

混煤煤灰软化温度的实验研究与预测

伍昌鸿, 马晓茜

(华南理工大学 电力学院, 广东 广州 510640)

摘 要: 从某电厂 700 MW 机组锅炉取混煤灰样, 在智能灰熔点测定仪上采用角锥法对其进行软化温度测定。实验结果表明, 混煤煤灰软化温度与掺混比呈非线性规律。采用径向基神经网络(RBFNN)在 MATLAB 环境下建立了混煤软化温度的智能预测模型。为检验模型的预测效果, 以实验的 8 个混煤煤灰作为受验样本, 应用该网络模型对其软化温度进行预测。预测表明: RBFNN 模型的预测结果与实验结果吻合良好, 二者的最大相对误差为 3.79%, 平均相对误差为 1.56%, 预测效果远远优于线性预测模型。

关 键 词: 混煤; 软化温度; 预测; 径向基神经网络; 非线性
中图分类号: TQ534.3 文献标识码: A

1 引 言

由于燃煤供应紧张, 电厂很难保证只燃用设计煤种, 也很难保证只燃用单一煤种, 通常需燃用 2 种或 2 种以上组成的混煤或进行多煤种掺烧。混煤虽然具有掺混单煤的某些特征, 但其综合性能已改变, 实际上是人为加工而成的一个新的“煤种”。因此, 对混煤煤质特性进行研究很有必要。

煤灰软化温度是衡量动力用煤的一个重要煤质特性指标, 对锅炉结渣特性有直接影响。对煤灰软化温度已有较多的研究, 但目前多以单一煤种为研究对象。譬如, 文献[1~2]探讨了煤灰成份和煤灰软化温度的关系; 文献[3~4]提出了一些提高煤灰软化温度的方法。对混煤煤灰软化温度的研究也有一些报道, 研究的关键问题是混煤煤灰软化温度与单煤煤灰软化温度及掺混比之间的关系, 但目前研究得到的结论有所不同。譬如, 文献[5]通过实验方法, 发现混煤软化温度与掺混单煤的软化温度及掺混比不呈线性关系; 而文献[6]则认为可视为线性关系, 并通过数学方法推倒出了一个线性结构关系式。因此, 采用以下实验方法, 对混煤煤灰进行软化温度

测定, 以探究混煤软化温度与掺混比之间的关系; 进而从已知实验数据寻找一般规律, 利用径向基神经网络建立混煤煤灰软化温度的预测模型。

2 混煤煤灰软化温度测定实验

2.1 实验装置

主要实验装置包括: 灰化炉(马弗炉); 灰锥模与灰锥拖板; 烘箱; ZRC2000 智能灰熔点测定仪(河南省鹤壁市智胜科技有限公司生产)。

表 1 煤灰化学成份 (%)

| 灰样 | SiO ₂ | Al ₂ O ₃ | Fe ₂ O ₃ | CaO | MgO | TiO ₂ | K ₂ O+Na ₂ O |
|----|------------------|--------------------------------|--------------------------------|-------|------|------------------|------------------------------------|
| A | 35.43 | 11.72 | 9.59 | 28.93 | 2.14 | 0.57 | 1.93 |
| B | 55.38 | 26.68 | 9.6 | 1.56 | 1.28 | 0.95 | 1.83 |
| C | 44.52 | 16.25 | 19.48 | 8.96 | 1.36 | 1.03 | 0.97 |

2.2 实验方法

试样为 8 种混煤煤灰, 取自某电厂 700 MW 机组锅炉。此 8 种混煤煤灰是该电厂采用神华煤、贵州原煤和天津港煤按不同掺混比配制成的 8 种混煤燃烧得到的煤灰(标记为 1 号~8 号)。神华煤、贵州原煤和天津港煤 3 种单一煤种的煤灰(标记为 A、B、C)的化学成份如表 1 所示, 由厂家直接提供。

