

文章编号:0253-9993(2007)01-0081-04

支持向量机技术在动力配煤中灰熔点预测的应用

李建中, 周 昊, 王春林, 岑可法

(浙江大学 能源清洁利用国家重点实验室, 浙江 杭州 310027)

摘 要: 为了提高估算煤灰熔点的精度, 采用支持向量机结合遗传算法对求解灰熔点问题进行了建模. 将灰成分作为输入量, 煤灰软化温度作为输出量, 用试验数据对模型进行了校验, 结果表明, 支持向量机模型预测的最大相对误差和平均相对误差分别为 7.4 % 和 0.678 %, 较精确地实现了对软化温度的预测. 支持向量机可用于小样本问题的学习, 计算速度快, 提高了实时处理与反应最新运行工况参数的预测能力.

关键词: 支持向量机; 动力配煤; 灰熔点

中图分类号: TQ534 **文献标识码:** A

Employing support vector machine to predict the ash fusion temperature of coal blends

LI Jian-zhong, ZHOU Hao, WANG Chun-lin, CEN Ke-fa

(State Key Laboratory of Clean Energy Utilization, Zhejiang University, Hangzhou 310027, China)

Abstract: In order to improve the accuracy of the ash fusion temperature prediction, support vector machine and genetic algorithms were combined to model the ash fusion temperature of coal blends. The chemical compositions of the coal ash were employed as inputs and the ash fusion temperature as output. The results show that the maximum and average relative predicting error are 7.4 % and 0.678 %, respectively. Support vector machine can find its application in the small sample training, its calculating speed is fast which can improve the real-time processing performance.

Key words: support vector machine; coal blending; ash fusion temperature

灰熔点对锅炉结渣特性与热效率都有很大影响, 很多国家都制定了以灰熔点来评判锅炉结渣特性的指标, 国内有些电厂也把灰熔点作为衡量煤质的重要指标. 对于固态排渣锅炉, 通常需要燃用较高灰熔点的煤以防止炉内结渣, 当煤灰变形温度高于炉膛出口烟温 50 ~ 100 °C 时就不会造成对流受热面结渣; 而对于液态排渣锅炉则燃用灰熔点低的煤以防止流渣不畅, 减少炉膛结渣. 电厂的运行经验表明, 在锅炉正常运行中燃煤掺烧是解决锅炉结焦问题的有效方法, 在固态排渣炉中掺烧高灰熔点煤; 在液态排渣锅炉中则掺烧低灰熔点的煤. 了解混煤的结渣特性对于保证锅炉的安全、经济运行具有重要意义.

煤灰中含有多种氧化物, 煤灰的软化温度被普遍认为由灰成分的构成决定, 其中 SiO_2 , Al_2O_3 , Fe_2O_3 , CaO , MgO , TiO_2 , Na_2O , K_2O 的质量分数对灰的软化温度有决定性的作用. 煤的结渣过程是一个复杂多变的物理化学过程, 结渣情况难以预测, 到目前为止, 煤灰软化温度 (S_T) 与灰成分之间关系的计算还没有一个普遍认可且预测精度较高的计算方法. 陈文敏等^[1]对煤灰软化温度与煤灰组分之间的关系

收稿日期: 2006-03-27 责任编辑: 柳玉柏

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (60534030, 50576081)

作者简介: 李建中 (1980-), 男, 浙江温州人, 硕士研究生. 联系人: 周 昊, Tel: 0571-87952598, E-mail: zhouhao@cmee.zju.edu.cn

进行了拟合获得了经验关系式, 但拟合误差较大. 利用该经验关系式计算文献 [2] 中的煤灰软化温度, 最大误差与平均误差分别为 37.83% 和 7.18%. Yin 等^[3] 利用带有动量相的反向传播神经网络 (BPNN) 对灰熔点预测进行了建模, 在 160 个样本中, BPNN 预测的最大误差为 15.08%, 平均相对误差为 4.93%, 优于采用经验公式计算结果. Kalogirou^[4] 对神经网络技术在能源和燃烧领域的应用进行了综述, 由于 BPNN 比较简单, 目前使用的神经网络绝大部分都是 BPNN, 但由于其存在的一些缺点, 使其在应用中也遇到一些困难. 本文提出了应用支持向量机计算煤灰的软化温度的模型.

