

基于非支配排序遗传算法的锅炉燃烧多目标优化

吴锋, 周昊, 郑立刚, 岑可法

(能源清洁利用国家重点实验室(浙江大学), 浙江省 杭州市 310027)

Multi-objective Optimization of Coal-fired Boiler Combustion Based on Nondominated Sorting Genetic Algorithm

WU Feng, ZHOU Hao, ZHENG Li-gang, CEN Ke-fa

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

ABSTRACT: Support vector regression (SVR) was proposed to establish a mathematic model predicting the characteristics of NO_x emissions and boiler heat loss, respectively. A number of field test data from a full-scale operating boiler was used to train and validate the SVR model. Then, SVR model and the improved nondominated sorting genetic algorithm (NSGA-II) were combined to gain the optimal operating parameters which lead to low NO_x emissions and boiler heat loss. The influences of parameters and mutation operator of NSGA-II were discussed in detail. The computational results show that SVR predict the characteristics of boiler emissions very well, and the hybrid algorithm combined with SVR provides an effective approach to do an multi-objective for coal-fired utility boiler, could obtain an well distributed Pareto solutions

KEY WORDS: multi-objective optimization; support vector regression; Pareto-optimal

摘要: 采用支持向量机回归(support vector regression, SVR)模型分别建立 300 MW燃煤锅炉的 NO_x 排放特性模型和锅炉热损失模型。利用热态实炉试验数据对模型进行了训练和验证。结合 NO_x 排放模型和锅炉热损失模型采用非支配排序遗传算法(nondominated sorting genetic algorithm, NSGA-II)对锅炉进行多目标优化, 定量分析了优化参数对优化结果的影响。结果表明, 支持向量机回归模型可以很好地预测锅炉的排放特性和锅炉的热损失特性, NSGA-II方法与SVR模型结合可以对锅炉燃烧实现有效的多目标寻优、得到理想的帕雷托分布, 是对锅炉进行多目标优化的有效工具。

关键词: 多目标优化; 支持向量机回归; 帕雷托最优

基金项目: 国家重点基础研究发展计划项目(2009CB219802); 全国优秀博士学位论文作者专项资金(200747); 新世纪优秀人才支持计划(NCET-07-0761); 浙江省自然科学基金(R107532)。

The National Basic Research Program of China(2009CB219802).

0 引言

节能减排是当前我国各项研究工作的重中之重, 为推动节能减排工作的开展, 国家发展改革委员会启动规划提出“十一五”期间将实现节约 2.4 亿吨标准煤当量的节能目标^[1]。我国火力发电占全国发电量的 80%以上, 中华人民共和国国务院《国家中长期科学和发展规划纲要》(2006—2020)中, 把“煤炭的清洁高效利用, 降低环境污染”列为“重点领域”及“优先课题”^[2]。电力生产过程中的 NO_x 排放对环境会造成重大影响。我国电厂烟气排放标准将越来越严格^[3]。

通过人工智能的方法进行锅炉的燃烧优化在模拟锅炉排放上得到了广泛应用^[4]。王培红^[5]采用神经网络建立了 NO_x 排放模型与相应的锅炉效率模型, 并结合该模型采用遗传算法进行燃烧优化。赵新木^[6]利用BP神经网络对锅炉的飞灰含碳量进行了建模研究; 陈敏生^[7]则利用人工神经网络对锅炉的飞灰含碳量进行建模并利用遗传算法进行优化。浙江大学热能工程研究所煤粉燃烧研究室长期从事燃烧优化工作, 在前期工作中分别采用神经网络与遗传算法相结合^[8]以及支持向量机与蚁群算法相结合^[9]对燃煤锅炉 NO_x 排放进行了优化。

