

基于改进人工蜂群算法的锅炉  $\text{NO}_x$  排放预测优化

牛培峰, 刘永超, 张先臣, 张向业

(燕山大学 工业计算机控制工程河北省重点实验室, 河北 秦皇岛 066004)

**摘要:** 针对电厂循环流化床锅炉  $\text{NO}_x$  排放问题进行了研究, 并对人工蜂群算法进行了改进, 结合最小二乘支持向量机建立了锅炉燃烧  $\text{NO}_x$  排放模型, 对锅炉可调参量进行了优化, 降低了  $\text{NO}_x$  排放浓度。将改进的人工蜂群算法与基本的人工蜂群算法和粒子群算法进行比较, 说明基于改进人工蜂群算法所建立的模型能够很好的预测  $\text{NO}_x$  的排放浓度, 具有很强的辨识能力和泛化能力, 同时也表明了改进人工蜂群算法计算速度快的优点及优化数据上的优势, 通过仿真试验, 优化后  $\text{NO}_x$  排放浓度明显降低, 体现了其工程实用价值。

**关键词:** 锅炉燃烧优化; 最小二乘支持向量机;  $\text{NO}_x$  排放浓度; 人工蜂群算法

中图分类号: TK16; TP273

文献标识码: A

## 引言

火电厂的煤炭燃烧发电占全国发电总量的比重比较大, 煤炭燃烧会产生大量  $\text{NO}_x$  等大气污染物, 对环境和人的身体都造成很大伤害, 同时为了响应国家节能减排的号召, 对  $\text{NO}_x$  的排放进行控制, 已经刻不容缓。在  $\text{NO}_x$  排放的控制中, 有硬件和软件两种控制  $\text{NO}_x$  排放的方法, 但硬件控制  $\text{NO}_x$  排放增加的设备复杂, 投入资金多, 因此通过软件控制  $\text{NO}_x$  排放成为一种广泛应用的方法。

软件控制电站锅炉  $\text{NO}_x$  排放量, 一般先建立稳态模型, 再确定优化算法<sup>[1]</sup>。由于锅炉燃烧过程极其复杂, 很难用机理分析法建立  $\text{NO}_x$  排放浓度模型, 然而燃烧特性必然能够体现于运行数据中, 因此可以应用现场实时数据对  $\text{NO}_x$  排放浓度进行建模。锅炉的各个运行参数是影响  $\text{NO}_x$  排放的主要因素, 利用这些参数进行建模得到广泛应用。刘芳等人<sup>[2-3]</sup>利用人工神经网络, 将煤种和运行参数作为输入因子, 建立了  $\text{NO}_x$  排放量的模型, 结合全局优化算法, 可以实现燃烧的在线优化。但神经网络存

在对样本数量的依赖、建立模型时间比较长、泛化能力比较差等不足。而支持向量机这种建模方法, 采用了结构风险最小化原则, 有效地解决了机器学习理论中的泛化问题<sup>[4]</sup>。弥补了神经网络建模方法的不足, 在小样本的学习中也显示了其巨大的优势, 作为一种重要研究手段应用在建模优化领域<sup>[5-6]</sup>。

人工蜂群算法 (artificial bee colony, ABC) 是一种人工群智能优化算法, 能够在多维空间中迅速的找到问题的最优解, 但是基本人工蜂群算法在全局寻优方面还存在一些不足, 本研究提出了一种改进的人工蜂群算法 (M-ABC)。在 M-ABC 中, 不仅提出了全新的选择方式, 还加入了变异概率, 有效增强了算法的全局搜索能力, 避免陷入局部最优解。将改进的人工蜂群算法应用在如下两方面: (1) 调整最小二乘支持向量机相关参数, 建立  $\text{NO}_x$  排放模型; (2) 在模型基础上, 优化循环流化床锅炉可调运行参数, 降低  $\text{NO}_x$  排放浓度。

## 1 最小二乘支持向量机

LS-SVM (最小二乘支持向量机-Least Squares Support Vector Machines), 由 Suykens 和 Vandewald 提出的<sup>[7]</sup>, LS-SVM 是普通支持向量机的一种改进。改进后的最小二乘支持向量机采用等式约束, 寻优的速度进一步提高, 复杂的计算也得到了明显简化。因此, LS-SVM 在估计问题还有函数逼近问题中得到了广泛的应用<sup>[8-11]</sup>。

最小二乘支持向量机, 用误差平方  $e^2$  代替松弛变量  $\xi_i$  和  $\xi_i^*$ , 并将其不等式约束改为等式约束, 则 LSS-VM 回归优化问题变为:

$$\min J(\omega, \rho) = \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + C \sum_{i=1}^l e_i^2 \quad (1)$$

收稿日期: 2013-09-08; 修订日期: 2013-12-06

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (60774028); 河北省自然科学基金资助项目 (F2010001318)

作者简介: 牛培峰 (1958-), 男, 吉林舒兰人, 燕山大学教授、博士生导师。

$s, t$  (约束条件)  $y_i = \omega \cdot \Phi(x_i) + b + e_i, i = 1, 2, \dots, l$  (2)

