

# 改进 PSO 优化参数的 LSSVM 燃煤锅炉 NO<sub>x</sub> 排放预测

孙卫红<sup>1</sup> 童晓<sup>1</sup> 李强<sup>2</sup>

(1. 中国计量学院机电工程学院, 杭州, 310018; 2. 新疆维吾尔自治区特种设备检验研究院实验中心, 乌鲁木齐, 830011)

**摘要:** 为了提高燃煤锅炉 NO<sub>x</sub> 排放浓度预测的准确度, 更好地进行氮氧化物的污染监测, 提出了一种结合最小二乘支持向量机 (Least squares support vector machines, LSSVM) 和改进的粒子群优化算法 (Particle swarm optimization, PSO) 的预测方法。依据 LSSVM 预测原理及其参数选择的不确定性, 采用一种改进的 PSO 优化算法对模型参数进行寻优, 建立锅炉燃烧 NO<sub>x</sub> 排放特性模型, 并与另两种方法结果进行比较。结果表明: LSSVM 是一种有效的建模方法, 有较高的拟合度; 改进的 PSO 与 LSSVM 结合可改善模型的预测精度和泛化能力, 在 NO<sub>x</sub> 排放浓度预测方面明显优于其他两种参数优化算法, 对 NO<sub>x</sub> 排放预测有指导意义。

**关键词:** 燃煤锅炉; 最小二乘支持向量机; 改进粒子群算法; NO<sub>x</sub> 排放浓度

**中图分类号:** TK229.6      **文献标志码:** A

## NO<sub>x</sub> Emission Concentration of Coal-Fired Boiler Prediction Based on Improved PSO Parameter Optimized LSSVM

Sun Weihong<sup>1</sup>, Tong Xiao<sup>1</sup>, Li Qiang<sup>2</sup>

(1. College of Mechanical and Electrical Engineering, China Jiliang University, Hangzhou, 310018, China;  
2. The Special Equipment Inspection Institute in Xinjiang Uygur Autonomous Region, Urumqi, 830011, China)

**Abstract:** In order to improve the accuracy of NO<sub>x</sub> emission concentration prediction of the coal-fired boiler and more accurately monitor the NO<sub>x</sub> pollution, this paper proposes a prediction method based on the least squares support vector machines (LSSVM) and the improved particle swarm optimization (PSO). According to LSSVM forecasting theory as well as the uncertainty of LSSVM parameter selection, an improved PSO algorithm to optimize the parameters of the model is used, a model of NO<sub>x</sub> emission characteristics is established, and the prediction results are compared with the results of other two methods simultaneously. Results indicate that LSSVM is an effective modeling method which has higher fitting degree; the combination of improved PSO and LSSVM can improve the prediction accuracy and the generalization ability, and LSSVM is superior to the other two parameter optimization algorithms in the NO<sub>x</sub> emissions concentration forecast.

**Key words:** coal-fired boiler; least squares support vector machine; improved particle swarm optimization; NO<sub>x</sub> emission concentration

## 引言

人们对环境问题逐渐重视,控制  $\text{NO}_x$  排放已经成为很多国家的重点研究课题。燃煤锅炉是主要污染物排放物源点之一,其生产过程中的  $\text{NO}_x$  排放对环境会造成重大影响,而控制  $\text{NO}_x$  污染的前提和基础是掌握燃煤锅炉  $\text{NO}_x$  的排放情况。中国已安装和使用脱硝设备,但当前抑制  $\text{NO}_x$  产生的主要方式仍是进行适当的燃烧调整。锅炉运行参数和  $\text{NO}_x$  排放之间的特性关系是进行调整和运行指导的基础,故需对燃煤锅炉燃烧状况进行分析并建立  $\text{NO}_x$  排放特性模型。

模式识别和人工智能技术在当今得到了广泛的应用,例如人工神经网络(Artificial neural networks, ANN),它在锅炉燃烧特性建模已有大量的研究<sup>[1,2]</sup>,但其拓扑结构复杂,易出现过度训练及易陷入局部极小点等缺点;而基于统计理论的支持向量机(Support vector machine, SVM)则能很好地解决小样本、非线性等问题<sup>[3]</sup>,但计算复杂,而且训练样本增多时便会出现维数灾难导致无法完成训练,限制其应用。Suykens<sup>[4]</sup>提出的最小二乘支持向量机(Least squares support vector machine, LSSVM)是将问题归结为线性方程组,用等式约束替代不等式约束,避免了求解二次回归问题<sup>[5]</sup>,可以任意精度逼近非线性系统,求解速度较快,已在各领域得到了广泛的应用。

本文引入 LSSVM 来解决锅炉强非线性系统的  $\text{NO}_x$  排放预测问题,并采用一种有效的改进粒子群优化算法(Particle swarm optimization, PSO)优化模型的参数。

## 1 模型的建立

### 1.1 最小二乘支持向量机

SVM<sup>[6]</sup>应用结构风险最小化理论,先从训练集中选择一组特征子集并对其进行线性划分,使其等价于对整个数据集的分割以保证模型的泛化能力。LSSVM<sup>[4]</sup>是在 SVM 算法基础上的一种改进,是 SVM 在二次损失函数下的一种形式,用最小二乘线性系统作为损失函数,用等式约束替代不等式约束<sup>[4]</sup>,以任意精度逼近非线性系统,是非线性系统建模的有力工具<sup>[5]</sup>。

