

最小二乘支持向量机联合改进果蝇 优化算法的 CFB 锅炉燃烧优化

张文广¹, 张 越¹, 孙亚洲¹, 高明明¹, 李宝贵²

(1. 华北电力大学新能源电力系统国家重点实验室, 北京 102206;

2. 中国人民解放军 93469 部队, 河北 石家庄 050071)

[摘 要] 针对电厂循环流化床(CFB)锅炉降低污染物排放和提高锅炉燃烧效率的问题, 本文首先应用最小二乘支持向量机(LS-SVM)建立了锅炉效率、 NO_x 和 SO_2 排放特性的软测量模型, 并对比了 LS-SVM 和 BP 神经网络模型的性能; 然后基于 LS-SVM 建立的模型, 提出了 3 种优化策略, 采用改进果蝇优化算法(MFOA)在一定范围内对 CFB 锅炉运行工况的可调参数进行优化。结果表明: LS-SVM 模型与 BP 神经网络模型相比, 训练时间较短, 预测精度较高, 泛化能力较强; CFB 锅炉效率最多提高了 0.61%, NO_x 和 SO_2 排放质量浓度最多降低了 7.88% 和 18.13%。

[关 键 词] CFB; 锅炉效率; NO_x ; SO_2 ; 最小二乘支持向量机; 改进果蝇优化算法; 燃烧优化

[中图分类号] TK223 **[文献标识码]** A **[文章编号]** 1002-3364(2016)07-0044-06

[DOI 编号] 10.3969/j.issn.1002-3364.2016.07.044

Combustion optimization for CFB boiler based on least square support vector machine and modified fruit fly optimization algorithm

ZHANG Wenguang¹, ZHANG Yue¹, SUN Yazhou¹, GAO Mingming¹, LI Baogui²

(1. State Key Laboratory for Alternate Electrical Power System with Renewable Energy Sources,

North China Electric Power University, Beijing 102206, China;

2. 93469 of Chinese People's Liberation Army, Shijiazhuang 050071, China)

Abstract: To reduce the pollutant emissions and enhance combustion efficiency of circulating fluidized bed (CFB) boiler, three soft measurement models, the boiler efficiency, the NO_x emission and SO_2 emission, were established based on the least square support vector machine (LSSVM). The performance of the LSSVM was compared with that of the conventional BP neural network. Then, on the basis of the above LSSVM models, three optimization strategies were proposed to optimize the adjustable parameters using the modified fruit fly optimization algorithm (MFOA) within a certain range. The simulation results show that, compared with the conventional BP neural network, the LSSVM model needs less training time and has higher prediction accuracy with better generalization ability. Moreover, the result also proves the effectiveness of the combustion optimization strategies for CFB boilers, the boiler efficiency was increased by 0.61% and the NO_x and SO_2 emission were respectively reduced by 7.88% and 18.13% at most.

Key words: CFB, boiler efficiency, NO_x , SO_2 , LS-SVM, MFOA, combustion optimization

在能源与环保问题日益凸显的今天, 节能减排 是实现可持续发展的重要举措。目前, 我国火电平

收稿日期: 2015-09-27

基金项目: 国家重点基础研究发展计划项目(973 计划)(2012CB215203); 中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(2015MS33)

作者简介: 张文广(1975—), 男, 博士, 副教授, 主要研究方向为燃煤机组燃烧优化。

E-mail: zwg@ncepu.edu.cn

均供电煤耗为 321 g/(kW·h),大气中 90% 的 SO₂ 和 67% 的 NO_x 来自于煤炭燃烧,火力发电造成的大气污染十分可观。火电厂急需寻找一种兼顾提高锅炉效率和降低污染物排放的方法来增强企业在市场中的竞争力。锅炉燃烧优化控制作为一种快捷、有效的节能减排措施,已经得到了众多学者的广泛关注^[1-5]。

燃烧优化模型是燃烧优化的关键,目前建立模型的主要方法有神经网络和支持向量机^[6-11]。Vapnik^[12]在统计学理论上提出了支持向量机,它以结构风险最小化为原则,有效抑制了过学习现象,具有较强的泛化能力。为了进一步缩短训练时间,Suykens 等人^[13]提出了以二次损失函数为经验风险的最小二乘支持向量机 (LS-SVM),利用等式约束条件代替不等式约束条件,将二次规划问题转化为线性方程组的求解问题,简化了计算,缩短了训练时间,且训练结果更为精确,适合工程应用。