按 GB/T219-1996 中规定的角锥法将混煤煤灰制成灰样进行软化温度测定。其方法要点是: 将煤灰制成一定尺寸的锥体试样, 在弱还原性气氛下, 以一定升温速度加热, 并观察试样在受热过程中的形态变化, 当锥顶弯至锥底或萎缩成球形时, 认为此时对应的温度为煤灰的软化温度。图 1 为实验过程中 ZRC2000 智能灰熔点测定仪的 CCD 摄像头所拍摄的相片, 此时对应的温度可认为是最左边煤灰灰样的软化温度(图中共 4 个灰样)。

收稿日期: 2005-06-01; 修订日期: 2005-11-22

作者简介: 伍昌鸿(1980-)男, 湖南邵阳人, 华南理工大学硕士研究生。

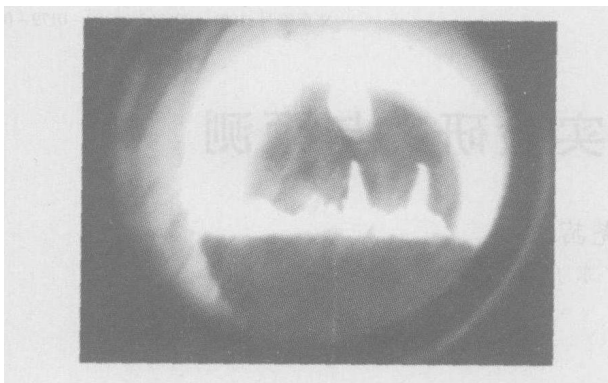


图1 CCD摄像头拍摄的灰样相片

2.3 实验结果及分析

单煤灰样及8个混煤灰样软化温度的实验结果见表2。可看出,在软化温度低的灰样中掺入软化温度高的灰样,可使混合灰样的软化温度升高,并随掺混比的变化而变化,但软化温度与掺混比呈非线性规律。

表2 灰样软化温度的实验结果 (°C)

| 灰样 | 软化温度 | 掺混比 |
|----|-------|--------------------|
| A | 1 160 | — |
| B | 1 460 | — |
| C | 1 220 | — |
| 1号 | 1 260 | 30%A ~ 70%B |
| 2号 | 1 220 | 40%A ~ 60%B |
| 3号 | 1 400 | 30%C ~ 70%B |
| 4号 | 1 380 | 40%C ~ 60%B |
| 5号 | 1 325 | 20%A ~ 20%C ~ 60%B |
| 6号 | 1 365 | 10%A ~ 30%C ~ 60%B |
| 7号 | 1 250 | 30%A ~ 20%C ~ 50%B |
| 8号 | 1 270 | 20%A ~ 30%C ~ 50%B |

3 混煤煤灰软化温度的智能预测

电厂燃用混煤越来越多,而对所有混煤煤灰软化温度进行实验测定显然不可能。因此,通过对一些混煤煤灰软化温度进行实验测定,找出一般规律,建立混煤煤灰软化温度的计算或预测模型将具有重要的工程实用价值。

混煤煤灰软化温度与掺混比的非线性关系决定了目前采用的取单煤煤灰软化温度的加权平均值或采用线性回归公式计算混煤煤灰软化温度精度不高。因此,对混煤煤灰软化温度的预测,需要建立新的预

测模型。目前对煤灰软化温度的非线性预测模型,通常是利用人工神经网络映射出煤灰成份与软化温度之间的关系,从而建立煤灰软化温度的预测模型。譬如,文献[7~8]分别采用BP神经网络和广义回归神经网络建立了煤灰软化温度预测模型,取得了较好的预测效果。而本文采用径向基神经网络(RBFNN)建立混煤煤灰软化温度的预测模型。