燃煤锅炉是一个复杂的系统, 在以往的锅炉优化中, 低 NO_x 配风往往会导致飞灰含碳量的升高和锅炉效率的降低。上述的锅炉燃烧优化的工作只是单纯对锅炉排放中的 NO_x 或者是飞灰的排放进行了优化, 优化的结果可以达到优化目标的大幅度降低, 然而锅炉的其他特性参数则不太理想, 从而不能达到真正的节能减排的目的。为了能有效实现节能减排的目标, 对燃煤锅炉进行多目标优化势在必在

必行。

传统的多目标优化算法一般对不同的优化目标分配不同的权重,如文献[5,10],这样处理多目标问题时已经引入了人的主观因素;同时,在多目标问题中,由于待优化的目标往往单位不同,因而通过简单的分配权重来处理多目标问题也是值得商榷的;文献[10]中对多目标的处理是通过将 NO_x 的排量限定在给定值之下,来寻求最高的热效率,该方法也是通过加入人为的限定条件来将多目标优化问题转换称为一个单目标优化问题,而真正的多目标问题的求解结果应该是一组Pareto最优解而不是仅仅得到一个最优解^[11]。

作为一种新的统计学习方法,支持向量机具有学习速度快、推广能力强、全局最优等特点,可以较好的解决小样本、非线性、高维数和局部极小点等实际问题^[12-14],有效克服了神经网络建模过程中存在的缺陷与局限性^[15-16]。

带精英策略的非支配排序遗传算法(NSGA-II)有效解决了NSGA方法的计算复杂度高、缺少精英策略及需要人为指定共享半径等缺点,已经成为多目标进化算法中的标尺。基于此,本文首先采用支持向量机回归模型(SVR)建立了大型电站燃煤锅炉的排放特性模型和锅炉的热损失模型,进而采用NSGA-II方法对锅炉的排放模型进行多目标寻优。结果表明,NSGA-II与SVR相结合可以对锅炉燃烧进行综合优化,得到分布良好的Pareto解集,为电站燃煤锅炉的多目标优化提供了依据。

1 电站锅炉排放的支持向量机模型

支持向量机是由Vapnik提出的一种新的统计学习方法。支持向量回归(SVR)是SVM方法最广泛的一种应用。考虑 m 个独立同分布的 n 维向量的学习样本,其值可以表示为: $(x_1, y_1), \dots, (x_m, y_m) \in R^n \times R$, SVR是用来实现输入向量与输出数据之间的非线性拟合,其拟合函数可以表示为

$$f(x) = w\varphi(x) + b \quad (1)$$

式中: w 为权值矢量; $\varphi(x)$ 为映射用的非线性函数; b 为偏置。那么回归问题就是寻找在误差 ε 内最优的函数 $f(x)$ 。同时,通过引入正的松弛变量 ξ_i 、 ξ_i^* ,回归问题最终可以转换为最小化结构风险(SRM)函数的问题^[17]:

$$\min R(w, \xi, \xi^*) = \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^l (\xi_i + \xi_i^*) \quad (2)$$

其相应的约束条件为

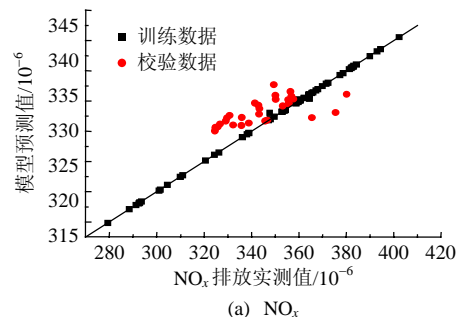
$$\text{s.t.} \begin{cases} -y_i + (w^T \varphi(x_i) + b) + \varepsilon + \xi_i \geq 0 \\ y_i - (w^T \varphi(x_i) + b) + \varepsilon + \xi_i^* \geq 0 \\ \xi_i, \xi_i^* \geq 0, \quad i=1 \dots l \end{cases} \quad (3)$$