本文基于 LS-SVM,借助锅炉历史运行数据,建立了循环流化床 (CFB) 锅炉燃烧模型,仿真验证了该模型具有训练时间较短,预测精度较高和泛化能力较强的优点,对比了 LS-SVM 和 BP 神经网络 (BPNN) 模型的训练时间和泛化能力等性能,并利用改进果蝇优化算法对锅炉效率、NO_x 和 SO₂ 排放量进行多目标优化,所提出的 3 种优化策略均能达到其预定优化目标。

1 最小二乘支持向量机算法

LS-SVM 以训练时间短和泛化能力强的优点得到了众多学者的青睐,它通过求解线性方程组简化了计算,提高了泛化能力,目前被广泛应用于许多领域,尤其是软测量和系统辨识与建模领域,其算法如下。

设训练样本集 $T = \{x_i, y_i\}_{i=1}^l, x_i \in \mathbf{R}^d, y_i \in \mathbf{R}$, 模型决策函数为

$$f(x) = \mathbf{w}^T \varphi(x) + b \tag{1}$$

LS-SVM 以误差的二次方为损失函数,并利用结构风险最小化原则,将学习过程转化为求解优化问题^[14]:

$$\begin{cases} \min: \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + c \cdot \sum_{i=1}^l \xi_i^2 \\ \text{s. t. } y_i = \mathbf{w}^T \varphi(x_i) + b + \xi_i, i = 1, \dots, l \end{cases} \tag{2}$$

式中: \mathbf{w} 和 b 为模型参数; c 为正规化参数; ξ 为训练集预测误差向量; $\varphi(\cdot)$ 为映射函数。

利用 Lagrange 法将求解优化的问题转化为求解线性方程组的问题:

$$\begin{bmatrix} 0 & \vec{\mathbf{1}}^T \\ \vec{\mathbf{1}} & \Omega + V \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ \boldsymbol{\alpha} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ \mathbf{y} \end{bmatrix} \tag{3}$$

式中: $\mathbf{y} = [y_1, \dots, y_l]^T$; $\vec{\mathbf{1}} = [1, \dots, 1]^T$; $\boldsymbol{\alpha} = [\alpha_1, \dots, \alpha_l]^T$; $V = \text{diag}\{1/2c\}$; $\Omega = \{\Omega_{ij} \mid i, j = 1, 2, \dots, l\}$, $\Omega_{ij} = \varphi(x_i)^T \cdot \varphi(x_j) = K(x_i, x_j)$, 核函数 $K(x_i, x_j)$ 是满足 Mercer 条件的任意对称函数,本文选用径向基核函数 $K(x_i, x_j) = \exp(-\|x_i - x_j\|^2 / \delta^2)$ 构造 LS-SVM 模型。

通过求解上述线性方程组得到 $\boldsymbol{\alpha}$ 和 b ,从而得到 LS-SVM 的输出模型:

$$f(x) = \sum_{i=1}^l \alpha_i K(x, x_i) + b \tag{4}$$

2 改进果蝇优化算法

2.1 果蝇优化算法

果蝇优化算法是根据果蝇的位置计算其附近的食物味道浓度,然后令其飞向食物味道浓度最佳位置,通过反复迭代食物味道浓度来求取目标函数的极值^[14-16],其具体步骤如下。

1) 设定果蝇种群个数 M 、种群迭代次数 N ,并随机初始化果蝇群体的位置 X_0 和 Y_0 。

2) 赋予果蝇个体利用嗅觉寻找食物的随机距离与方向:

$$X_i = X_0 + R \tag{5}$$

$$Y_i = Y_0 + R \tag{6}$$

$$i = 1, 2, \dots, M$$

式中, R 为随机产生的数。

3) 在未知食物位置时,先估计果蝇个体到原点的距离 D_i ,然后计算相应的味道浓度判定值 S_i :

$$D_i = \sqrt{X_i^2 + Y_i^2} \tag{7}$$

$$S_i = 1/D_i \tag{8}$$

4) 将味道浓度判定值 S_i 代入味道浓度判定函数,求出该果蝇个体位置的味道浓度值:

$$\text{Smell}(i) = f(S_i) \tag{9}$$

5) 找出此果蝇群体中味道浓度最佳的果蝇:

$$[B_{\text{smell}} \ B_{\text{index}}] = \min(\text{Smell}) \tag{10}$$

式中, B_{smell} 为味道浓度的最小值, B_{index} 为味道浓度最小值所在的位置。

6) 保留最佳味道浓度值 f_{best} 与 X 和 Y 坐标:

$$f_{\text{best}} = B_{\text{smell}} \tag{11}$$

$$X_0 = X(B_{\text{index}}) \tag{12}$$

$$Y_0 = Y(B_{\text{index}}) \tag{13}$$

这时果蝇通过味道浓度值飞向该位置。

7)重复步骤(2)–(5)进行迭代寻优,判断味道浓度值是否优于前一次迭代,若是,则执行步骤 6),否则继续循环直到满足最大迭代次数 N 。

2.2 果蝇优化算法改进

在果蝇优化算法中,由于 X_i 和 Y_i 随机取值, D_i 可能会局限在一定的范围内,进而导致味道浓度判定值 S_i 局限在一定的范围内,这样进行上述步骤 4)时可能会导致算法陷入局部最优。为此,本文中的改进果蝇优化算法(MFOA)采用下式代替果蝇优化算法步骤 3)中的味道浓度判定值:

$$S_i = 1/D_i + R \times D_i \tag{14}$$

3 CFB 锅炉燃烧优化模型建立

3.1 样本数据及预处理

本文所用试验数据(表 1)为某 CFB 锅炉的历史运行数据。对样本数据进行归一化处理,即将样本数据归一化到 $[-1,1]$ 区间,归一化公式为

$$\hat{X} = \left[X - \frac{\max(X) + \min(X)}{2} \right] / \frac{\max(X) - \min(X)}{2} \tag{15}$$

式中, X 和 \hat{X} 分别为归一化前、后的值。

表 1 某 CFB 锅炉历史运行数据

Table 1 The historical operation data of a CFB boiler

工况	L/MW	$V_{rA}/\%$	$V_{rB}/\%$	$S_{EA}/\%$	$S_{EB}/\%$	$S_{EC}/\%$	$S_{ED}/\%$	$\rho(\text{O}_2)/\%$	P_A/kPa	$Q/(\text{MJ} \cdot \text{kg}^{-1})$	F_{ca}/kg	f_c/kg	$T_B/^\circ\text{C}$	$T_P/^\circ\text{C}$	$T_S/^\circ\text{C}$	$\eta_B/\%$	$\rho(\text{NO}_x)/(\text{mg} \cdot \text{m}^{-3})$	$\rho(\text{SO}_2)/(\text{mg} \cdot \text{m}^{-3})$
1	544.8	38	28	50	31	50	31	5.6	19.9	15.3	67	322	803	135	326	89.3	87.35	252.20
2	345.8	38	29	50	31	50	31	5.6	19.9	15.3	67	323	803	135	326	89.9	86.86	252.20
...																		
50	543.2	33	30	50	31	50	31	5.5	20.6	15.3	67	322	805	135	325	89.0	86.61	212.51
51	543.3	33	30	50	31	50	31	5.5	20.6	15.3	67	324	805	135	325	88.5	86.37	209.45
...																		
100	543.8	32	26	50	31	49	32	5.7	20.5	15.3	67	324	813	135	323	89.4	92.48	194.19
101	544.3	32	26	50	31	49	32	5.7	20.5	15.36	67	324	814	135	323	89.4	95.92	194.19
...																		