3.1 RBFNN^[9]

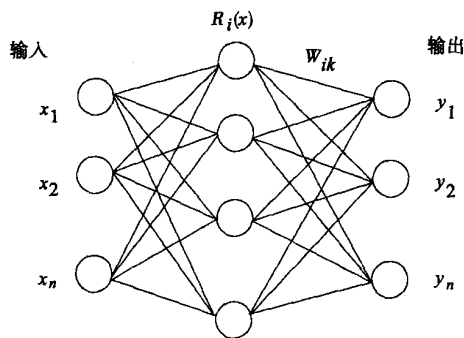


图2 径向基神经网络(RBFNN)

BP网络用于函数逼近时,权值调节采用负梯度下降法,这种调节权值的方法存在收敛慢和局部极小等缺点。而RBFNN是一种在逼近能力、分类能力和学习速度方面均优于BP网络的神经网络。本文选用其建立混煤煤灰软化温度的预测模型。

RBFNN由3层组成,其结构如图2所示。输入层节点只传递输入信号到隐层,隐层节点由像高斯核那样的辐射状作用函数构成,通常采用高斯函数:

$$R_i(x) = \exp\left(-\frac{\|x - c_i\|^2}{2\sigma_i^2}\right) \quad i = 1, 2, 3, \dots, m \tag{1}$$

其中: x — n 维输入量; c_i —第*i*个基函数的中心; $\|\dots\|$ —欧氏范数; σ_i —第*i*个隐层节点的变量,它决定了基函数围绕中心点的宽度,为可自由选择参数; m —隐节点个数。

输入层实现从 $x \rightarrow R_i(x)$ 的非线性映射;而输出层节点通常是简单的线性函数,输出层实现从 $R_i(x) \rightarrow y_k$ 的线性映射,即:

$$y_i = \sum_{k=1}^m w_{ik} R_k(x) \quad k = 1, 2, 3, \dots, n \tag{2}$$

其中: n —输出层节点数。

网络的隐节点数、基函数中心及输出层权值需通过对样本的学习来确定。目前,设计RBF网络最常用的算法是正交最小二乘法(OLS),其详细数学

描述可参考文献[10]。本文即采用 OLS 算法来设计和训练网络模型。

3.2 混煤煤灰软化温度的 RBF 网络预测模型

本模型中, 网络的输入层为混煤煤灰成份, 即混煤煤灰中的各氧化物含量。因此输入层有 7 个神经元节点, 分别表示混煤煤灰中 SiO_2 、 Al_2O_3 、 Fe_2O_3 、 CaO 、 MgO 、 TiO_2 和 $\text{K}_2\text{O}+\text{Na}_2\text{O}$ 的含量。这些氧化物的含量可通过实验测定, 但考虑到模型以后的推广和实际工程应用, 建模中直接取为相应单煤及掺混比的加权平均值。网络的输出层为混煤煤灰软化温度。模型选用 52 个已知实验数据作为网络的训练样本, 训练样本数据取自文献[11], 作为网络的输入时, 数据采用一步归一化方法进行预处理。

3.3 模型验证

3.3.1 模型预测效果验证

为检验模型的预测效果, 以本文实验的 8 个混煤灰样作为网络的受验样本, 应用该网络模型对其软化温度进行预测, 预测结果见表 3, 预测结果与实验结果相比较的预测效果见图 3。通过误差统计分析, 8 个受验样本的软化温度预测值和实测值的最大相对误差为 3.79%, 平均相对误差为 1.56%。可见, 模型具有很好的准确性和较高的精度。

