

基于小波神经网络的氧气顶回转炉口火焰 温度多光谱测量

王勇青 陈延如 邵艳明 陈晶晶 陈斐楠

(南京理工大学, 江苏 南京 210094)

摘要 氧气顶回转炉(BOF)口火焰温度的分布是对炉内钢水温度和成分含量判定的一项重要依据。通过对炉口 350~1100 nm 光谱数据的分析,炉口火焰光谱为“带状”辐射重叠在连续的或“黑体”辐射上,在可见光波段有明显的辐射能力。以在南京钢铁公司炼钢炉前在线采集的 400 炉光谱数据为研究对象,应用小波分析和神经网络的两大类模型交叉结合的方式对炉口火焰温度进行建模预测,并对预测结果做出分析。结果表明,紧致型小波神经网络在预测中取得更佳的效果,基于多光谱测温理论的小波神经网络预测的结果与副枪测量的温度误差能够在理想的范围内。

关键词 测量;多光谱;氧气顶回转炉;小波神经网络;火焰温度

中图分类号 O433.5⁺2;TP731

文献标识码 A

doi: 10.3788/CJL201239.s108007

Multi-Spectral Measurement of Basic Oxygen Furnace Flame Temperature Using Wavelet-Networks

Wang Yongqing Chen Yanru Shao Yanming Chen Jingjing Chen Feinan

(Nanjing University of Science and Technology, Nanjing, Jiangsu 210094, China)

Abstract Distribution of basic oxygen furnace (BOF) flame is an important basis for determining the content of molten steel temperature and composition. Analyzing 350~1100 nm spectral data from the furnace mouth, furnace flame atomic emission spectra overlap in a continuous or "black body" radiation, which are in a clear visible radiation. Data collected from nanjing iron and steel company's steel-making furnace as sample data are used to implement the algorithms. The sample contains 400 data pairs. A model is applied based on the theory of wavelet analysis and neural networks to predict the temperature of the furnace flame and the results are analyzed in detail. It is shown that the method of neural networks with compact structure can give better hit rates of prediction; the temperature predicted by the model is inoculated to the temperature obtained by converter sub-lance comparatively.

Key words measurement; multi-spectrum; basic oxygen furnace; wavelet-networks; flame temperature

OCIS codes 300.0300; 120.0120; 230.0230

1 引 言

氧气顶回转炉(BOF)炼钢的终点控制主要是指钢水的温度和成分的控制(主要指碳含量的控制)。在热力学平衡条件下,炉口火焰燃烧的温度直接反映了炉渣温度,钢水温度。炉口火焰温度与氧气顶回转炉运行参数有很大关系,火焰温度很好地反映

了氧气的调节过程、钢水内碳氧反应剧烈程度(脱碳速率)、炉口 CO、CO₂ 及碳氢化合物的浓度等。常用燃烧火焰温度测量方法包括接触式温度测量和非接触式温度测量。接触式温度测量方法仅仅在实验室或者火焰温度不太高的区域使用,其缺点是响应速度较慢、误差较大,难以实现温度场测量;作为非

收稿日期: 2011-07-16; 收到修改稿日期: 2011-10-21

基金项目: 国家 863 计划(2007AA04Z181)资助课题。

作者简介: 王勇青(1985—),男,博士研究生,主要从事光谱分析,图像处理等方面的研究。E-mail: cxywyq@sina.cn

导师简介: 陈延如(1954—),男,教授,博士生导师,主要从事目标光学散射特性,光电信息动态探测处理等方面的研究。

E-mail: yrchen2002@yahoo.com.cn

接触光学测量法中^[1],传统的全辐射高温计、光学高温计、光电高温计、红外高温计和扫描温度计,以及现代的激光诱导荧光技术、反斯托克斯光谱技术、拉曼光谱测温技术和彩色图像测温技术等,这些技术在实验室和工业生产实际的火焰温度测量中得到应用,但是不能够满足在线连续测量。随着 CCD 光电检测器件生产技术的进步,现在的便携式光谱仪已经达到很高的光谱分辨率和光谱测量范围,这为多光谱火焰温度测量技术的发展提供了有力的技术支持。多光谱测温法^[2]是在一个仪器中制成多个光谱通道,利用多个光谱的物体辐射能量信息,经过数据处理得到物体的真实温度和光谱的发射率。该方法测量准确度高,响应快,受中间介质影响小,非常适合火焰温度和高温表面温度的测量。