3.2 模型结构

本文所建立的 CFB 锅炉燃烧优化模型结构如图 1 所示。

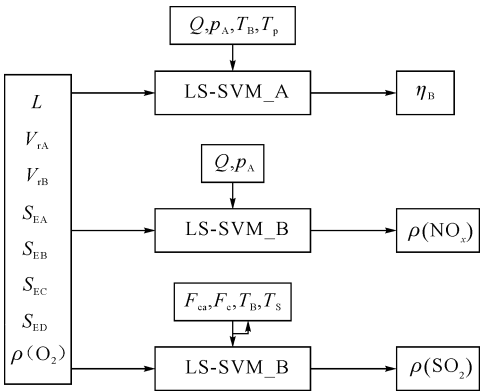


图 1 CFB 锅炉燃烧优化模型结构

Fig. 1 Structure of the CFB boiler's combustion optimization model

献[16]中的正平衡方法计算得出, $\%$), NO_x 排放质量浓度 $\rho(\text{NO}_x)$ 和 SO_2 排放质量浓度 $\rho(\text{SO}_2)$, mg/m^3 。分析 CFB 锅炉燃烧系统动态特性,选取各模型的输入变量为:机组负荷 L, MW ;一次风左挡板开度 $V_{rA}, \%$;一次风右挡板开度 $V_{rB}, \%$;上二次风左挡板开度 $S_{EA}, \%$;上二次风右挡板开度 $S_{EB}, \%$;下二次风左挡板开度 $S_{EC}, \%$;下二次风右挡板开度 $S_{ED}, \%$;烟气含氧量 $\rho(\text{O}_2), \%$;一次风压 p_A, kPa ;燃料热值 $Q, \text{kJ}/\text{kg}$;加入石灰石量 $F_{ca}, \text{t}/\text{h}$;加入燃料总量 $F_c, \text{t}/\text{h}$;炉膛温度 $T_B, ^\circ\text{C}$;排烟温度 $T_P, ^\circ\text{C}$;二次风温度 $T_S, ^\circ\text{C}$ 。

LS-SVM 模型中的正规化参数 C 和核参数 δ 对模型性能有很大的影响,但目前对其仍无统一的确定方法。本文采用遗传算法对这 2 个参数进行寻优,经过选择、交叉和变异得出参数的最佳值。其中,遗传算法种群个数为 20,迭代次数为 100。利用 LS-SVM 算法计算锅炉燃烧效率、 NO_x 和 SO_2 排放质量浓度模型的核参数和正规化参数,结果见表 2。

该模型输出变量分别为锅炉效率 η_B (可通过文

表 2 LS-SVM 模型参数

Table 2 Parameters of the LS-SVM models

模型	LS-SVM_A	LS-SVM_B	LS-SVM_C
核参数 δ	0.70	0.06	3.50
正规化参数 C	8.2	168.7	194.5

3.3 模型预测结果

基于 LS-SVM 分别建立锅炉效率 η_B , NO_x 和 SO_2 排放质量浓度的软测量模型。选用 145 组历史数据进行建模,前 130 组数据作为训练样本,后 15 组数据作为预测样本,建模效果如图 2—图 4 所示。由图 2—图 4 可以看出,本文所建立的 LS-SVM 模型对训练样本和预测样本具有较好的逼近能力。

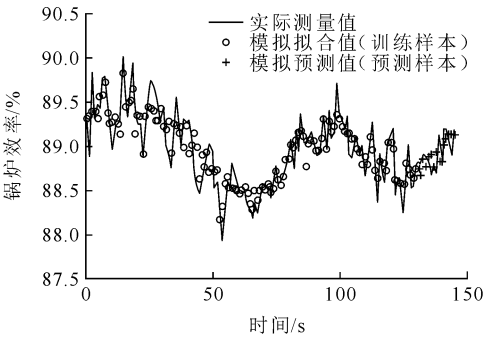


图 2 锅炉效率变化

Fig. 2 Variations of the boiler efficiency with time

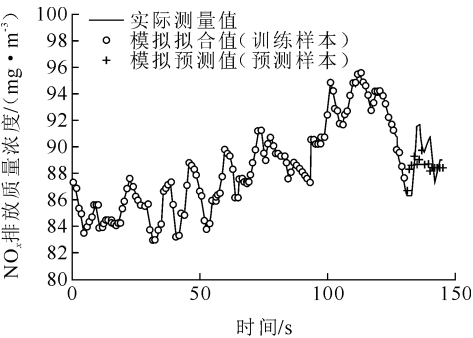


图 3 NO_x 排放质量浓度变化

Fig. 3 Variations of the NO_x emissions with time

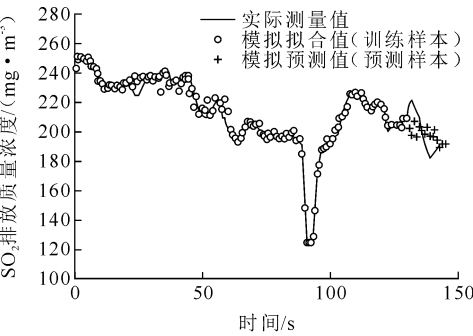


图 4 SO₂ 排放质量浓度变化

Fig. 4 Variations of the SO₂ emissions with time

分别基于 LS-SVM 和 BPNN 2 种方法建立了 NO_x 和 SO_2 排放质量浓度的软测量模型。模拟结果见表 3。由表 3 可见,LS-SVM 建模训练时间较短,预测精度较高,泛化能力较强。