公式(2)中的第1项可以使回归函数更为平坦,泛化能力更好;第2项可以减小误差,常数 C 为惩罚系数,用来惩罚超出误差 ε 的数据点。当样本实际值 $f(x_i)$ 与预测值 y_i 的差别大于 ε 时误差计为 $|f(x_i) - y_i| - \varepsilon$,而小于 ε 时则不计入误差($\xi, \xi^* = 0$)。

本文研究对象为某电厂一台300MW四角切圆燃烧锅炉,该锅炉为上海锅炉厂有限公司制造的双切圆燃烧控制循环汽包炉。锅炉为单炉体双炉膛II型布置,锅炉的具体尺寸如下:炉膛断面, $17 \times 8.475 \text{ m}^2$;炉顶管标高,45.5m;后烟井深度,8.5m;水平烟道深度,5m。该锅炉共有8组燃烧器,每组4层一次风喷嘴和6层二次风喷嘴组成,其中假想切圆直径为500mm,中心标高15.6m。

文中通过热态多工况的实炉测试采集了锅炉的运行参数和排放参数,对影响锅炉排放特性的20个运行参数如锅炉负荷、一次风速、二次风速、燃尽风速、氧量等进行了变工况实验^[18]。在本文采用的98个工况的数据中, NO_x 排放量的变化范围是 $2.794 \times 10^{-4} \sim 4.022 \times 10^{-4}$,飞灰含碳量的变化范围为1.5%~3.0%,烟温则是从131.2℃变化到148.35℃。本文利用支持向量机回归建立了3个模型,分别是 NO_x 排放量、飞灰含碳量、排烟温度与20个输入参数之间的函数关系,即: $C_i = f_i$ (一次风速,二次风速,氧量,磨煤机转速,负荷,煤质数据), $i = \text{NO}_x, f_{hb}, T_{py}$ 。

在SVR建模中,参数 g (径向基函数)和 C (惩罚因子参数)对建模的精度影响很大,文献[19]对参数的具体影响作了详细的论述。选取 g 、 C 的方法很多,本文采用了Lin^[20]推荐的网格法来获取最优的 (g, C) 。经过计算, NO_x 模型,飞灰含碳量模型和排烟温度模型的最优 (g, C) 分别为(0.06699, 34.29675)、(1.15, 207.94)、(1.87, 1.87)预测值与实际值的对比情况如图1所示,从图1中可以看出该



