分 $D_j (j=1, 2, 3 \dots 7)$,其中各小波子空间的频带见表 1。

表 1 小波子空间频带范围

小波子空间	A_7	D_7	D_6	D_5
频率范围 /Hz	0~4	4~8	8~16	16~32
小波子空间	D_4	D_3	D_2	D_1
频率范围 /Hz	32~64	64~128	128~256	256~512

由火焰燃烧的脉动频率范围可知,实际只需提取高频成分 $D_3 \sim D_7$ 5 个子空间的小波系数,这样去除了白噪声的干扰,减轻了决策网络学习的信息量,提高了学习速度。

煤粉燃烧过程确切地说是通过能量表现出来的^[9,12],因此实际中应提取各小波子空间的能量作为火焰燃烧的特征量。对前面提取的高频成分 $D_3 \sim D_7$ 进行能量运算作为神经网络的特征矢量^[11]:

$$E_j = \sum_{i=1}^k D_j(i)^2 \tag{7}$$

其中: k —各层小波系数的总个数; j —尺度空间。将各层的能量 $E_j (j=3, 4, \dots 7)$ 作为矢量的元素构造特征向量:

$$T = [E_3, E_4, E_5, E_6, E_7] \tag{8}$$

4.2 BP 网络训练与测试

人工神经网络(ANN)是模拟人脑生物过程的人工智能技术,基于误差反馈传播(Back Propagation)网络具有结构简单,容错性好等优点,所以在实际中得到了及其广泛的应用。BP 算法的过程是把特征矢量加载到输入层的神经元上,通过连接权向前传播到隐蔽层神经元,再将隐蔽层的输出信号传播到网络输出层。

采用的三层 BP 网络,网络输入层、隐蔽层和输出层的神经元分别为 4、7、1,输入层和隐蔽层神经

元采用 Sigmoid 型传递函数,输出层神经元采用线性型函数;用标准误差,基本梯度下降法训练网络,最大训练次数 2 万次;输入元素个数为 5,由式(8)的矢量 T 构成;有火状态时输出为 1,无火状态时输出为 -1;训练集是从有火和无火状态中分别取 10 组向量 T 作为该网络的输入,对 BP 网络进行训练。

为了验证该网络能对没有参与训练的燃烧状况进行正确的识别,为此另取 15 组特征矢量,表 2 中前 8 组为无火状态,后 7 组为有火状态。根据样本期望输出,前 8 组输出应接近于 -1,后 7 组输出应接近于 1。经过网络匹配计算后,BP 网络实际输出正如前面所期待的结果。另外,由大量数据试验通过统计分析,判别的准确率达到 99% 以上。如果借助于反时限技术,即如果火焰的燃烧状况从一种状态进入另一种状态后维持时间非常短,很快就恢复到先前的状态,则忽略这种状态的跳变,通常这种情况是由于火焰燃烧偶尔出现的扰动或黑龙引起的。借助于反时限技术对火焰状态的识别能达到更高的准确率。

表 2 神经网络对 15 组输入向量模式识别

样本	E_3	E_4	E_5	E_6	E_7	网络输出	
无火状态	1	0.035 824	0.097 218	0.10 907	0.383 37	0.71 576	-0.99 891
	2	0.024 236	0.046 941	0.050 016	0.142 98	0.277 17	-1.000 5
	3	0.038 832	0.078 723	0.156 73	0.221 12	0.741 07	-1.000 2
	4	0.039 961	0.177 25	0.114 46	0.550 15	0.856 58	-0.808 41
	5	0.030 792	0.059 83	0.069 708	0.247 42	0.734 44	-1.000 2
	6	0.038 3	0.080 533	0.091 617	0.139 26	0.279 19	-1.000 2
	7	0.036 771	0.089 166	0.152 66	0.348 2	1.291 1	-0.996 48
	8	0.069 118	0.094 182	0.102 17	0.104 3	0.458 9	-1.000 3
有火状态	9	0.117 28	0.347 75	0.551 51	0.312 81	1.183 8	1.000 1
	10	0.177 17	0.365 38	0.951 82	0.668 95	0.371 04	1.001 3
	11	0.200 77	0.586 27	1.134 1	0.565 03	0.817 29	1.000 9
	12	0.172 51	0.483 12	0.550 81	0.789 52	0.373 21	1.001 1
	13	0.098 295	0.352 52	0.305 19	0.884 46	0.614 22	0.999 83
	14	0.120 37	0.353 4	0.697 59	1.009 8	1.166 8	0.999 46
	15	0.178 79	0.671 38	0.808 51	0.540 37	0.600 22	1.000 8