表 3 2 种方法模拟结果对比

Table 3 Numerical comparison of two methods

项目	NO _x 排放质量浓度		SO ₂ 排放质量浓度	
	BPNN	LS-SVM	BPNN	LS-SVM
训练时间/s	4.36	0.62	5.65	0.88
训练平均相对误差/%	1.31	0.08	2.99	1.37
预测平均相对误差/%	6.67	1.56	14.94	4.98

4 多目标寻优策略

基于上述锅炉效率、 NO_x 和 SO_2 排放质量浓度的软测量模型,提出了 3 种优化策略:1) SO_2 和 NO_x 满足排放标准条件,锅炉效率 η_B 寻求最高;2) 锅炉效率 η_B 和 SO_2 排放满足约束条件, NO_x 排放质量浓度寻求最低;3) 锅炉效率 η_B 和 NO_x 排放满足约束条件, SO_2 排放质量浓度寻求最低。

约束条件通过引入罚函数实现,上述 3 种优化策略的味道浓度判定函数如下。

优化策略 1 的味道浓度判定函数为

$$\min f_1(x) : -\eta_B + \mu_1 [\max(0, \rho(\text{NO}_x) - \rho^c(\text{NO}_x))]^2 + \mu_2 [\max(0, \rho(\text{SO}_2) - \rho^c(\text{SO}_2))]^2 \quad (16)$$

优化策略 2 的味道浓度判定函数为

$$\min f_2(x) : \rho(\text{NO}_x) + \mu_1 [\max(0, \eta_B^c - \eta_B)]^2 + \mu_2 [\max(0, \rho(\text{SO}_2) - \rho^c(\text{SO}_2))]^2 \quad (17)$$

优化策略 3 的味道浓度判定函数为

$$\min f_3(x) : \rho(\text{SO}_2) + \mu_1 [\max(0, \eta_B^c - \eta_B)]^2 + \mu_2 [\max(0, \rho(\text{NO}_x) - \rho^c(\text{NO}_x))]^2 \quad (18)$$

式中: $\rho^c(\text{NO}_x)$ 为 NO_x 排放质量浓度上限值,本文取 90 mg/m^3 ; $\rho^c(\text{SO}_2)$ 为 SO_2 排放质量浓度上限值,本文取 200 mg/m^3 ; η_B^c 为允许的最低锅炉效率,本文取 88% ; μ_1 和 μ_2 为足够大的正数,本文取 10^5 。

4.1 优化的可调参数

在 CFB 锅炉燃烧优化中,最易控制的可调参数主要是一次风和二次风挡板开度。所以,本文选取一次风左挡板开度 V_{rA} 、一次风右挡板开度 V_{rB} 、上二次风左挡板开度 S_{EA} 、上二次风右挡板开度 S_{EB} 、下二次风左挡板开度 S_{EC} 和下二次风右挡板开度 S_{ED} 作为优化的可调参数。为了保障锅炉燃烧的安全性, V_{rA} 和 V_{rB} 的调节范围为 $10\% \sim 85\%$, S_{EA} 和 S_{EB} 为 $5\% \sim 80\%$, S_{EC} 和 S_{ED} 为 $20\% \sim 90\%$ 。

4.2 优化结果

选取 45 组历史运行数据,采用改进果蝇优化算法和上述优化策略对 6 个挡风板开度进行优化。其中,改进果蝇优化算法中种群个数为 20,种群迭代次数为 20。3 种优化策略下的模型优化结果如图 5—图 7 所示。