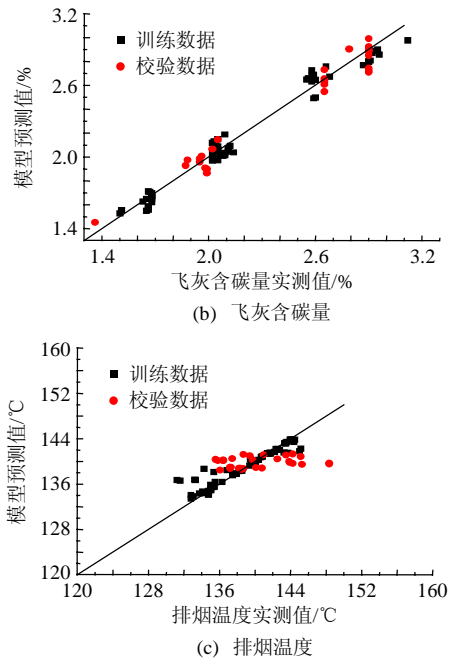


图 1 模型的误差分布图

Fig. 1 The error distribution of the model

模型的预测误差精度较高，同时模型的泛化能力也非常好。

2 基于 NSGA-II 的锅炉燃烧优化

锅炉燃烧优化的问题是一个复杂的多目标优化问题，NO_x排放量一般与飞灰含碳量是一对相互制约的变量，同时在计算锅炉效率的时候排烟热损失 q_2 和机械未完全燃烧损失 q_4 也是一对相互制约的变量，因而可以说NO_x排放量在一定程度上与锅炉的热效率也是一对相互制约的变量。而由于在锅炉热效率计算中可燃气体不完全燃烧损失 q_3 主要是CO未完全燃烧损失，而在燃煤锅炉的电站系统中，由于CO的排量很少，因为可以在计算锅炉热效率的时候将 q_3 忽略，而锅炉散热损失 q_5 主要是受锅炉负荷的影响，而本文采用优化算法对相应工况进行优化时是保证锅炉负荷、磨煤机转速不变，同时由于采集的数据中煤质数据也是相同，因而在进行优化时 q_5 对优化的结果没有影响。而其他的散热损失主要是灰渣中的散热损失，这部分的散热损失所占的比例很小，统一记为 0.3^[21]。因而进行多目标寻优的对象是找到满足NO_x排放量最小，同时 q_2 、 q_4 之和最小的Pareto解集。

NSGA-II方法在在NSGA方法的基础上引入了快速非支配排序方法，即在算法进行选择运算前，将当前种群中所有非劣解个体划分成为同一等级，令该等级为第 1 等级；然后在第 1 等级以外的个体

中寻找出新的非劣解，作为第 2 等级；重复该过程直到种群中的所有个体都被设定相应的等级。该方法的引入使得NSGA-II方法可以获得较为满意的算法复杂度。同时NSGA-II方法用拥挤度(i_d)取代了原NSGA-II方法中共享半径的概念，它是指个体 i 周围包含自身但不包含其他个体的最小的矩形，如图 2 所示^[22]。

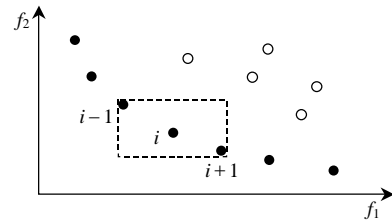


图 2 个体 i 的拥挤度

Fig. 2 The crowding distance of individual i

拥挤度的计算可以通过以下计算伪码来实现^[11]：
Crowding-distance-assignment (I)

$$l = |I|$$

For each i , set $I[i]_{\text{distance}} = 0$

For each objective m

$$I = \text{sort}(I, m)$$

$$I[1]_{\text{distance}} = I[l]_{\text{distance}} = \infty$$

For $i = 2$ to $(l - 1)$

$$I[i]_{\text{distance}} = I[i]_{\text{distance}} + (I[i + 1] \cdot m - I[i - 1] \cdot m) / (f_m^{\max} - f_m^{\min})$$

当种群中的个体进行完排序和拥挤度计算后，每个个体都得到 2 个属性非支配等级 i_{rank} 和拥挤度 i_d 。选择过程是使优化向Pareto最优解的方向进行并使解能够均匀分布。基于此，可以采用Deb提出的拥挤度比较算子($<_n$)来进行个体的选择运算，即：

$$\text{if } (i_{\text{rank}} < j_{\text{rank}}) \text{ or } ((i_{\text{rank}} = j_{\text{rank}}) \text{ and } (i_{\text{distance}} > j_{\text{distance}})) \\ i <_n j$$

本文选取一次风速(4 层)、二次风速(6 层)和氧量 11 个变量作为优化参数，优化变量的取值范围分别为：一次风速为 25~30 m/s，二次风速中A~E层分别为 25~45 m/s，氧量优化区间为 2%~5%，F层是从其他二次风系统单独引出来的，可调范围很小，故优化区间设定为 0~25 m/s。本文中算法采用实数编码，算法中的选择机制采用锦标赛选择法(tournament selection)。为了考察算法的稳定性，本文对算法中各参数对算法的影响进行了考察。图 3、4 给出了交叉概率、变异概率对算法的影响，可以看出交叉概率与变异概率对算法的影响较小，图 5 给出了种群大小对算法的影响，算法在若干次迭代