5 结束语

提出了一种基于自适应小波分析的火焰燃烧信号的提取方法;对信号的去噪,阈值的选取也作了改

进,即保留了有用信号,又在一定程度上去除了噪声;把各小波空间的能量作为神经网络的输入建立子空间能量和燃烧状况之间的映射关系,简化了决策网络训练的复杂度和输入维数,提高了网络学习速度。把该方法应用于单燃烧器火焰检测系统,借助新一代嵌入式微处理器 ARM 快速的数据处理能力和控制能力以及 UCOS-II 操作系统的实时性,通过试验证明,对火焰燃烧这种非平稳非线性的复杂变化过程,采用小波时频局部化的分析方法实现信号的特征提取,减少了计算复杂度,改善了信噪比,在识别火焰燃烧状况方面,更有效地避免了误判的可能性。

参考文献:

- [1] KRANZ C. A new flame detection method for two channels infrared flame detectors[A]. **Institute of Electrical and Electronics Engineers 29th Annual 1995 International Carnahan Conference on 18 ~ 20 Oct**[C]. Sanderstead UK; Digital Object Identifier, 1995. 209-213.
- [2] 赵铁成,乐伟军,张银桥,等.基于 DSP 技术的锅炉数字图像火检系统[J]. **自动化仪表**, 2002, **23**(11): 11-14.
- [3] DAUBECHIES I. The wavelet transform, time-frequency localization and signal analysis[J]. **IEEE Trans Inform Theory**, 1990, **36**(5): 961-1005.
- [4] 华彦平,邹煜,吕震中.现代煤粉电站锅炉火焰检测综述[J]. **热能动力工程**, 2001, **16**(1): 1-5.
- [5] 马骏,余岳峰,范浩杰.基于频谱分析和自组神经网络的火焰燃烧诊断研究[J]. **动力工程**, 2004, **24**(6): 852-856.
- [6] 喻俊馨,王计生,黄惟公,等.小波包分析在刀具声发射信号特征提取中的应用[J]. **数据采集与处理**, 2005, **20**(3): 346-350.
- [7] 西德尼·伯罗斯 C,戈皮那思 拉米什 A,郭海涛.小波与小波变换导论[M].北京:机械工业出版社, 2005.
- [8] 孙延奎.小波分析及其应用[M].北京:机械工业出版社, 2005.
- [9] 徐晨,赵瑞珍,甘小冰.小波分析·应用算法[M].北京:科学出版社, 2004.
- [10] ZHANG XIAO PING, TIAN LI SHENG, PENG YING NING. From the wavelet series to the discrete wavelet transform-the initialization[J]. **IEEE Transactions on Signal Processing** 1996, **44**(1): 129-133.
- [11] HYEON BAE. Flame detection for the steam boiler using neural networks and image information in the ulsan steam power generation plant [J]. **IEEE Transactions on Industrial Electronics**, 2006, **53**(1): 338-348.
- [12] 杨亚菁,钟丽萍.去噪小波包能量法在水声信号识别中的应用[J]. **湛江海洋大学学报**, 2005, **25**(1): 69-72.