1 用于解决回归问题的支持向量机算法和遗传算法

支持向量机采用最优分类面的方法, 将分类问题转化为一个凸二次规划问题, 应用拉格朗日函数对其求解. 支持向量机在分类问题上的应用已经非常成熟.

对于回归问题, 设有某区域的 k 个 n 维向量样本及其值表示为 $(x_1, y_1), \dots, (x_k, y_k) \in \mathbf{R}_n \times \mathbf{R}$, 目标函数设为: $f(x) = \mathbf{w} \cdot \mathbf{x} + b$, 若进行线性回归, 引入精度 ε 和松弛因子 $\xi_i^* \geq 0$ 和 $\xi_i \geq 0$ 后, 回归问题就可转化为最小化结构风险函数的问题, 即

$$R(\mathbf{w}, \xi, \xi^*) = \frac{1}{2} \mathbf{w} \cdot \mathbf{w} + C \sum_{i=1}^k (\xi_i + \xi_i^*). \quad (1)$$

其相应约束条件为

$$\begin{cases} y_i - \mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i - b \leq \varepsilon + \xi_i, \\ \mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i + b - y_i \leq \varepsilon + \xi_i^* \quad (i = 1, \dots, k), \\ \xi_i \geq 0, \xi_i^* \geq 0, \end{cases} \quad (2)$$

式 (1) 中第 1 项是使回归函数更为平坦, 泛化能力更好; 第 2 项则为减少误差, 常数 $C > 0$ 为惩罚因子, 控制对超出误差 ε 的样本的惩罚程度. $f(x_i)$ (样本实际值) 与 y_i (预测值) 的差别小于 ε 时不计入误差 ($\xi, \xi^* = 0$), 大于 ε 时误差计为 $|f(x_i) - y_i| - \varepsilon$.

对于非线性回归, 支持向量机用非线性映射将数据映射到高维特征空间, 在高维特征空间进行线性回归, 取得在原空间非线性回归的效果. 设样本 x 可用非线性函数 $\varphi(x)$ 映射到高维空间, $\varphi(x)$ 称为映射函数, $K(x_i, x_j) = \varphi(x_i) \cdot \varphi(x_j)$ 为核函数, 是映射函数的点积, Mercer 定理已证明, 只要满足 Mercer 条件的对称函数即可作为核函数. 按照优化理论中的 Kuhn-Tucker 定理, 在拉格朗日函数鞍点有 Karush-Kuhn-Tucker (KKT) 互补条件成立, 通过 KKT 互补条件很容易求解拉格朗日函数的对偶问题^[5,6].

遗传算法是受生物进化学说和遗传学说启发而发展起来的, 基于适者生存思想的一种较通用的问题求解方法, 利用遗传算法进行寻优时, 编码、选择、交叉、变异是 4 个重要步骤. 遗传算法作为一种全局优化搜索方法, 具有简单、通用普适性强, 适用于并行处理和应用范围广等优点. 它特别适用于传统搜索方法难以解决的复杂的和非线性的问题, 可广泛用于组合优化、自适应控制、规划设计和人工生命等领域, 作为一种随机优化技术在解优化问题中显示了优于传统优化算法的性能. 遗传算法的一个显著优势是不需要目标函数明确的数学方程和导数表达式, 同时又是一种全局寻优算法, 不会像某些传统算法易于陷入局部最优解. 遗传算法寻优的效率高、速度快. 具体设计步骤和参数选择见文献 [7].

2 煤灰软化温度的支持向量机模型

灰软化温度的支持向量机模型采用 7 个输入量和 1 个输出量, 7 个输入量为 SiO_2 , Al_2O_3 , Fe_2O_3 , CaO , MgO , TiO_2 , Na_2O , K_2O (Na 和 K 的氧化物对灰软化温度的影响相似, 且其质量分数较小, 因此合并为 1 个输入量) 的质量分数, 输出量为煤灰软化温度 (S_T). 支持向量机模型的 ε 精度取为 0.01, 设定训练误差小于 0.001 时停止训练, 利用遗传算法对模型参数 g 和 C 进行寻优, 寻优区间分别为 (0, 100), (0, 200). 采用支持向量机进行非线性建模时还涉及到核函数的选择问题, 核函数的选择对于支