后获取的Pareto解的个数总是会等于种群的大小，因此种群的大小对算法有一定的影响，太小的种群数目所获得的Pareto解的数目有限；图6给出了迭代次数对结果的影响，在本文中，分别测试了5, 25, 100, 800, 1000的迭代大小，当迭代次数为5时，只能得到25个Pareto解，当迭代次数增加到25时，可以得到78个Pareto解，当迭代次数大于100后都可以得到等于种群大小的Pareto解(采用的种群大小为100)，大致的趋势曲线还是基本相同的，但是随着迭代次数的增加解的分布也更加均匀。同时发现不同的变异算子对结果的影响比较大，本文中比较了2种不同的比较算子，其中一种为非均匀变异算子，可以用下式进行描述：

$$V[i]' = \begin{cases} V[i] + k(M - V[i])\gamma, R \geq 0.5 \\ V[i] - k(V[i] - L)\gamma, R < 0.5 \end{cases} \quad (4)$$

式中： $V[i]'$ 是变异后个体的变量； k 为常数，取为0.8； M 、 L 分别代表个体中变量 i 的最大和最小值， γ 是(0,1)区间的随机值； R 为随机数。非均匀变异算子的应用较为广泛，也取得不错的效果，但是在NSGA-II算法中采用非均匀变异算子所获得的Pareto解的分布情况并不理想，因而改进了变异算子，采用下式中所描述的变异算子：

$$V[r] = L[r] + \gamma \times (R[r] - L[r]) \quad (5)$$

可以获得更为理想的Pareto解的分布，在公式(5)中， r 代表[1, 参数个数]区间内的随机整数，具体的比较结果如图7所示。为了能够量化比较的2种变异算子计算的结果，采用非支配解比例(ratio of non-dominated individuals, RNI)^[23]来比较2种算法得到的解逼近真实Pareto前沿的程度。RNI即将2种算法得到的各自的解集合并成一个新的集合 S_U ，并选出 S_U 中的所有非支配解的集合 S_P 。其中， S_P 来自于改进算子解集和非均匀变异算子解集的解的个数与 S_P 的总数的比值即为各自的RNI，RNI越大说明该解集的解更接近于真实的Pareto前沿。根据计算，改进变异算子得到结果的RNI为65.19%，