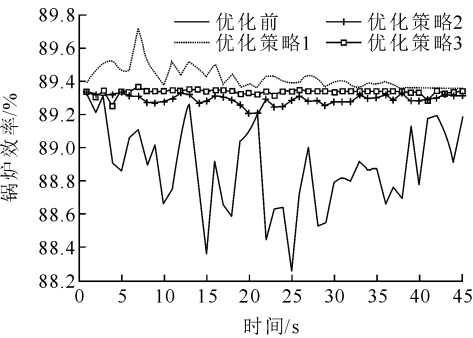


图 5 锅炉效率模型优化效果

Fig. 5 Optimization effects of boiler efficiency in three strategies

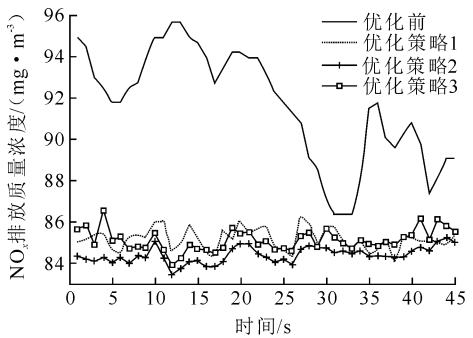


图 6 NO_x 排放质量浓度模型优化效果

Fig. 6 Optimization effects of NO_x emission in three strategies

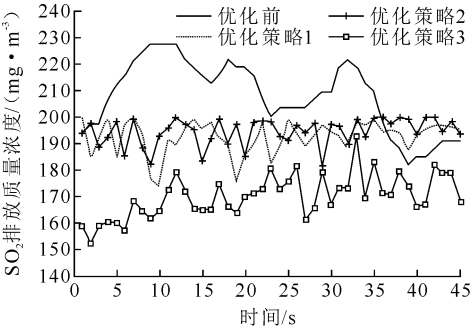


图 7 SO₂ 排放质量浓度模型优化效果

Fig. 7 Optimization effects of SO₂ emission in three strategies

由图 5—图 7 可见,3 种优化策略均能实现其中两个目标满足限定值,另一个目标寻求最优的预定设想。图 5 中 3 种优化策略的锅炉效率分别由平均 88.88% 提高到平均 89.42%,89.29% 和 89.33%,优化策略 1 效果最佳;图 6 中 3 种优化策略的 NO_x

排放质量浓度分别由平均 91.61 mg/m³ 降低到平均 85.21 mg/m³,84.39 mg/m³ 和 85.20 mg/m³,优化策略 2 效果最佳;图 7 中 3 种优化策略的 SO₂ 排放质量浓度分别由平均 207.89 mg/m³ 降低到平均 192.14 mg/m³,194.48 mg/m³ 和 170.20 mg/m³,优化策略 3 效果最佳。3 种优化策略优化结果见表 4。

表 4 3 种优化策略优化结果

Table 4 Optimization results in different strategies %			
	锅炉效率 平均提高	NO _x 排放 平均降低	SO ₂ 排放 平均降低
策略 1	0.61	6.99	7.58
策略 2	0.46	7.88	6.45
策略 3	0.51	7.00	18.13

5 结 论

- 1) 基于 LS-SVM 算法针对 CFB 锅炉分别建立的锅炉效率 η_B 、NO_x 和 SO₂ 排放质量浓度的软测量模型,预测精度较高,训练时间较短,泛化能力较强。
- 2) LS-SVM 模型的训练时间远小于 BPNN 模型,且具有较强的逼近能力和泛化能力。
- 3) 利用改进果蝇优化算法对锅炉效率 η_B 、NO_x 和 SO₂ 排放质量浓度进行优化。仿真结果表明,3 种策略均有较好的优化效果,锅炉效率最多提高了 0.61%,NO_x 和 SO₂ 排放质量浓度分别最多降低了 7.88% 和 18.13%,实现了提高锅炉效率的同时降低污染物排放的优化目标。

[参 考 文 献]

[1] 顾燕萍,赵文杰,吴占松. 基于最小二乘支持向量机的电站锅炉燃烧优化[J]. 中国电机工程学报,2010,30(17):91-97.
GU Yanping, ZHAO Wenjie, WU Zhansong, et al. Combustion optimization for utility boiler based on least square-support vector machine[J]. Proceedings of the CSEE,2010,30(17):91-97.

[2] 高明明,刘吉臻,牛玉广,等. 基于 EKF 技术的 CFB 锅炉残碳量估计[J]. 热能动力工程,2013,28(5):492-496.
GAO Mingming, LIU Jizhen, NIU Yuguang, et al. The estimation of carbon in CFB boiler basing on the EKF technology[J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power,2013,28(5):492-496.

[3] 高明明,岳光溪,雷秀坚,等. 600 MW 超临界循环流化床锅炉控制系统研究[J]. 中国电机工程学报,2014,34

(35):6319-6328.

GAO Mingming, YUE Guangxi, LEI Xiujian, et al. Research on control system of 600 MW supercritical circulating fluidized bed boiler[J]. Proceedings of the CSEE, 2014, 34(35):6319-6328.