本文基于多光谱辐射测温理论,采用实验室自主研发的转炉炼钢辐射监测系统,对转炉口火焰辐射信息进行实时采集,并利用小波降噪算法进行预处理,结合小波神经网络的数据处理方法构建网络模型从而取消发射率与波长假设模型,对钢水温度实现在线实时监控与预测。

2 实验系统和数据采集

由于一般工业发光火焰(如煤、油燃烧火焰、炼钢炉口火焰)本身含有大量悬浮颗粒物,它们的辐射特性接近灰体特性,在可见光波段具有明显的辐射能力,可直接采用更廉价、更易获得的可见光波段的工业成像设备进行温度检测,无需价格相对昂贵的红外热像仪。转炉炼钢辐射监测系统中的光谱仪是海洋光学的 USB4000^[3],使用 Labview 软件来设计数据采集软件系统。光谱仪的技术规范如下:物理特性尺寸为 89.1 mm×63.3 mm×34.4 mm,重量为 190 g,探测器为东芝 TCD1304AP,线阵 CCD 探测范围为 200~1100 nm,像素为 3648 pixel,像素尺寸为 8 μm×200 μm,像素阱深为 100000,电子信噪比为 300:1(全信号),模数(A/D)16 位暗噪声为 12 RMS counts,校正线性度大于 99.8%,灵敏度为 400 nm:130 photon/count;600 nm:60 photon/count。在对南钢氧气顶吹转炉 400 炉次的光谱信息采集中,发现炉口火焰光谱主要由背景辐射光谱和原子发射特征谱线组成。火焰光谱如图 1 所示。

3 测量原理

3.1 多光谱测温理论

1900 年普朗克利用量子统计理论推导出黑体

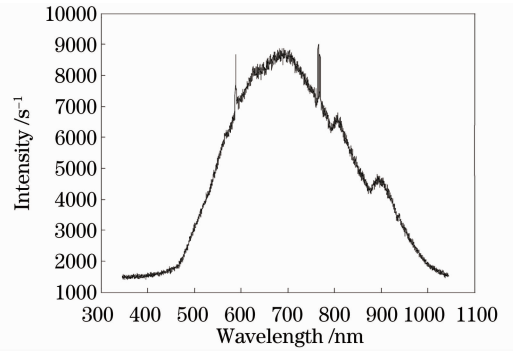


图 1 炉口火焰光谱分布

Fig. 1 Spectrum of basic oxygen furnace

在波长间隔($\lambda, \lambda + d\lambda$)内的辐射出射度的具体函数形式为^[4]

$$dM_{\lambda}^0 = \frac{c_1}{\lambda^5 \{ \exp[c_2/(\lambda T)] - 1 \}} d\lambda, \quad (1)$$

式中 c_1 是第一辐射常数 $3.7418 \times 10^{-16} \text{ W} \cdot \text{m}^2$; c_2 是第二辐射常数 $1.4388 \times 10^{-2} \text{ m} \cdot \text{K}$; T 为黑体的热力学温度。在低温与高频(短波)的情况下,即 $c_2/(\lambda T) \gg 1$ 时,普朗克公式可用简单的维恩近似公式代替,其函数形式为

$$M_{\lambda T}^0 = \frac{c_1}{\lambda^5 \exp[c_2/(\lambda T)]}. \quad (2)$$

如果光电检测器件有 n 个通道,则第 i 个通道的输出信号 U_i 可表示为

$$U_i = A_{\lambda_i} \epsilon(\lambda_i, T) \frac{1}{\lambda_i^5 \{ \exp[c_2/(\lambda_i T)] - 1 \}} \approx A_{\lambda_i} \epsilon(\lambda_i, T) \lambda_i^{-5} \exp\left(-\frac{c_2}{\lambda_i T}\right), \quad (i = 1, 2, \dots, n) \quad (3)$$