引入 Lagrange (拉格朗日) 乘子求解, 得到相应的 Lagrange 函数为:

$$L(\omega, b, \alpha, \rho) = \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + C \sum_{i=1}^l e_i^2 - \sum_{i=1}^l \alpha_i (\omega \cdot \Phi(x_i) + b + e_i - y_i) \quad (3)$$

其中,  $\alpha_i (i = 1, 2, \dots, l)$  为 Lagrange 乘子。

由 KKT (Karush-Kuhn-Tucker-最优化条件) 可得:

$$\begin{cases} \frac{\partial L}{\partial \omega} = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial b} = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial e_i} = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial \alpha_i} = 0 \end{cases} \Rightarrow \begin{cases} \omega = \sum_{i=1}^l \alpha_i \Phi(x_i) \\ \sum_{i=1}^l \alpha_i = 0 \\ \alpha_i = C e_i \\ \omega \Phi(x_i) + b + e_i - y_i = 0 \end{cases} \quad (4)$$

消去变量  $\omega$  和  $e_i$ , 定义核函数  $K(x_i, x_j) = \Phi(x_i) \cdot \Phi(x_j)$ , 并将其改写为矩阵形式, 求解线性方程组, 得到  $\alpha_i$  和  $b$ 。

$$\begin{bmatrix} b \\ \alpha_1 \\ \vdots \\ \alpha_l \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & \dots & 1 \\ 1 & K(x_1, x_1) + \frac{1}{C} & \dots & K(x_1, x_l) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & K(x_l, x_1) & \dots & K(x_l, x_l) + \frac{1}{C} \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} 0 \\ y_1 \\ \vdots \\ y_l \end{bmatrix} \quad (5)$$

因此 LSSVM 的回归方程最终可表示为:

$$y(x_i) = \sum_{i=1}^l \alpha_i \cdot K(x_i, x_j) + b \quad (6)$$

## 2 人工蜂群算法

人工蜂群算法是 Karaboga 于 2005 年提出的一种基于自然界蜜蜂采蜜过程的群智能优化算法<sup>[12]</sup>, 并通过大量基准函数测试实验证明<sup>[13]</sup>: 这种算法由于其优越性, 在一定程度上防止陷入局部最优解, 显示出很好的优化效果。

在 ABC 算法中, 利用食物源的位置表示可行解, 所对应的花蜜量是这个可行解的适应度。首先进行初始化, 随机产生  $N_s$  个初始解。每个解都是一个  $D$  维变量,  $D$  为优化参数的个数, 即  $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD}), i = 1, 2, \dots, N_s$ 。随机产生初始解的群体  $X$  如下所示:

$\dots, x_{iD}), i = 1, 2, \dots, N_s$ 。随机产生初始解的群体  $X$  如下所示:

$$x_i^j = x_{\min}^j + \text{rand}(x_{\max}^j - x_{\min}^j) \quad (7)$$

观察蜂选择食物源的公式为:

$$p_i = \frac{\text{fit}_i}{N_s} \quad (8)$$

式中:  $\text{fit}_i$ —第  $i$  个解的适应度。

雇佣蜂和观察蜂对原始解的邻域进行搜索的公式为:

$$v_{ij} = x_{ij} + \varphi_{ij}(x_{ij} - x_{kj}) \quad (9)$$

式中:  $k \in \{1, 2, \dots, N_s\}, j \in \{1, 2, \dots, D\}$ , 且  $k \neq i$ 。  $\varphi_{ij}$  是  $[-1, 1]$  之间的随机数。它控制了  $x_{ij}$  邻域位置的产生。

假如食物源  $x_{ij}$  经过指定的“limit” (最大迭代次数) 次循环后, 仍然不能得到改进, 那么这个食物源就被放弃, 它所对应的雇佣蜂转变为侦查蜂, 继续寻找新的食物源, 公式为:

$$x_{ij} = \min_j + \text{rand}(0, 1) (\max_i - \min_i) \quad (10)$$

## 3 人工蜂群算法的改进 (M-ABC)

在基本人工蜂群算法的基础上进行了改进, 即 M-ABC 改进人工蜂群算法 (Mended artificial bee colony), 具体采取了两方面的改进: 增加了变异概率; 改进了选择方式。改进的人工蜂群算法不仅充分利用了采集到的信息, 提高了变异概率, 而且还避免最终陷入局部最优解。

增加了变异概率: 由于人工蜂群算法对于食物源信息和搜索过程中不可行解的信息利用率比较低, 带来了大量的信息损失, 本例采取如下改进: 给生成的食物源增加了一个变异操作  $P$ , 它表示食物源向量  $X_i$  中每个元素进行变异的概率, 从而加大了变异概率, 能够充分利用信息。具体如下:

(1) 产生新的食物源向量  $C_i$

$$C_i = (C_i^1, \dots, C_i^2, \dots, C_i^n);$$

$$C_i^j = \begin{cases} x_i^j + \varphi_{ij}(x_i^j - x_k^j) & R_j < P \\ x_i^j & \text{其他} \end{cases} \quad (11)$$