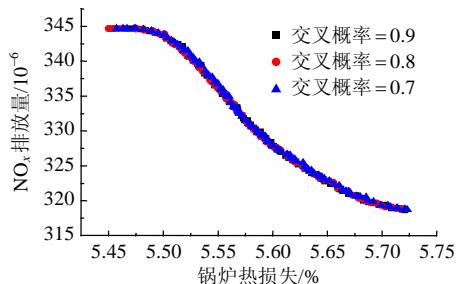


图3 交叉概率对算法的影响

Fig. 3 Effect of crossover probability on NSGA-II

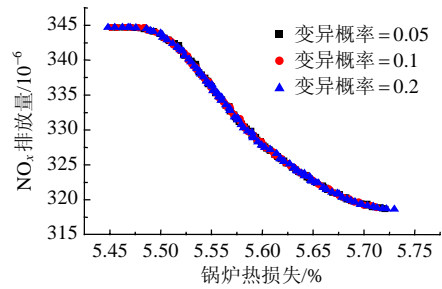


图4 变异概率对算法的影响

Fig. 4 Effect of mutation probability on NSGA-II

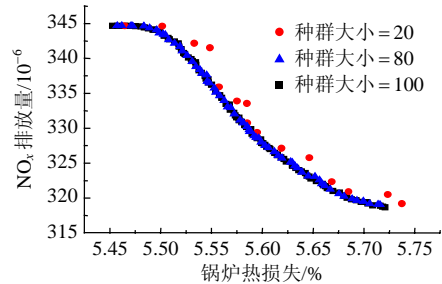


图5 种群大小对算法的影响

Fig. 5 Effect of population size on NSGA-II

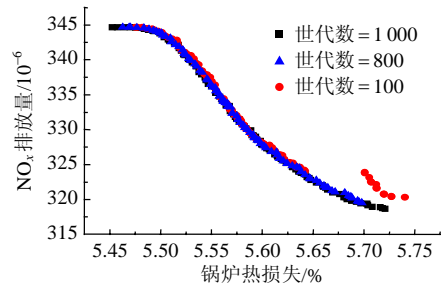


图6 迭代次数对算法的影响

Fig. 6 Effect of generation number on NSGA-II

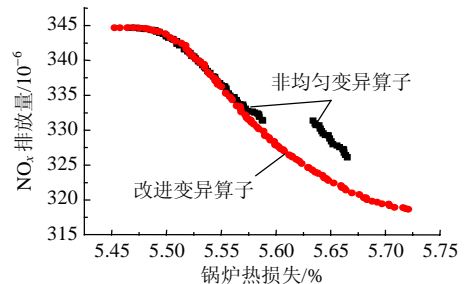


图7 变异算子对结果的影响

Fig. 7 Effect of different mutation operator on NSGA-II

而非均匀变异算子得到的结果的RNI为34.81%。可以看出改进后变异算子较非均匀变异算子得出的结果更接近于真实的Pareto前沿。

表1给出了优化前后的工况35(NO_x 排放与锅炉热损失都很高)一次风、二次风和氧量的变化情况。从表1中可以看到在保证负荷不变的情况下，通过合理配置风速的大小，可以有效进行锅炉燃烧的综合优化。一次风主要是用来送粉，受负荷的影

表 1 工况 1 部分优化结果与优化前参数对比
Tab. 1 Operational parameters of the boiler for case one before and after executing optimization

NO _x 含量/10 ⁻⁶		锅炉热损失/%		排烟温度/℃		飞灰含碳量/%		一次风速/(m/s)							
								A		B		C		D	
优化前	优化后	优化前	优化后	优化前	优化后	优化前	优化后	优化前	优化后	优化前	优化后	优化前	优化后	优化前	优化后
	320.07		5.68		140.98		2.72		27.81		26.20		26.95		27.16
365.40	319.43	5.90	5.70	142.48	141.01	2.90	2.63	26.61	27.93	27.99	26.24	27.38	27.05	26.87	27.16
	318.70		5.72		141.13		2.63		27.71		26.24		27.05		27.06
二次风速/(m/s)															
A		B		C		D		E		F		氧量/%			
优化前	优化后	优化前	优化后	优化前	优化后	优化前	优化后	优化前	优化后	优化前	优化后	优化前	优化后	优化前	优化后
	30.32		27.04		25.96		30.77		34.78		6.01		2.45		
30.80	30.44	29.48	27.05	31.83	25.96	30.09	30.77	30.48	34.78	4.32	6.01	2.60	2.57		
	30.32		27.45		25.96		30.77		34.78		6.01		2.62		

响较大，因而一次风的变化并不大，可以从优化结果中看出。NO_x的排放与飞灰含碳量的大小都受到二次风布置方式的影响，优化后的二次风更接近于上小下大的配风方式，增加了下二次风的刚性与托粉能力，这样有利于飞灰的燃尽，降低锅炉的热损失；同时，这种倒宝塔式的配风也有利于降低NO_x的排放，一方面在燃烧器上部形成的富氧低燃区域使得燃料得以燃尽，同时在下部燃烧器中形成局部的低氧富燃区域，有利于抑制NO_x的产生；另一方面该配风方式也可以降低火焰燃烧的峰值温度，从而降低NO_x排放^[9]。

3 结论

1) 本文采用SVR分别建立了NO_x排放模型、飞灰含碳模型、排烟温度模型，采用简化的锅炉热效率在线模型得出锅炉热损失的模型，利用热态实炉飞灰含碳实验数据对模型进行了训练和验证，结果证明SVR的模型具有较高的精度和很好的泛化性。