表 3 混煤煤灰软化温度的 RBFNN 模型预测结果

| 灰样 | SiO_2 | Al_2O_3 | Fe_2O_3 | CaO | MgO | TiO_2 | $\text{K}_2\text{O}+\text{Na}_2\text{O}$ | 预测结果 |
|----|----------------|-------------------------|-------------------------|--------------|--------------|----------------|--|--------|
| 1号 | 49.395 | 22.192 | 9.597 | 9.771 | 1.538 | 0.836 | 1.86 | 1289.2 |
| 2号 | 47.4 | 20.696 | 9.596 | 12.508 | 1.624 | 0.798 | 1.87 | 1226.6 |
| 3号 | 52.122 | 23.551 | 12.564 | 3.78 | 1.304 | 0.974 | 1.572 | 1453.1 |
| 4号 | 51.036 | 22.508 | 13.552 | 4.52 | 1.312 | 0.982 | 1.486 | 1419.7 |
| 5号 | 49.218 | 21.602 | 11.574 | 8.514 | 1.468 | 0.89 | 1.678 | 1317.9 |
| 6号 | 50.127 | 22.055 | 12.563 | 6.517 | 1.39 | 0.936 | 1.582 | 1374.7 |
| 7号 | 47.223 | 20.106 | 11.573 | 11.251 | 1.554 | 0.852 | 1.688 | 1246.6 |
| 8号 | 48.132 | 20.559 | 12.562 | 9.254 | 1.476 | 0.898 | 1.592 | 1287.8 |

注: 氧化物含量为质量百分比(%), 采用掺混单煤的加权平均值; 软化温度单位为 $^{\circ}\text{C}$ 。

3.3.2 模型比较

文献[6]提出线性回归公式预测模型。以 3 种单一煤种配制混煤为例, 文献[6]的线性回归公式可表示为下述形式:

$$y=f(x)=c_1a_1x_1+c_2a_2x_2+c_3a_3x_3 \quad (3)$$

其中: y —混煤煤灰软化温度; a_i —第 i 种单一煤种的煤灰软化温度; x_i —掺混比; c_i —待定常数。

据此方法, 可得出下列回归公式:

$$y=0.634a_1x_1+1.154a_2x_2+0.766a_3x_3 \quad (4)$$

$$y=0.719a_1x_1+1.056a_2x_2+0.848a_3x_3 \quad (5)$$

$$y=0.582a_1x_1+1.11a_2x_2+0.881a_3x_3 \quad (6)$$

$$y=0.685a_1x_1+1.088a_2x_2+0.980a_3x_3 \quad (7)$$

式(4)由灰样 6 号、7 号、8 号的实验数据推导出, 可用来预测灰样 5 号的软化温度; 式(5)~式(7)按同样的方法由 3 组灰样的实验数据推导出, 分别用来预测灰样 6 号、7 号和 8 号的软化温度。

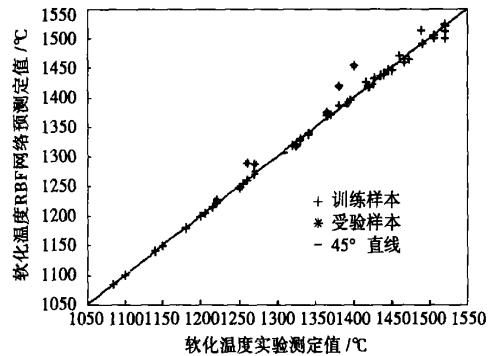


图 3 RBFNN 模型的预测效果

对 RBFNN 预测模型、线性回归公式预测模型以及加权平均预测模型进行比较, 3 种模型的预测结果比较见表 4。对 8 个灰样软化温度进行预测, RBFNN 预测模型的最大相对误差为 3.79%, 平均相对误差为 1.56%; 加权平均预测模型相应为 9.84% 和 4.18%。对 5 号~8 号灰样 3 种模型的平均相对误差分别为 0.73%、2.33% 和 3.22%。显然, RBFNN 预测模型的预测效果远远优于其它 2 种模型。

表 4 混煤煤灰软化温度的 3 种预测模型比较

| 灰样 | 实验结果/ $^{\circ}\text{C}$ | ST_1 (相对误差/%) | ST_2 (相对误差/%) | ST_3 (相对误差/%) |
|----|--------------------------|-----------------|-----------------|-----------------|
| 1号 | 1260 | 1289.2(2.32) | 1370(8.73) | — |
| 2号 | 1220 | 1226.6(0.54) | 1340(9.84) | — |
| 3号 | 1400 | 1453.1(3.79) | 1388(0.86) | — |
| 4号 | 1380 | 1419.7(2.88) | 1364(1.16) | — |
| 5号 | 1325 | 1317.9(0.54) | 1352(2.04) | 1345(1.51) |
| 6号 | 1365 | 1374.7(0.71) | 1358(0.51) | 1318.7(2.89) |
| 7号 | 1250 | 1246.6(0.27) | 1322(5.76) | 1230(1.6) |
| 8号 | 1270 | 1287.8(1.40) | 1328(4.57) | 1311.9(3.30) |