式中:  $k$ —集合  $\{1, 2, \dots, s/2\}$  中随机抽取的元素, 且  $k \neq i$ ;  $\varphi_{ij}$ —  $[-1, 1]$  之间的随机数;  $R_j$ —  $[0, 1]$  之间的随机数;  $P$ —变异概率。

(2)  $C_i$  与  $X_i$  相比没有得到改进, 按下式改变  $X_i$

的第 0 个元素,产生新食物源。

$$C_i = (x_i^1, \dots, x_i^{j-1}, c_i^j, x_i^{j+1}, \dots, x_i^n); \quad (12)$$

$$c_i^j = x_i^j + \varphi_{ij}(x_i^j - x_k^j)$$

式中:  $j \in [1, n]$  之间的随机整数。

改进了观察蜂的选择方式: 观察蜂对于食物源的选择, 导致种群多样性降低, 这样运用人工蜂群算法求解多峰优化问题时也存在陷入局部最优解的问题, 错失了一些其它的峰值点。针对这一问题采用了一种新的方式选择合适区域, 一定程度上避免了陷入局部最优的出现, 同时也保证了进化的方向, 决定了目标函数在搜索空间中的收敛和发散。选择方式为:

$$nf(i) = \begin{cases} \frac{f(i) - f_{\min}}{f_{\max} - f_{\min}} & f_{\max} \neq f_{\min} \\ 0 & \text{其它} \end{cases} \quad (13)$$

$$nf(k) \leq S(k)$$

式中:  $f(i)$  一个体  $i$  的适应度值;  $f_{\max}$ 、 $f_{\min}$  —  $N$  个食物源的最大和最小适应度值;  $nf(k)$  为第  $k$  ( $k \neq i$ ) 个食物源的信息素; 第  $k$  个跟随蜂的灵敏度为  $S(k) \sim U(0, 1)$ 。

改进的人工蜂群算法的具体算法步骤为:

步骤 1 算法的初始化, 设定雇佣蜂和观察蜂的数量都为  $N/2$ , 算法运行最大迭代次数为  $limit$ , 搜索的最大迭代次数  $C_{\max}$ , 产生初始种群。

步骤 2 每一个雇佣蜂采用新的交叉方式产生食物源。

步骤 3 对比新食物源和初始食物源, 选择较好的食物源, 并确定标记食物源。

步骤 4 每个观察蜂都在标记食物源中选择适合的食物源, 利用新的交叉方式产生新的食物源。并采用变异概率在候选食物源和新的食物源中间选择最佳食物源。

步骤 5 选择标记食物源和观察蜂选择的优质蜜源为本次迭代的食物源。

步骤 6 判断是否产生侦查蜂, 如果一个食物源经  $limit$  次循环不变, 则该食物源被放弃, 它所对应的雇佣蜂变成了侦查蜂, 并根据式(10)重新搜索新的食物源。

步骤 7 判断是否满足停止条件, 如果满足则跳出循环, 否则跳转到步骤 2 继续循环搜索最优食物源。

### 4 循环流化床锅炉 NO<sub>x</sub> 排放模型

针对电厂循环流化床锅炉 NO<sub>x</sub> 排放的情况, 采集现场数据, 利用最小二乘支持向量机建立模型, 并采用 M-ABC 算法对模型参数进行优化。从 NO<sub>x</sub> 生成的机理来看, 锅炉燃烧产生的 NO<sub>x</sub> 浓度主要取决于燃烧的煤质、烟气的含氧量、燃烧反应时的温度和燃煤的含氮量。在实际运行过程中, 锅炉负荷、炉膛床温、一次风配风方式、二次风配风方式和石灰石粉的加入量等会直接影响燃烧反应的温度, 煤粒粒径也会影响进入炉膛的含氧量, 但本次研究对象的煤粒粒径变化较小, 建模不予考虑。此外, 由于本次建模所采集的数据都来源于秦皇岛某热电厂在同一煤质燃烧下获得的, 故不考虑煤质对 NO<sub>x</sub> 浓度排放的影响。综上循环流化床锅炉 NO<sub>x</sub> 排放的主要影响因素有: 锅炉负荷(给煤量)、一次风配风方式、二次风配风方式、烟气含氧量、石灰石粉输送电机电流等。

基于最小二乘支持向量机模型属黑盒模型, 其输入与输出之间的函数关系由 LS-SVM 实现。如图 1 所示。

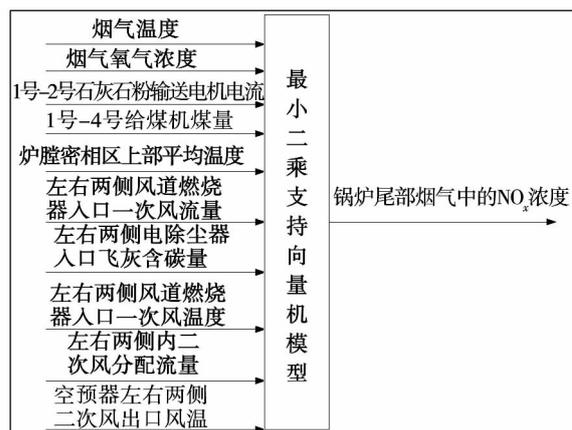


图 1 NO<sub>x</sub> 排放特性简化模型

Fig. 1 Simplified model for NO<sub>x</sub> emissions characteristics

输出参数为锅炉尾部烟气中的 NO<sub>x</sub> 浓度, 输入参数如下: 1 号 - 4 号给煤机煤量、炉膛密相区上部平均温度、左右两侧风道燃烧器入口一次风流量、左右两侧风道燃烧器入口一次风温度、左右两侧内二次风分配流量、空预器左右两侧二次风出口风温、1