式中 A_{λ_i} 是与波长有关而与温度无关的检定常数,它与该波长下的探测器的光谱响应率、光学元件透射率、几何尺寸以及第一辐射常数有关; $\epsilon(\lambda_i, T)$ 是温度 T 时的目标的光谱发射率。

在实验中若多光谱探测器第 i 个通道的输出信号为 U_i [如(3)式所示],在定点黑体炉参考温度 T_0 下,第 i 个通道的输出信号 U_i^0 为[黑体 $\epsilon(\lambda_i, T) = 1$]

$$U_i^0 = A_{\lambda_i} \lambda_i^{-5} \exp\left(-\frac{c_2}{\lambda_i T_0}\right), \quad (4)$$

由(3)式和(4)式得到

$$\ln\left(\frac{U_i}{U_i^0}\right) - \frac{c_2}{\lambda_i T_0} = -\frac{c_2}{\lambda_i T} + \ln \epsilon(\lambda_i, T). \quad (5)$$

国际上对于发射率有一些著名的假设方程为

$$\ln \epsilon(\lambda, T) = a + b\lambda, \quad (6)$$

$$\ln \epsilon(\lambda, T) = \sum_{i=0}^m a_i \lambda^i, \quad (m \leq n-2) \quad (7)$$

$$\epsilon(\lambda, T) = a_0 + a_1\lambda, \quad (8)$$

$$\epsilon(\lambda, T) = \exp[-(a_0 + a_1\lambda)^2]. \quad (9)$$

在(5)式中可以看到如果代入一项发射率的假设方程,温度方程将是关于各个通道的波长,波长对应的是强度的显示方程,如若发射率函数未知,那么对于温度而言将是一个隐函数方程。也曾对炼钢炉口火焰发射率做(7)式的假设进行一些分析,本论文将提出取消发射率假设方程,采用小波神经网络非线性网络模型对温度进行预测。

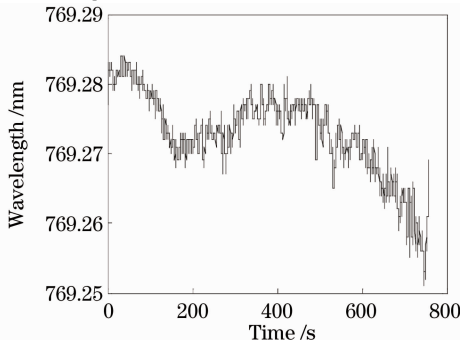
3.2 极限有效波长

任何可检测到的辐射都是由一定宽度的光谱带所组成,即使最好的单色仪,也不可能得到完全单色的热辐射。此外,接收辐射的探测器也要求获得一定光谱区域的辐射能量,否则由于所接收的能量很小而无法做出相应的测量。如在某一可以确定的波长下,对应于温度 T 与 T_0 的黑体单色辐射亮度之比等于在相同温度下仪器探测元件所接收到的黑体辐射亮度之比,则此波长称为该测温仪器在温度间隔 $[T_0, T]$ 内的有效波长^[5],数学表示为

$$\left. \frac{L_\lambda^0(T)}{L_\lambda^0(T_0)} \right|_{\lambda=\lambda_e} = \frac{\int_{\lambda_1}^{\lambda_2} L_\lambda^0(T) \tau_\lambda \mu_\lambda d\lambda}{\int_{\lambda_1}^{\lambda_2} L_\lambda^0(T_0) \tau_\lambda \mu_\lambda d\lambda}, \quad (10)$$