(辉 编辑)

the system error should involve the decomposition of sulfate and release of water of crystallization and hydration from mineral constituents. When using this method to check the performance and efficiency of a CFB boiler unit, one shall take into account the effect of these factors. On the basis of TGA-FTIR experiments, presented is a new TGA method for measuring the carbon content of fly ash of a CFB boiler, which can avoid the system error caused by the decomposition of sulfate and the release of water of crystallization and hydration from mineral constituents. In the meantime, the system error resulting from high-temperature cracking of newly produced carbon-containing organic matter can be negligible. The result thus measured further approximates to the actual carbon content of the fly ash of the CFB boiler. **Key words:** system error, loss-on-ignition, circulating fluidized bed, fly ash

基于动态 RBF 神经网络的锅炉短期负荷预测研究 = **An Investigation Concerning the Prediction of Short-term Loads of Boilers based on a Dynamic RBF (Radical Based Function) Neural Network** [刊, 汉] / DAI Wei-bao, ZOU Ping-hua (College of Municipal Environmental Engineering under Harbin Institute of Technology, Harbin, China, Post Code: 150001), FENG Ming-hua, WANG Yu-shan (Heilongjiang Provincial Academy of Electric Power Sciences, Harbin, China, Post Code: 150030) // Journal of Engineering for Thermal Energy & Power. — 2006, 21(6). — 590 ~ 593, 602

The thermal inertia of boilers can lead to the relative lagging of a whole thermal system and affect the peak-shaving and optimization operation of the system. Hence, a prediction of the short-term loads of boilers based on the system parameters has become especially important. On the basis of a RBF neural network, a dynamic one is presented and the definition of two related parameters, i. e. specimen variance and specimen local variance, given to conduct an effectiveness discrimination for a new specimen. The actual operational data of a power plant have been used to verify the soundness of the established model. Meanwhile, an input-layer sensitivity factor is presented to predict the load of a large variance specimen. Boiler future loads were predicted by using the dynamic RBF neural network and in the meantime the predicted results were compared with the experimental ones. The results of the comparison indicate that the above network has a strong adaptability and can accurately predict boiler loads, presaging a bright prospect for engineering applications. **Key words:** dynamic RBF (radial based function), load prediction, specimen variance, specimen local variance, input layer sensitivity factor

一种基于自适应小波变换的火焰检测方法的研究 = **An Investigation of the Flame Detection Method based on Self-adaptive Wavelet Conversion** [刊, 汉] / AO Li-min, LI Jian-hua, SONG Xuan, et al (College of Information Engineering under the Northeast University of Electric Power, Jilin, China, Post Code: 132012) // Journal of Engineering for Thermal Energy & Power. — 2006, 21(6). — 594 ~ 597

In view of the features specific to present-day furnace flame detection systems, such as great difficulty in extracting signal characteristics, low signal-noise ratio and difficulty in making an accurate decision, a judgement method was proposed based on wavelet conversion in combination with a BP neural network. This has been undertaken through an acquisition and analysis of experimental data of pulverized coal combustion in a furnace. Under the above method the collected noise-containing signals will undergo a multi-dimensional wavelet decomposition and characteristics extraction. Thereafter, the signals are subject to a soft threshold value de-noising treatment with the pretreated information serving as a training input to the neural network. A furnace-flame combustion experiment at a power plant has proved that the time-frequency localized analytic method can improve the signal-noise ratio and more effectively identify the combustion state of a flame and is assessed as possessing a wide-ranging practical value. **Key words:** flame detection, wavelet resolution, extraction of characteristics, threshold value, BP neural network

油雾碰撞高温壁面的油滴分裂及与热壁间换热研究 = **A Study of Oil Droplet Fracture during the Impingement of Oil Mist on a High-temperature Wall Surface and the Heat Exchange of the Oil Droplets with the High-temperature Wall** [刊, 汉] / ZHAO Zhi-guo, XIE Mao-zhao, WANG Cui-hua (College of Energy and Power Engineering under the Dalian University of Sciences and Technology, Dalian, China, Post Code: 116024) // Journal of Engineering