号-2号石灰石粉输送电机电流、烟气氧气浓度、烟气温度、左右两侧电除尘器入口飞灰含碳量总共18个输入。

最小二乘支持向量机模型的核函数参数  $g \in [1, 1000]$ ，惩罚系数  $c \in [1, 1000]$ <sup>[14]</sup>；改进人工蜂群算法参数设置如下：种群大小为40，即食物源的数量为20，最大循环次数设置为200，一个食物源被舍弃的条件 limit 设置为100。优化模型参数  $c$  和  $g$  时，优化目标为最小方差，具体流程如图2所示。

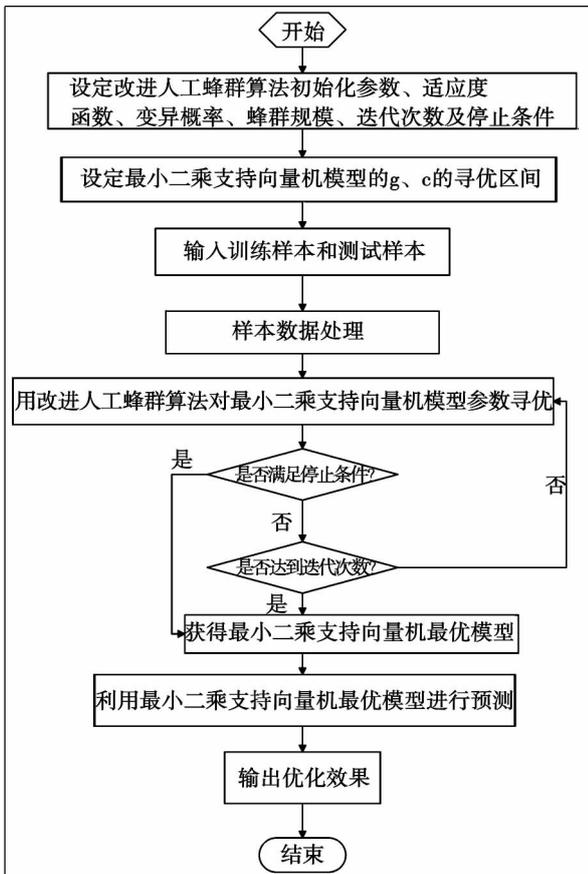


图2 NO<sub>x</sub>排放浓度建模流程图

Fig. 2 Flow chart for modeling NO<sub>x</sub> emissions concentrations

### 5 NO<sub>x</sub>排放浓度优化

NO<sub>x</sub>排放模型建立完成后，就可以对燃烧工况进行优化，从而减少NO<sub>x</sub>的排放浓度。影响NO<sub>x</sub>排放浓度的参数分为可调量和不可调量，所以要把可调量作为优化参量进行优化。可调量如下：一次风流量、二次风流量、给煤机煤量、石灰石粉输送电机

电流、烟气的氧气浓度共11个。11个可调量作为可优化的输入变量  $X$ ，并设定各个变量的范围如式(14)和(15)，NO<sub>x</sub>排放量作为优化目标  $Y$ ，优化流程如图3所示对其进行优化。

$$x = [x_1 \ x_2 \ x_3 \ x_4 \ x_5 \ x_6 \ x_7 \ x_8 \ x_9 \ x_{10} \ x_{11}] \quad (14)$$

$$\begin{cases} 20 < x_1, \dots, x_4 < 80 \\ 50 < x_5, x_6 < 500 \\ 30 < x_7, x_8 < 150 \\ 80 < x_9, x_{10} < 180 \\ 3 < x_{11} < 9 \end{cases} \quad (15)$$

式中： $x_1, \dots, x_4$ —4个给煤机煤量； $x_5, x_6$ —2个一次风量； $x_7, x_8$ —2个二次风量； $x_9, x_{10}$ —石灰石粉输送电机电流； $x_{11}$ —烟气的氧气浓度。