2) 采用NSGA-II方法对锅炉燃烧进行多目标优化，兼顾NO_x排放量和锅炉的热损失获得了较为理想的锅炉燃烧多目标优化的Pareto解集。

3) 对 NSGA-II 方法中的各个参数对算法的影响进行详细的分析，发现 NSGA-II 方法在锅炉燃烧多目标优化中需要设定一定的种群大小和迭代次数(世代数)，才能获取较为理想的 Pareto 解的分布；同时发现在本文所采用的燃煤锅炉的多目标模型下，非均匀变异算子的运算效果并不理想，因而本文改进了相应的变异算子，可以使得到的 Pareto 解能够更好地分布。

参考文献

[1] 王飏. 浅谈锅炉节能技改与管理[J]. 山西能源与节能, 2008(1): 13-14.
 Wang Biao. Discussions of technical transformation and management

on boiler's energy saving[J]. Shanxi Energy and Conservation, 2008(1): 13-14(in Chinese).
 [2] 从桂芳, 陈雅华. 浅谈锅炉的节能减排[J]. 特种设备, 2008(6): 14.
 Cong Guifang, Chen Yahua. Discussions of boiler's energy saving and exhaust reduction[J]. Enterprise Standardization, 2008(6): 14(in Chinese).
 [3] 王秋林. 锅炉燃烧器改造的节能减排效果分析[J]. 重庆电力高等专科学校学报, 2008, 13(2): 13-16.
 Wang Qiulin. Analyze the effect of economic energy after the boiler firer renewal[J]. Journal of Chongqing Electric Power College, 2008, 13(2): 13-16(in Chinese).
 [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(6): 515-566.
 [5] 王培红, 李磊磊, 陈强, 等. 人工智能技术在电站锅炉燃烧优化中的应用研究[J]. 中国电机工程学报, 2004, 24(4): 184-188.
 Wang Peihong, Li Leilei, Chen Qiang, et al. Research on applications of artificial intelligence to combustion optimization in a coal-fired boiler[J]. Proceedings of the CSEE, 2004, 24(4): 184-188(in Chinese).
 [6] 赵新木, 王承亮, 吕俊复, 等. 基于 BP 神经网络的煤粉锅炉飞灰含碳量研究[J]. 热能动力工程, 2005, 20(2): 158-162.
 Zhao Xinmu, Wang Chengliang, Lü Junfu, et al. The investigation of carbon content in fly ash for a bp neural network-based pulverized coal-fired boiler[J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power, 2005, 20(2): 158-162(in Chinese).
 [7] 陈敏生, 刘定平. 电站锅炉飞灰含碳量的优化控制[J]. 动力工程, 2005, 25(4): 545-549.
 Chen Minsheng, Liu Dingping. Optimized control of carbon content in utility boilers'fly ash[J]. Power Engineering, 2005, 25(4): 545-549 (in Chinese).
 [8] Zhou H, Cen K F, Fan J R. Modeling and optimization of the NO_x emission characteristics of a tangentially fired boiler with artificial neural networks[J]. Energy, 2004, 29(1): 167-183.
 [9] 郑立刚, 周昊, 王春林, 等. 变尺度混沌蚁群算法在NO_x排放优化中的应用[J]. 中国电机工程学报, 2008, 22(11): 18-23.
 Zheng Ligang, Zhou Hao, Wang Chunlin, et al. Application of scaleable chaotic ant colony algorithm in NO_x emissions optimization [J]. Proceedings of the CSEE, 2008, 22(11): 18-23(in Chinese).
 [10] Zhou H, Cen K F, Fan J R. Multi-objective optimization of the coal combustion performance with artificial neural networks and genetic