注: ST_1 为混煤煤灰软化温度的 RBFNN 预测模型预测值; ST_2 为加权平均预测模型预测值; ST_3 为线性回归公式预测模型预测值; 相对误差指与实验结果比较而言。

4 结 论

(1) 对 8 个混煤灰样的软化温度的测定结果表明, 不同软化温度的单煤掺混, 混煤煤灰软化温度随

掺混比的变化而变化,但二者之间呈非线性关系。

(2) 混煤煤灰软化温度与掺混比的非线性关系,决定了采用单一煤种的软化温度及掺混比的线性回归公式对混煤煤灰软化温度进行预测精度不高。采用径向基人工神经网络,可建立新的混煤煤灰软化温度预测模型,该模型对混煤煤灰软化的预测有很好的准确性和较高的精度。

(3) 对混煤煤灰软化温度预测的 3 种模型比较表明,RBFNN 预测模型的预测效果远远优于其它 2 种模型,从而为混煤煤灰软化温度预测提供了新的精度更高的预测模型。

参考文献:

- [1] 陈文敏,姜宁. 煤灰成份和煤灰熔融性的关系[J]. 洁净煤技术, 1996(2): 34—37.
- [2] 张德祥,龙永华,高晋升,等. 煤灰中矿物成份组成与灰熔融性的关系[J]. 华东理工大学学报, 2003(6): 590—594.
- [3] BRYANT G W, BROWNING G J, EMANUEL H. The fusibility of

blended coal ash[J]. *Energy Fuels*, 2000 14(2): 316—325.

- [4] PATTERSON J H, HURST H J. Ash and slag qualities of australian bituminous coals for use in slagging gasifiers [J]. *Fuel*, 2000, 79(13): 1671—1678.
- [5] 李帆,邱建荣,郑楚光. 混煤煤灰中矿物行为对煤灰熔融特性的影响[J]. 华中理工大学学报, 1997(4): 41—43.
- [6] 刘泽常,卢宗华,陈怀珍,等. 动力配煤的煤质指标与各单煤配比的结构关系[J]. 煤炭科学技术, 2004(7): 62—64.
- [7] 殷春根,周俊虎,骆仲决,等. 神经网络在优化动力配煤中的应用研究[J]. 煤炭学报, 1997(4): 343—348.
- [8] 周昊,郑立刚,樊建人,等. 广义回归神经网络在煤灰熔点预测中的应用[J]. 浙江大学学报(工学版), 2004(11): 1479—1482.
- [9] 闻新,周露,李翔等. MATLAB 神经网络仿真与应用[M]. 北京: 科学出版社, 2003.
- [10] CHEN S, COWAN C F N, GRANT P M. Orthogonal least squares learning algorithms for radial basis function networks[J]. *IEEE Trans Neural Networks* 1991, 2(2), 302—309
- [11] 殷春根. 非线性理论在洁净煤技术研究中的应用[D]. 杭州: 浙江大学, 1998.