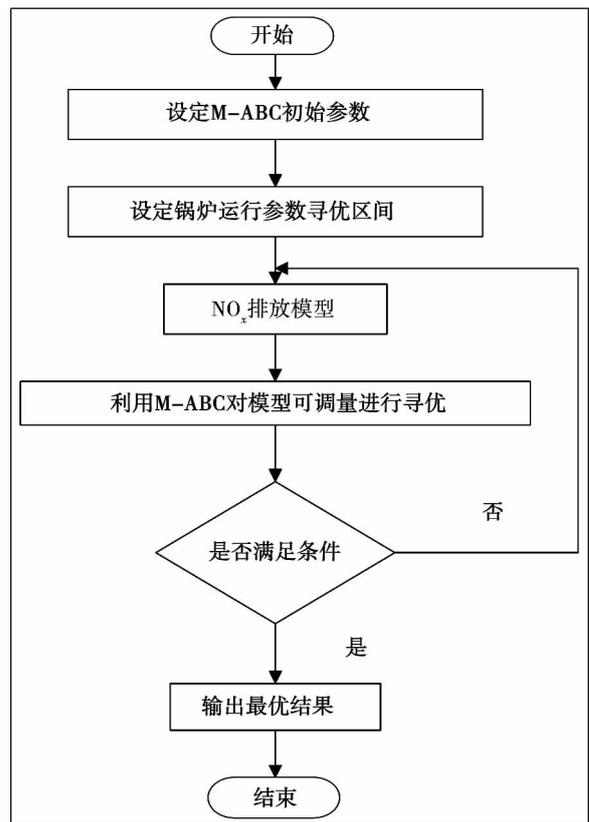


图3 NO<sub>x</sub>排放浓度优化流程图

Fig. 3 Flow chart for optimizing NO<sub>x</sub> emissions concentrations

### 6 仿真试验与结果分析

从秦皇岛某电厂采集240组数据，其中200组数据用于训练LS-SVM模型，40组用于测试。LS

-SVM 训练结果如图 4 所示。通过分析图 4 可知, 最小二乘支持向量机对训练样本的拟合非常精确, 表明所建的 NO<sub>x</sub> 排放浓度模型精度较高。测试数据结果如图 5 所示, 由图 5 可知实际数据和预测数据变化趋势和大小基本相同, 除了个别组数据存在合理范围内的误差外, 能够比较准确的反映出当前工况下的真实锅炉 NO<sub>x</sub> 排放浓度。经 M-ABC 算法寻优的 LS-SVM 模型能够很好的预测实际 NO<sub>x</sub> 的排放量, 说明改进的人工蜂群算法泛化能力好, 数据寻优能力强, 在实际工程应用中能够得到稳定并且很好的应用。优化所得  $c = 966$   $g = 210$ 。

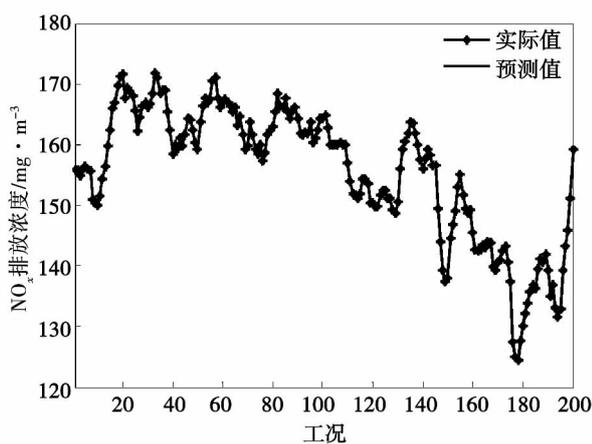


图 4 LS-SVM 训练 NO<sub>x</sub> 结果

Fig. 4 NO<sub>x</sub> results of the LS-SVM training

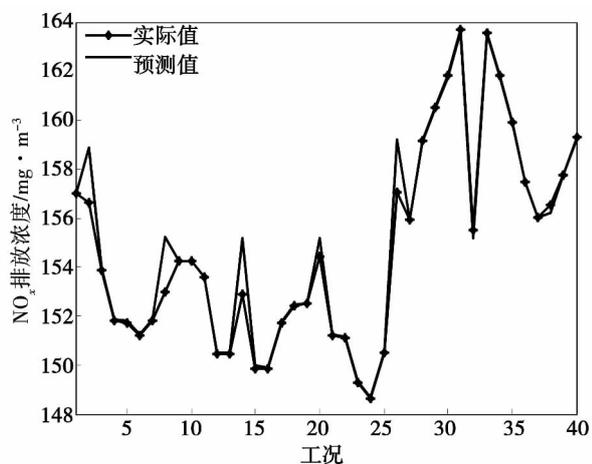


图 5 LS-SVM 测试 NO<sub>x</sub> 结果

Fig. 5 NO<sub>x</sub> results of the LS-SVM testing

为了进一步的说明 M-ABC 算法能够对 LS-SVM 模型参数进行很好的优化, 将其与基本人工蜂

群算法和粒子群算法优化的 LS-SVM 建模进行了对比, 另外为了体现公平性, 参数选取均与改进人工蜂群算法保持一致; 人工蜂群算法和粒子群算法的最大进化代数都为 200, 最大种群数量都为 40; LS-SVM 中  $c$  和  $g$  的范围也都相同。

仿真误差对比结果如图 6 所示, 从误差对比图形可以看出, 改进蜂群算法优化的 LS-SVM 模型预测 NO<sub>x</sub> 排放量相对误差曲线比较平稳, 波动比较小, 最大相对误差也比基本人工蜂群算法和粒子群算法的最大相对误差小, 而且最大相对误差也不足 2.0%, 满足工程应用的需要, 在一定程度上真实反映了电站循环流化床锅炉燃烧过程中产生的 NO<sub>x</sub> 排放浓度。