- algorithms[J]. International Journal of Energy Research, 2005(29): 499-510.
- [11] Kaylunmoy Deb, Amrit Partap, Sameer Agarwal, et al. A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2002, 6(22): 182-197.
- [12] 蔡杰进, 马小茜. 基于 SVM 的燃煤电站锅炉飞灰含碳量预测[J]. 燃烧科学与技术, 2006, 12(4): 312-317.
Cai Jiejun, Ma Xiaoqian. Forecasting unburned carbon content in the fly ash from coal-fired utility boilers based on SVM[J]. Journal of Combustion Science and Technology, 2006, 12(4): 312-317(in Chinese).
- [13] Lin Kuanming, Lin Chihe. A study on reduced support vector machines[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2003, 14(6): 1449-1459.
- [14] Davide Anguita, Andrea Boni, Sandro Ridella. A digital architecture for support vector machines: theory, algorithm, and FPGA implementation[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2003, 14(5): 993-1009.
- [15] 周昊, 朱洪波, 曾庭华, 等. 基于人工神经网络的大型电厂锅炉飞灰含碳量建模[J]. 中国电机工程学报, 2002, 22(6): 96-100.
Zhou Hao, Zhu Hongbo, Zeng Tinghua, et al. Artificial neural network modelling on the unburned carbon in fly ash from utility boilers[J]. Proceedings of the CSEE, 2002, 22(6): 96-100(in Chinese).
- [16] 方湘涛, 叶念渝. 基于 BP 神经网络的电厂锅炉飞灰含碳量预测[J]. 华中科技大学学报: 自然科学版, 2003, 31(12): 75-77.
Fang Xiangtao, Ye Nianyu. A system for forecasting the unburned carbon of the fly ash from utility boilers based on BP artificial neural networks[J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology: Natural Science Edition, 2003, 31(12): 75-77(in Chinese).
- [17] 王春林, 周昊, 李国能, 等. 大型电厂锅炉 NO_x 排放特性的支持向量机模型[J]. 浙江大学学报: 工学版, 2006, 40(10): 1787-1791.
Wang Chunlin, Zhou Hao, Li Guoneng, et al. Support vector machine modeling on NO_x emission property of high capacity power station boiler[J]. Journal of Zhejiang University: Engineering Science, 2006, 40(10): 1787-1791(in Chinese).
- [18] 王春林. 大型电站锅炉配煤及燃烧优化的支持向量机建模与实验研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2007.
Wang Chunlin. Experimental and SVM model building study on coal blending and combustion optimization of utility boiler[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2007(in Chinese).
- [19] 王春林, 周昊, 周樟华, 等. 基于支持向量机的大型电厂锅炉飞灰含碳量建模[J]. 中国电机工程学报, 2005, 25(20): 72-76.
Wang Chunlin, Zhou Hao, Zhou Zhanghua, et al. Support vector machine modeling on the unburned carbon in fly ash[J]. Proceedings of the CSEE, 2005, 25(20): 72-76(in Chinese).
- [20] Chang C C, Lin C J. LIBSVM: a library for support vector machines[EB/OL]. <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm>, 2001.
- [21] 李智, 蔡九菊, 曹福毅, 等. 电站锅炉效率在线计算方法[J]. 节能, 2005(3): 28-30.
Li Zhi, Cai Jiujun, Cao Fuyi, et al. On-line calculation method of coal boiler efficiency at power station[J]. Energy Conservation, 2005(3): 28-30(in Chinese).
- [22] 高媛. 非支配排序遗传算法(NSGA)的研究与应用[D]. 杭州: 浙江大学, 2006.
Gao Yuan. Non-dominated sorting genetic algorithm and its applications[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2006(in Chinese).
- [23] Hiroyasu Tomoyuki, Seiichi Nakayama. Comparison study of SPEA2+, SPEA2, and NSGA-II in diesel engine emissions and fuel economy problem[C]. IEEE Congress on Evolutionary Computation, Edinburgh Scotland, 2005.



吴锋

收稿日期: 2008-12-23。

作者简介:

吴锋(1983—), 男, 博士研究生, 主要从事燃烧优化方面的研究, wufeng0314@gmail.com;

周昊(1973—), 男, 博士, 教授, 主要从事低 NO_x 燃烧技术、计算流体力学等方面的研究, 本文通讯作者, zhouhao@cmee.zju.edu.cn。

(责任编辑 车德竞)