(丹 编辑)

新技术

新颖的空气膜减振器

据《ASME Journal of Turbomachinery》2005 年 7 月号报道,美国 GE 航空发动机公司、俄亥俄州立大学燃气轮机试验室和俄罗斯 GE—ETEC 的研究人员正在共同开发新颖的用于燃气轮机的空气膜减振器。

鉴于它们不受环境限制能控制振型的效果,空气膜减振系统已在燃气轮机工业中吸引了相当大的兴趣。尽管它仍然处在早期的开发阶段,空气膜减振器有希望用于改进燃气轮机实心叶片的高周疲劳特性。

这一研究使用试验方法,以便实心平板的振动响应与结合有空气膜减振器的相同尺寸平板的振动响应相比较。也研究了提高压力对空气膜减振效果的影响、减振器对各种振型的影响、以及空气膜盖板相对于实心支架的应变值。

提供的结果证明,空气膜减振系统对于控制叶片振动的潜力,在控制双类型振型方面是十分有效的。减振器可被设计成完全消除某些振型,并且可使其它振动中的宽带减少。增加周围空气的压力使减振器更有效,并使共振频率移向更低值。

(吉桂明 供稿)

Through a theoretical analysis of a plane standing-wave sonic field a test rig on acoustic agglomeration and removal characteristics of burned coal inhalable particles has been designed and set up. Under the condition of the inhalable particles of burned coal being subject to the action of a high intensity sonic field studied was the impact of different acoustic intensity and particle retention time in sonic field on the change of particle diameter distribution prior to and after the acoustic agglomeration. On the basis of experiments a numerical calculation was conducted. A comparison of the results of numerical calculation with those of experiments revealed a relatively good agreement. Moreover, by way of a numerical algorithm a forecast was performed of the influence of particle initial concentration and acoustic frequency. The results of experiments and numerical calculation indicate that as for the inhalable particles an increase in acoustic intensity, a lengthening of retention time in sonic fields and an enhancement in initial particle concentration is, without exception, favorable to particle agglomeration. It has been found that an increase in frequency can contribute to the agglomeration of small particles. However, there exists an optimum frequency for attaining integral removal effectiveness. **Key words:** inhalable particle of burned coal, acoustic agglomeration, numerical forecast

混煤煤灰软化温度的实验研究与预测 = **Experimental Research and Forecast of the Softening Temperature of Blended Coal Ash** [刊, 汉] / WU Chang-hong, MA Xiao-qian (College of Electric Power under the South China University of Science & Technology, Guangzhou, China, Post Code: 510640) // Journal of Engineering for Thermal Energy & Power. — 2006, 21(2). — 179 ~ 182

Samples of blended coal ash were taken from the boiler of a power plant 700MW unit. Their softening temperature was measured by a pyramid method on an intelligent ash-melting point measuring device. Experimental results indicate that the softening temperature of blended coal ash and blend/mixture ratio assume a nonlinear relationship. Through the use of a radial-based function neural network (RBFNN) an intelligent forecasting model for the blended-coal softening temperature was set up under MATLAB environment. To verify the forecast effectiveness of the model, with 8 blended coal ash samples under test serving as samples to be examined a forecast of their softening temperature was conducted using the above-mentioned RBFNN-based model. The results of the forecast indicate that the forecast results of the RBFNN model agree well with those of experiments. The maximum relative error between the above two results is 3.79% with the average relative error being 1.56%. The effectiveness of the forecast has been found to be by far superior to that of a linear forecast model. **Key words:** blended coal, softening temperature, forecast, radial-based function neural network, nonlinear

结构及运行参数对内混喷嘴压力的影响研究 = **Experimental Study of the Influence of Structural and Operating Parameters on the Pressure of an Internal-mixing Nozzle** [刊, 汉] / MA Qi-liang, BI Zheng-yi (College of Power Engineering under the Shanghai University of Science & Technology, Shanghai, China, Post Code: 200093) // Journal of Engineering for Thermal Energy & Power. — 2006, 21(2). — 183 ~ 185

In the design calculations of a media-atomization nozzle of internal mixing type it is common practice to regard the ratio between the pressure in a mixing chamber and the inlet pressure of atomization media as approximately a critical pressure ratio. Such an approximation will give rise to a relatively great difference with respect to the results of experiments. The results of an experimental study indicate that the pressure in the mixing chamber of the internal mixing type nozzle is not equal to the product of atomization-media inlet pressure and the critical pressure ratio, but has been closely related to the