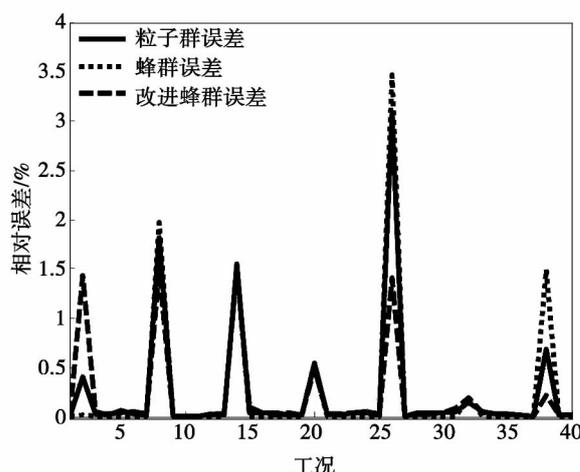


图 6 算法优化建模误差比较

Fig. 6 Comparison of the errors obtained by using various algorithms through optimization and modeling

3 种算法的对比分析如表 1 所示, 由表 1 可知: M-ABC 的均方误差与 ABC 相当, 都比粒子群的稍微大一点, 差别可以忽略; 最大相对误差方面 M-ABC 显示了其绝对的优势, 仅为 1.502 6%, 而 ABC 和 PSO 分别为 3.462 9% 和 3.073 3%, 说明 M-ABC 能够更加稳定准确的预测燃烧过程中产生的 NO<sub>x</sub> 浓度; 最大绝对误差与相对误差一样, 说明 M-ABC 优化的模型预测准确。

模型建立完成后, 选择了一组 NO<sub>x</sub> 排放浓度比较高的工况, 利用 M-ABC 算法对锅炉可调量进行优化, 优化前后工况对比情况如表 2 所示。给煤机 A、B、D 的给煤量有一定程度的减少, 给煤机 C 基本保持稳定; 石灰石粉输送电机电流甲的电流增大了

16% ,乙的电流减小了 3.7%;一次风量分别由原来的 343.533 和 333.232 km<sup>3</sup>/h 下降到了 251.637 和 264.470 km<sup>3</sup>/h ,在不影响负荷的情况下降低了氧量和进入锅炉的煤量;二次风量基本保持稳定;氧量相比优化前下降了 1.734%;优化前 NO<sub>x</sub> 排放浓度为 183.705 mg/m<sup>3</sup> ,优化后浓度降低到 76.905 mg/m<sup>3</sup> 。NO<sub>x</sub> 排放浓度明显降低 ,说明了优化效果非常理想 ,可以应用于电厂燃烧优化中。

表 1 3 种算法的对比分析表(%)

Tab.1 Table of the contrast and analysis of the three algorithms

算法	均方误差	最大相对误差	最大绝对误差
M-ABC	0.105 2	1.502 6	2.297 3
ABC	0.106 4	3.462 9	5.299 4
PSO	0.099 1	3.073 3	4.703 2

表 2 工况优化前后数据对比

Tab.2 Contrast of the data before and after the optimization of the operating conditions

工况	给煤量/t·h <sup>-1</sup>				电机电流(AMP)		一次风量/km <sup>3</sup> ·h <sup>-1</sup>		二次风量/km <sup>3</sup> ·h <sup>-1</sup>		氧量/ %	NO <sub>x</sub> 浓度/ mg·m <sup>-3</sup>
	A	B	C	D	甲	乙	左	右	左	右		
优化前	61.082	55.085	55.29	61.178	125.763	134.040	343.531	333.232	200.351	194.955	4.734	183.705
优化后	48.399	48.567	56.814	47.775	145.863	129.099	251.637	264.4702	204.635	219.885	3	76.905

算法的性能优化过程如图 7 所示 ,NO<sub>x</sub> 排放浓度第一次代就降到了 96 mg/m<sup>3</sup> ,随着进化代数的增加迅速下降 ,最后趋近于稳定 ,通过这个优化过程曲线 ,说明了 M-ABC 算法收敛速度快 ,优化性能好 ,能够迅速的进行数据优化 ,不仅节省了时间 ,更适合于工程应用 ,实现在线优化 ,实时性比较好。