式中 λ_e 为有效波长, τ_λ 是辐射光学系统各透过元件的光学透射率的乘积。将维恩公式代入(10)式,可以给出有效波长的计算公式,即

$$\lambda_e = \frac{c_2 \left(\frac{1}{T_0} - \frac{1}{T} \right)}{\ln \frac{\int_{\lambda_1}^{\lambda_2} L_\lambda^0(T) \tau_\lambda \mu_\lambda d\lambda}{\int_{\lambda_1}^{\lambda_2} L_\lambda^0(T_0) \tau_\lambda \mu_\lambda d\lambda}}. \quad (11)$$



在 T_0 为一定的条件下,有效波长将随着温度 T 的增大而减小,不过减小的幅度会越来越小。在 2000° 以上,有效波长对温度的线性度会越来越好。当温度 T 无限趋近 T_0 ,即温度区间 $[T_0, T]$ 为无限小时,则此温度区间的有效波长就变为一个温度点上的有效波长,该有效波长在温度 T 下的极限有效波长 λ_T 可表示为

$$\lambda_T = \frac{\int_{\lambda_1}^{\lambda_2} L_\lambda^0(T) \tau_\lambda \mu_\lambda d\lambda}{\int_{\lambda_1}^{\lambda_2} L_\lambda^0(T) \frac{1}{\lambda} \tau_\lambda \mu_\lambda d\lambda} = \frac{\int_{\lambda_1}^{\lambda_2} U_\lambda(T) d\lambda}{\int_{\lambda_1}^{\lambda_2} U_\lambda(T) \frac{1}{\lambda} d\lambda} = \frac{\int_{n_1}^{n_2} U_n(T) dn}{\int_{n_1}^{n_2} U_n(T) \frac{1}{\lambda_n} dn}. \quad (12)$$

在转炉炼钢辐射监测系统数据采集系统中,波长区间 $[\lambda_1, \lambda_2]$ 直接表征为 USB4000 的 CCD 耦合器件的像元区间 $[n_i, n_j]$ ($1 \leq n_i \leq n_j \leq 3648$)。

4 火焰温度预测模型的建立与分析

小波神经网络主要有两种,一种是松散型,即小波分析仅仅作为神经网络的预处理手段。具体地说,就是用小波分析对信号预处理,以小波空间作为模式识别的特征空间,通过小波分析来实现信号的特征提取,然后将提取的特征向量送入神经网络处理。另一种是紧致型小波神经网络^[6]。即用非线性小波基取代通常的神经元非线性激励函数(如 Sigmoid 函数),相应的输入层到隐层的权值和阈值分别由小波的尺度和平移参数代替,从而把小波变换与神经网络有机地结合起来。

1) 输入变量预处理:从(5)式可以看出火焰温

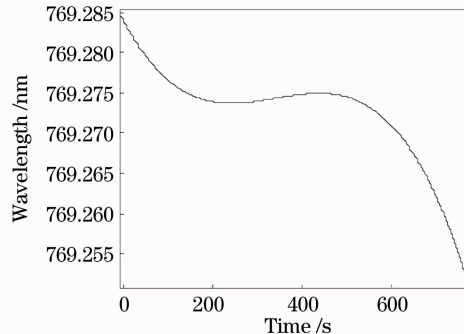
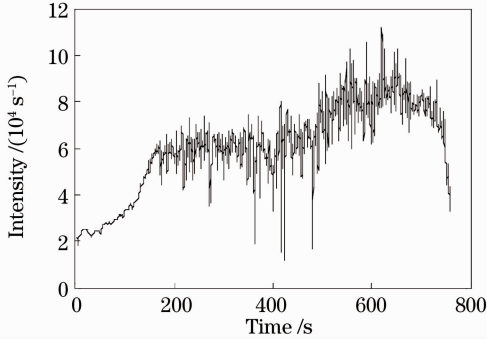


图2 第4个通道的有效波长及滤波后的信号

Fig. 2 Effective wavelength and filtered signal on channel 4

度主要与波长和波长对应的信号强度有关,由于建立的网络模型对于信号最终都要进行归一化处理,实验中以一炉炼钢炉口火焰光谱为研究对象,选取像元区间(数据通道)[1152,1161],[1999,2008],[2054,2063],[2072,2081]处的有效波长以及对应的总的强度信号时间序列作为输入层变量时间序列。参数向量为 $\mathbf{X} = [\lambda_{e1}, U_1, \lambda_{e2}, U_2, \lambda_{e3}, U_3, \lambda_{e4},$