[4] 牛玉广,沙超,孟庆伟,等. 基于 WLS-SVM-SFS 模型的电站锅炉燃烧优化[J]. 热力发电, 2014, 43(5): 7-12.

NIU Yuguang, SHA Chao, MENG Qingwei, et al. Combustion optimization for utility boilers based on WLS-SVM-SFS model[J]. Thermal Power Generation, 2014, 43(5):7-12.

[5] 张文广,孙亚洲,刘吉臻,等. 基于自适应模糊树推理和果蝇优化算法的 CFB 锅炉燃烧优化[J]. 动力工程学报, 2016, 36(2):84-90.

ZHANG Wenguang, SUN Yazhou, LIU Jizhen, et al. Combustion optimization for CFB boiler based on adaptive fuzzy inference and fruit fly optimization algorithm [J]. Journal of Chinese Society of Power Engineering, 2015, 2016, 36(2):84-90.

[6] 牛玉广,沙超,康俊杰. 基于数值模拟与试验运行数据的电站锅炉燃烧系统复合建模[J]. 动力工程学报, 2014, 34(10):765-770.

NIU Yuguang, SHA Chao, KANG Junjie. Hybrid modeling of boiler combustion system based on numerical simulation and experimental data[J]. Journal of Chinese Society of Power Engineering, 2014, 34(10):765-770.

[7] 周建新,仇晓智,司凤琪,等. 四角切圆燃煤锅炉低 NO_x 燃烧优化研究[J]. 热能动力工程, 2009, 24(2): 200-204.

ZHOU Jianxin, QIU Xiaozhi, SI Fengqi, et al. Optimization study of low NO_x combustion in a tangentially and corner-fired coal-burning boiler[J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power, 2009, 24(2): 200-204.

[8] 高芳,翟永杰,卓越,等. 基于共享最小二乘支持向量机模型的电站锅炉燃烧系统的优化[J]. 动力工程学报, 2012, 32(12):928-933.

GAO Fang, ZHAI Yongjie, ZHUO Yue, et al. Combustion optimization for utility boilers based on sharing LSSVM model[J]. Journal of Chinese Society of Power Engineering, 2012, 32(12):928-933.

[9] 牛培峰,刘永超,张先臣,等. 基于改进人工蜂群算法的锅炉 NO_x 排放预测优化[J]. 热能动力工程, 2014, 29(4):427-433.

NIU Peifeng, LIU Yongchao, ZHANG Xianchen, et al. Optimization of the prediction of the NO_x emission of a boiler based on an improve swarm algorithm[J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power, 2014, 29(4):427-433.

[10] 高明明,刘吉臻,高明帅,等. 基于补偿模糊神经网络的灰系统控制研究[J]. 动力工程学报, 2012, 32(7): 532-537.

GAO Mingming, LIU Jizhen, GAO Mingshuai, et al. Control study for ash recycling systems based on compensatory fuzzy neural network[J]. Journal of Chinese Society of Power Engineering, 2012, 32(7):532-537.

[11] 王宏志,陈帅,侍洪波. 基于最小二乘支持向量机和 PSO 算法的电厂烟气含氧量软测量[J]. 热力发电, 2008, 37(3):35-38.

WANG Hongzhi, CHEN Shuai, SHI Hongbo. Soft measurement of oxygen content in flue gas based on least squares support vector machine and PSO algorithm[J]. Thermal Power Generation, 2008, 37(3):35-38.

[12] VAPNIK V. The nature of statistical learning theory [M]. New York:Springer Verlag, 1999:3-21.

[13] SUYKENS J A K, VANDEWALLE J. Least squares support vector machine classifiers[J]. Neural Network Letters, 1999, 9(3):293-300.

[14] SUYKENS J A K, VANDEWALLE J. Recurrent support vector machine classifiers[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems-I, 2000, 47(7):1109-1114.

[15] PAN W S. A new fruit fly optimization algorithm: taking the financial distress model as an example [J]. Knowledge-Based Systems, 2012, 26:69-74.

[16] 宋波. 循环流化床锅炉燃烧系统热效率优化控制研究 [D]. 厦门:厦门大学, 2008:20-21.

SONG Bo. The optimal control of heat efficiency on combustion system of CFBB[D]. Xiamen: Xiamen University, 2008:20-21.

(责任编辑 杨嘉蕾)