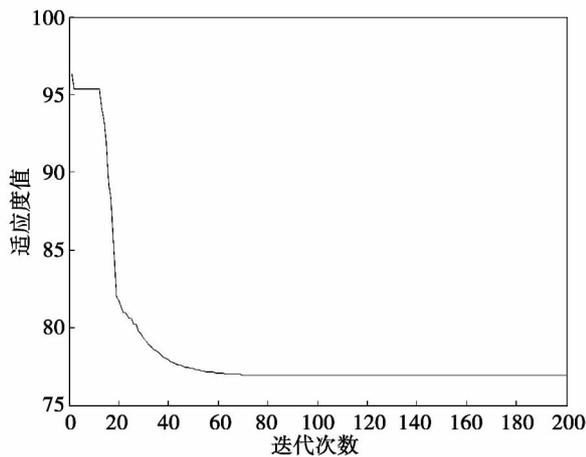


图 7 NO<sub>x</sub> 排放浓度优化过程

Fig.7 Optimization process of the NO<sub>x</sub> emissions concentrations

### 7 结 论

通过本文对人工蜂群算法的改进以及在最小二

乘支持向量机建模优化中的应用 ,说明 M-ABC 算法能够很好的对 NO<sub>x</sub> 排放量进行预测 ,仿真试验优化 NO<sub>x</sub> 排放浓度效果也十分理想。经过与基本人工蜂群算法和粒子群算法的比较之后 ,我们不难发现: M-ABC 算法优化参数收敛更加快速 ,更加精准。综上所述 ,M-ABC 算法能搜索到更优的模型参数 ,实现最优的参数配比。既确保了高计算精度 ,又大幅提高了计算效率 ,具有工程实用价值。

### 参考文献:

[1] 牛培峰 ,肖兴军 ,李国强 ,等. 基于万有引力搜索算法的电厂锅炉 NO<sub>x</sub> 排放模型的参数优化[J]. 动力工程学报 2013 33(2) : 100 - 106.  
 NIU Pei-feng ,XIAO Xing-jun ,LI Guo-qiang ,et al. Parameter optimization of a model for NO<sub>x</sub> emissions of a utility boiler based on the gravitational searching algorithm [J]. Journal of Power Engineering 2013 33(2) : 100 - 106.

[2] 刘 芳 ,张德珍 ,赵文杰 ,等. 电站锅炉燃烧系统的神经网络建模[J]. 电力科学与工程 2010 6(6) : 33 - 37.  
 LIU Fang ,ZHANG De-zhen ,ZHAO Wen-jie. Neural network modeling of the combustion system of a utility boiler[J]. Electric Power Science and Engineering 2010 6(6) : 33 - 37.

[3] 王志心 ,包德梅 ,曹黎明 ,等. 锅炉燃烧系统神经网络建模及多目标优化研究[J]. 发电设备 2012 26(2) : 97 - 99.  
 WANG Zhi-xin ,BAO De-mei ,CAO Li-ming. Study of the neural network modeling and optimization of the combustion system of a boiler and multi-objective optimization [J]. Power Generation Equipment 2012 26(2) : 97 - 99.

[4] Chen K Y Forecasting systems reliability based on support vector regression with genetic algorithms [J] Reliability Engineering&Symm

Safety 2007 92(4) :423 -432.

[5] 黄景涛,罗 威,任志伟 等. 基于记忆模式的 NO<sub>x</sub> 支持向量机回归预测研究[J]. 控制工程 2012 19(4) :704 -708.  
HUANG Jing-tao ,LUO Wei ,REN Zhi-wei. Study of the regressive prediction of NO<sub>x</sub> by using the support vector machine based on the memory mode[J]. Control Engineering 2012 19(4) :704 -708.

[6] 王雅彬,李晓敏,边泽楠 等. 基于支持向量机的电站锅炉 NO<sub>x</sub> 排放软测量模型[J]. 电力科学与工程 2012 28(4) :55 -59.  
WANG Ya-bin ,LI Xiao-min ,BIAN Ze-nan. Model for soft measuring NO<sub>x</sub> emissions of a utility boiler based on the support vector machine [J]. Electric Power Science and Engineering ,2012 ,28 (4) :55 -59.

[7] 范 明,咎红英,牛常勇. 机器学习导论[M]. 北京:机械出版社 2009.  
FAN Ming ,CHU Hong-ying ,NIU Chang-yong. Introduction to machine learning[M]. Beijing: Machine Press 2009.

[8] 李玉军,汤晓君,刘君华 等. 基于粒子群优化的最小二乘支持向量机在混合气体定量分析中的应用[J]. 光谱学与光谱分析 2010 30(3) :774 -778.  
LI Yu-jun ,TANG Xiao-jun ,LIU Jun-hua. Applications of least square support vector machine based on particle swarm optimization in quantitative analysis of blended gases [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis 2010 30(3) :774 -778.

[9] 龙 文,梁昔明,龙祖强 等. 基于蚁群算法和 LSSVM 的锅炉燃烧优化预测控制[J]. 电力自动化设备 2011 31(11) :89 -93.  
LONG Wen ,LIANG Xi-ming ,LONG Zu-qiang ,et al. Predictive control over the combustion optimization of a boiler based on LSSVM and ACO[J]. Electric Power Automation Equipment 2011 31 (11) :89 -93.

[10] Samui Pijush ,Kurup Pradeep. Multivariate adaptive regression spline ( MARS) and least squares support vector machine ( LSSVM) for OCRprediction [J]. Soft Computing ,2012 ,16( 8) :1347 -1351.

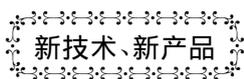
[11] Zou XinYao ,Yao RuoHe ,Qu PeiXin. lifetime prediction with small samples data from weibull distribution [J]. Advancements in Computing Technology 2012 4(13) :164 -171.