$U_4]^T$,在线采集的强度信号由于受到各种干扰,难免存在明显的失误数据,实验中采用基于斯坦的无偏似然估计自适应的选择阈值,并用软阈值处理方法对原始数据进行小波消噪处理^[7]。图 2,3 是区间 [2072,2081]处的有效波长及强度原始信号与滤波后的信号。

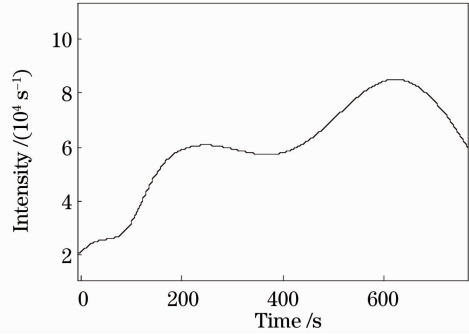


图 3 第 4 个通道的辐射强度信号及滤波后的信号

Fig. 3 Radiational intensity and filtered signal on channel 4

2) 根据 Kolmogorov 定理,若输入个数为 n ,则最佳的隐层结点数为 $2n + 1$,文中所讨论的输入变量为 8 个,所以隐层个数选择为 17 个,网络的拓扑结构为 8-17-1。

3) 若初始权值选取得不好,会导致神经网络陷入局部最小点的困境。初始权值阈值的取值范围,有两个经验公式取值区间 $(-\frac{2.4}{M}, \frac{2.4}{M})$,或者是 $(-\frac{3}{\sqrt{M}}, \frac{3}{\sqrt{M}})$,其中 M 为输入层的神经元个数。本文利用前一个经验公式,应为 $M = 8$,所以权值范围定在 $(-0.3, 0.3)$ 。

4) 在训练过程中的小波激励函数采用 Morlet 小波函数 $\phi(z) = \cos(1.75z) \exp(-\frac{z^2}{2})$,训练过程中的目标函数值参照全辐射计算公式即温度值的四次方与总的辐射能成正比关系^[8],同时考虑到火焰的类灰体特性,并进行归一化处理从而目标函数值(教师信号)定义为

$$Y_j = \frac{\sqrt[4]{\sum_{n=1}^{3648} U_{jn}}}{\max_{j=1}^N \left(\sqrt[4]{\sum_{n=1}^{3648} U_{jn}} \right)}, \quad (13)$$

式中 N 为某一炉采样数据的总帧数值, j 为某一帧序列, n 为 CCD 像元序列。

5) 数据训练中考虑到 BP 算法进行网络权值学习比较耗时,训练的收敛速度在很大程度上取决于

网络结构和控制参数的选择,这里选择了变速率的 BP 学习算法,给神经网络添加附加动量项,解决了 BP 算法沿目标负梯度寻优时陷入局部最小点的问题。模型训练结束后对状态值进行温度标定,由于状态值是参照全辐射温度予以设定,所以认定此时状态值与温度值存在线性一一对应,在可调温度黑体炉上进行了一系列温度状态值标定。图 4 为应用模型对炼钢某一炉温度在线实时监控预测所得到的温度图。

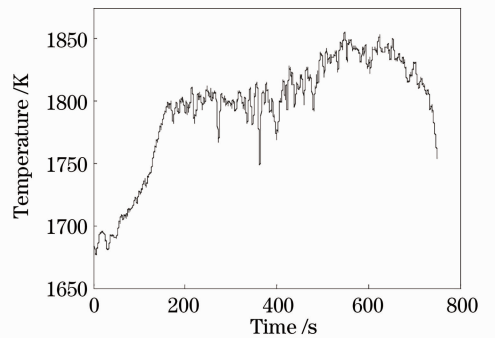


图 4 在线实时监控预测温度图

Fig. 4 Online monitoring temperature forecast map

在同炉次下面采用副枪设备在炼钢过程中随机测量不同时刻的几次温度值与预测模型所得到的温度值予以比较,比较图如图 5 所示。从图中可以看出两种方式下对温度的测量非常接近。动态神经网络预测模型完全可以实现对转炉炼钢炉口火焰温度的预测。