持向量机回归分析具有相当的影响,但目前对于如何选择核函数尚无成熟理论,较常用的核函数有:径向基函数,多项式函数, Sigmoid 函数, 线性函数等. Keerthi 等^[8]的研究认为径向基函数比线性函数好,在选用了径向基函数后没有必要再考虑线性函数; Lin H. T 等^[9]认为 Sigmoid 函数精确度不比径向基函数好,而且不是完全正定的,在满足一定条件后它才能成为有效的核函数,一般情况下 sigmoid 函数不比径向基函数好;多项式核函数当其阶次较高时会导致数值计算困难,耗费大量资源和时间. 因此本文试选用径向基函数 ($\exp(g|x_i - x_j|^2)$) 作为核函数,结果表明采用径向基核函数能取得较好的预测结果.

选用径向基核函数后,支持向量机模型中有 2 个重要参数 g 和 C (罚因子) 需要确定,目前对于这 2 个参数的选用尚无公认的理论和方法,因此应用遗传算法对核函数的参数进行寻优,找到最优的模型参数以确定模型. 遗传算法的群体规模选为 50, 杂交概率为 0.8, 变异概率为 0.25, 进化代数设为 1 000 代,选择模型参数时评价函数设为检验样本的均方差,当评价函数取最小值时获取最优个体,也可设定停止条件,本例中是为了取得最小的检验样本均方差,因此没有设定停止条件. 图 1 为模型建立和参数寻优的流程. 本文采用文献 [10] 的数据共 30 个样品的数据进行建模和校验,训练时选用 1~26 号样品为训练数据,1~28 号样品为检验数据(这样的检验数据既包含了训练数据又包含未训练数据,较好的兼顾了经验风险和泛化能力),最终对样品 29, 30 作出预测.

遗传算法对模型参数寻优后得出 $g=0.1$, $C=195.4$, 均方差为 406.27, 迭代次数为 1 000.

限于篇幅,表 1 中只列出了未参与训练的样品实测和预测值,其误差在 3.5 % 以下. 图 2 为支持向量机模型对所有数据点的预测情况. 从图 2 可以看出,该模型比较精确地对所有样品做出了预测,其中参与训练的样品 6 的误差较大为 7.4 %,这主要是因为遗传算法对模型参数寻优的检验数据中包含了未参加训练的数据,使选择的参数平衡了经验风险和泛化风险,以适当增加经验风险为代价而减小泛化风险,这就可能会对个别与众多训练样品数据中包含规律有一定差别的样品的预测误差较大;另外,也与实验误差、样品点的分布是否均匀充分有关系.

表 1 实验值与预测结果

Table 1 The measured values and predicted results

样 品	实验值/℃	预测值/℃	相对误差/%
27	1 255	1 297.74	3.405 578
28	1 270	1 295.72	2.025 197
29	1 260	1 295.72	2.834 921
30	1 340	1 297.13	3.199 254

支持向量机从理论上保证模型的泛化能力,但这个保证是比较宽松的,模型的预测能力还与样本的数量和分布有一定关系,从预测精度考虑选择训练样本时应该尽量选择分布比较均匀,对所求规律

包含比较充分的样本,这样可以提高模型的预测能力. 核函数参数和罚因子的选择对模型的性能有很大影响,可以通过调整参数获得性能较好的模型. 参数的选择调整可应用寻优算法实现,如与遗传算法相结