[12] Karaboga D. An Idea Based on Honey Bee Swarm for Numerical Optimization[R]. TECHNICAL REPORTTR06 Erciyes University Engineering Faculty Computer Engineering Department 2005.

[13] Karaboga D Basturk B. A powerful and efficient algorithm for numerical function optimization: Artificial bee colony ( ABC) algorithm [J]. Journal of Global Optimization 2007 39(3) :459 -471.

[14] 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 -77.  
WANG Chun-lin ,ZHOU Hao ,ZHOU Zhang-hua. Support vector machine-based modeling of carbon content of flying ash from boilers in a large-scale power plant[J]. Proceeding of China Electric Machinery Engineering 2005 25(20) :72 -77.

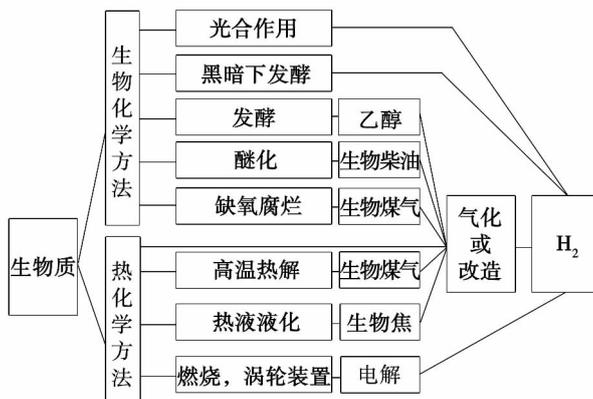
( 陈 滨 编辑)



### 动力装置利用生物氢气的前景

据《Теплоэнергетика》2013 年 3 月刊报道,俄罗斯科学院高温联合研究所的专家依据千瓦级功率动力装置利用生物氢气的可能性,论述了利用生物学方法制氢及其净化工艺。

生物质制氢的方法如下图所示。



预先膜式和最终吸附净化,其中包括金属氢化物净化的混合膜式-吸附方法被认为是最有效的办法。

( 吉桂明 摘译)

nano-fluid working media on the migration characteristics of the heat and mass in the film evaporation zone on the capillary curved liquid surface. It has been found that increasing the superheating degree will lead to a decrease of the area of the film evaporation zone ,an increase of the heat flux density on the evaporation interface and an increase of the total heat quantity exchanged in the film evaporation zone ,and at the same time ,however ,weaken the stability of the film interface. By adding an appropriate amount of nano particles to the traditional fluid working medium ,the kinematic viscosity coefficient of the nano-fluid will decrease with an increase of the volume fraction ,the heat conduction coefficient will increase with an increase of the volume fraction ,thus affecting its heat and mass transfer effectiveness. In the meantime ,however ,the stability of the evaporation interface will be weakened. A variety of nano-fluids has a conspicuous influence on the capillary curved liquid evaporation surface and the nano-fluids with a relatively low kinematic viscosity coefficient and a relatively high heat conduction coefficient can have more heat quantity be transferred. **Key Words:** capillary curved liquid surface ,nano-fluid ,film evaporation ,heat and mass transfer

基于改进人工蜂群算法的锅炉  $\text{NO}_x$  排放预测优化 = **Optimization of the Prediction of the  $\text{NO}_x$  Emissions of a Boiler Based on an Improved Swarm Algorithm** [刊 ,汉] NIU Pei-feng ,LIU Yong-chao ,ZHANG Xian-chen ,ZHANG Xiang-ye ( Hebei Provincial Key Laboratory on Industrial Computer-based Control Engineering ,Yanshan University ,Qinhuangdao ,China ,Post Code: 066004 ) //Journal of Engineering for Thermal Energy & Power. -2014 29( 4) . -427 -433

Studied were the problems relating to the  $\text{NO}_x$  emissions of circulating fluidized bed boilers in power plants and improved was the artificial swarm algorithm. In combination with the least square supporting vector machine ,the authors established a model for the  $\text{NO}_x$  emissions of boilers and optimized the adjustable parameters of the boiler and reduced the  $\text{NO}_x$  emissions concentration. A comparison of the improved artificial swarm algorithm with the basic artificial swarm algorithm and the particle colony algorithm indicates that the model based on the improved artificial swarm algorithm can predict very well the  $\text{NO}_x$  emissions concentration and boasts a very strong identification and generalization ability ,and at the same time ,it also indicates that the improved artificial swarm algorithm is quick in calculation and has an edge in optimizing data. Through a simulation test ,the optimized  $\text{NO}_x$  emissions concentration can obviously decrease ,displaying its practical value in engineering applications. **Key Words:** boiler combustion optimization ,least square supporting vector machine , $\text{NO}_x$  emissions concentration ,artificial swarm algorithm

正交试验方法在波形板分离器数值模拟研究中的应用 = **Applications of the Orthogonal Test Method in the Numerical Simulation Study of Waveform Plate Separators** [刊 ,汉] WANG Song ,WANG Ting ,ZHANG Zhi-qiang ,WANG Meng ( College of Power and Energy Source Engineering ,Harbin Engineering University ,Harbin ,Chi-