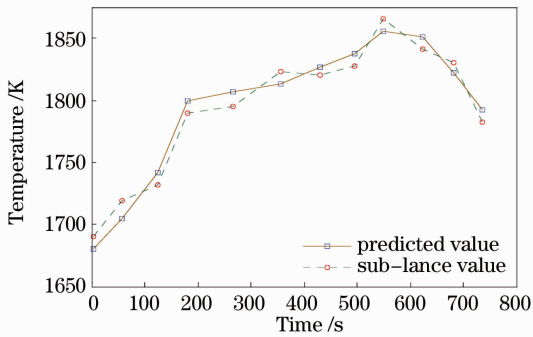


图5 预测温度与副枪热电偶温度的比较

Fig. 5 Comparison chart between predicted value and sub-lance value

5 结 论

本文将小波神经网络与多光谱结合起来构建预测模型应用于氧气顶回转炉温度的预测,实验结果表明,预测的温度与副枪所测的温度基本一致。在分析了多光谱理论上提出将多通道内的有效波长及对应的强度信号联合作为模型输入参量,同时要分析钢厂的炼钢炉火焰光谱信号特征,通道要避免选取在某些元素的原子发射谱线处。在模型训练及实际测量过程中,由于烟尘、炉渣喷溅导致的接收辐射信号干扰要通过消噪程序予以控制处理。预测模型在一定程度上满足钢厂炼钢环境下的温度监测。

参 考 文 献

- 1 Cheng Zhihai, Cai Xiaoshu. Measurement of pulverized coal flame's temperature by spectrum analysis of characteristic atomic emissions[J]. *Journal of Power Engineering*, 2007, **27**(6): 918~922
程智海, 蔡小舒. 应用原子特征发射谱线法测量煤粉火焰温度[J]. *动力工程*, 2007, **27**(6): 918~922
- 2 Sun Kun, Sun Xiaogang, Dai Jingmin. Development of multi-spectral thermometer for explosion flame true temperature measurement[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2011, **31**(3): 849~922
孙 崑, 孙晓刚, 戴景民. 测量爆炸火焰真温的多光谱温度计的研制[J]. *光谱学与光谱分析*, 2011, **31**(3): 849~852
- 3 Ocean Optics. USB4000 Datasheet [OL]. [Http://oceanoptics.com/products/usb4000.asp](http://oceanoptics.com/products/usb4000.asp)
- 4 Dai Jingmin. Study of the Technique of Multi-Spectral Radiation Thermometry[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 1995
戴景民. 多光谱辐射测温技术研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 1995
- 5 Yang Yongjun, Cai Jing. Temperature Measurement Under Special Conditions [M]. Beijing: China Metrology Publishing House, 2009
杨永军, 蔡 静. 特殊条件下的温度测量[M]. 北京: 中国计量出版社, 2009
- 6 Yang Keping. Predictive Models of BF Hot metal Silicon Content Using Wavelet-Networks [D]. Zhejiang: Zhejiang University, 2006
杨可苹. 基于小波神经网络的高炉炉温预报模型研究[D]. 浙江: 浙江大学, 2006
- 7 Liu Wenyi, Tang Baoping, Jiang Yonghua. Research on an adaptive wavelet denoising method[J]. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2011, **31**(1): 74~77
刘文艺, 汤宝平, 蒋永华. 一种自适应小波消噪方法[J]. *振动, 测试与诊断*, 2011, **31**(1): 74~77
- 8 Wu Zhansong. Image Processing of the Light Flame Used in Combustion Diagnostics[D]. Beijing: Tsinghua University, 1988
吴占松. 发光火焰的图像处理及其在燃烧检测中的应用[D]. 北京: 清华大学, 1988

栏目编辑:何卓铭