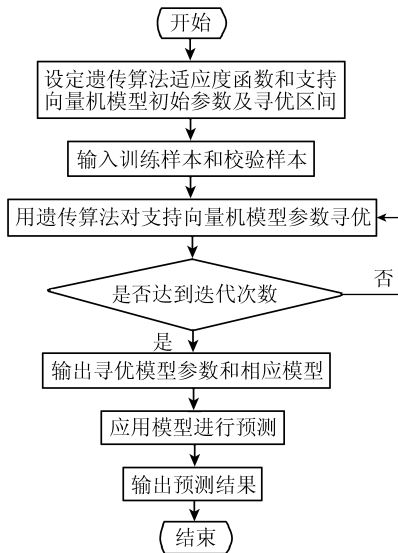


图 1 建模和寻优流程

Fig. 1 The flowchart of modelling and optimizing

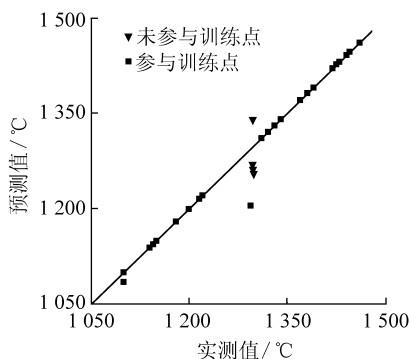


图 2 实测值与预测值的对比

Fig. 2 The comparison of measured and predicted values

合, 只要设定适当的适应性函数, 就可以很快地找到最优的 g 和 C , 自动实现建模和预测。

3 结 语

实验值与预测值的对比表明, 基于支持向量机算法和遗传算法的数学建模对灰熔点有好的预测能力。灰熔点是决定锅炉是否结渣、运行安全的重要参数, 采用支持向量机和遗传算法建模可很好地实现对灰熔点的预测, 指导锅炉燃煤的选择和混煤的掺配, 是保证锅炉安全经济运行的有力工具, 应用前景广阔。

参考文献:

- [1] 陈文敏, 姜 宁. 煤灰成分和煤灰熔性的关系 [J]. 洁净煤技术, 1996, 2 (2): 34 ~ 37.
- [2] 煤炭工业部. 全国煤质资料汇编 [M]. [s. l]: [s. n.], 1981.
- [3] Yin Chungun, Luo Zhongyang, Ni Mingjiang, et al. Predicting coal ash fusion temperature with a back-propagation neural network model [J]. Fuel, 1998, 77 (15): 1 777 ~ 1 782.
- [4] Kalogirou S A. Artificial intelligence for the modeling and control of combustion processes; A review [J]. Progress in Energy and Combustion Science, 2003, 29: 515 ~ 566.
- [5] Nello Cristianini, John Shawe - Taylor. 支持向量机导论 [M]. 李国正, 王 猛, 增华军, 译. 北京: 电子工业出版社, 2004.
- [6] Vapnik. 统计学习理论 [M]. 张学工, 译. 北京: 电子工业出版社, 2004.
- [7] Z 米凯利维茨. 演化程序 [M]. 周家驹, 何险峰, 译. 北京: 科学出版社, 2000.
- [8] Keerthi, Lin C J. Asymptotic behaviors of support vector machines with Gaussian kernel [J]. Neural Computation, 2003, 15, 1 667 ~ 1 689.
- [9] Lin H T, Lin C J. A study on sigmoid kernels for SVM and the training of non-PSD kernels by SMO-type methods [EB]. 2003.
- [10] 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.

2007 年《JOURNAL OF COAL SCIENCE & ENGINEERING (CHINA)》(《煤炭学报》英文版) 征订启事

《JOURNAL OF COAL SCIENCE & ENGINEERING (CHINA)》是由中国煤炭学会主办的、向国内外公开发行的英文版煤炭科学技术方面的综合性学术刊物。主要刊载煤田地质与勘探、煤矿开采、矿山测量、矿井建设、煤矿安全、煤矿机械工程、煤矿电气工程、煤炭加工利用、煤矿环境保护等方面的科学研究成果论著和学术论文, 以及煤矿生产建设、企业管理经验的理论总结, 也刊载重要学术问题的讨论及国内外煤炭科学技术方面的学术活动简讯。

《煤炭学报》英文版《JOURNAL OF COAL SCIENCE & ENGINEERING (CHINA)》是向世界传播我国煤炭科学技术的重要媒体, 对加强中外科学技术交流, 宣传我国煤炭科学成就, 提高我国煤炭科学技术的国际地位将起到重要的作用。及时报道我国煤炭科技新理论、新技术、新经验也是《煤炭学报》英文版的主要任务。《煤炭学报》英文版和中文版具有不同的刊登内容和各自的特点。

《煤炭学报》英文版从 2007 年改为季刊, 每期 112 页, 每册国内订价 28 元, 全年共收费 112 元。订阅者可直接和本编辑部联系, 订单函索即寄, 编辑部随时办理订阅手续。

本刊地址: 北京市和平里煤炭科学研究总院内《煤炭学报》编辑部 邮政编码: 100013

联系电话: (010) 84262930, E-mail: mtxbhj@126.com, mtxb@vip.163.com