设训练样本集  $D = \{(\mathbf{x}_i, y_i) | i = 1, 2, \dots, l\}$ (输入  $\mathbf{x}_i \in \mathbf{R}^n$ , 输出  $y_i \in \mathbf{R}$ ), 利用一个非线性函数  $K(\mathbf{x})$ (核函数)将训练集样本映射到高维特征空间,使得原来样本空间中的非线性函数估计问题转变为高维特征空间中的线性函数估计问题。LSSVM 的目标是构造如下形式的分类函数,从而使得  $\mathbf{x}$  能被  $f(\mathbf{x})$  正确分类

$$y(k) = \text{sgn}[\mathbf{w}^T K(\mathbf{x}) + b] \quad (1)$$

作为分类的 LSSVM 优化问题描述为

$$\begin{cases} \min J(\mathbf{w}, b, e) = \frac{1}{2} \mathbf{w}^T \mathbf{w} + \frac{C}{2} \sum_{k=1}^l e_k^2 \\ \text{s. t. } y_i = \mathbf{w}^T \varphi(\mathbf{x}_k) + b + e_k, k = 1, 2, \dots, l \end{cases} \quad (2)$$

式(2)中: $\varphi(\cdot)$ 为从输入样本空间到高维特征空间的一个非线性映射函数; $\mathbf{w}$ 为权向量; $e_k$ 为误差变量; $b$ 为偏差量; $C$ 为正则化参数。引入拉格朗日函数将约束优化问题转化为无约束优化问题,即

$$L(\mathbf{w}, b, e, \alpha) = J(\mathbf{w}, b, e) - \sum_{i=1}^l \alpha_k [\mathbf{w}^T \varphi(\mathbf{x}_k) + b + e_k - y_k] \quad (3)$$

式中:拉格朗日乘子  $\alpha_k \in \mathbf{R}$  非零,称对应于  $\alpha_k \neq 0$  的样本点为支持向量。在优化问题中,本文引入一个 Karush-Kuhn-Tucker(KKT)条件的概念。KKT 条件是一个非线性规划问题能有最优解的必要和

充分条件,即式(3)的 KKT 条件为

$$\begin{cases} \frac{\partial L}{\partial \mathbf{w}} = 0 \Rightarrow \mathbf{w} = \sum_{k=1}^l \alpha_k \varphi(\mathbf{x}_k) \\ \frac{\partial L}{\partial b} = 0 \Rightarrow \sum_{k=1}^l \alpha_k = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial \alpha_k} = 0 \Rightarrow \mathbf{w}\varphi(\mathbf{x}_k) + b + e_k - y_k = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial e_k} = 0 \Rightarrow \alpha_k = C e_k \end{cases} \quad (4)$$

通过  $L$  对  $\mathbf{w}, b, e_k$  和  $\alpha_k$  求导等于 0, 可得矩阵方程

$$\begin{bmatrix} 0 & \mathbf{1}^T \\ \mathbf{1} & \mathbf{\Omega} + \frac{1}{C} \mathbf{I} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ \boldsymbol{\alpha} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ \mathbf{Y} \end{bmatrix} \quad (5)$$

式(4,5)中:  $\Omega_{ij} = \varphi(\mathbf{x}_i)^T \varphi(\mathbf{x}_j) = K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)$ ,  $\mathbf{Y} = (y_1, \dots, y_l)^T$ ,  $\mathbf{1} = (1, \dots, 1)^T$ ,  $\boldsymbol{\alpha} = (\alpha_1, \dots, \alpha_l)^T$ ,  $\mathbf{I}$  是单位矩阵。  $K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)$  是核函数, 是  $\varphi(\mathbf{x}_i)$  的内积。

对于 LSSVM 算法, 核函数  $K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)$  是直接影响支持向量机性能的主要元素, 在很大程度上决定了模型的特性。常用的核函数有线性核函数、多项式核函数、径向基核函数 RBF 和 Sigmoid 核函数等多种形式, 但对其选择没有一定的定论, 应用最广泛的是能直接反映两参数距离的径向基核函数, 其作为一种非线性函数, 能够减少训练过程中计算的复杂程度。鉴于径向基函数较好的性能<sup>[7]</sup>, 本文选用其作为 LSSVM 核函数, 即

$$K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) = \exp[-(\|\mathbf{x} - \mathbf{x}_i\|^2)/2\sigma^2] \quad (6)$$

利用一般线性方程求解方法解式(4)可得参数  $\alpha$ , 再结合 KKT 条件求得另一个参数  $b$ , 最终获得决策函数

$$f(\mathbf{x}) = \sum_{k=1}^l \alpha_k K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_k) + b \quad (7)$$

### 1.2 NO<sub>x</sub> 排放浓度模型

锅炉设备是一个复杂的被控对象, 其燃烧过程具有高度非线性、强耦合和干扰因素多等特点<sup>[1]</sup>。锅炉 NO<sub>x</sub> 排放 LSSVM 模型如图 1。图 1 中模型以历史数据作为训练样本, 输入直接影响模型精度, 所以输入变量的选择成为了数据预处理的关键。在燃煤锅炉的燃烧过程中, 影响 NO<sub>x</sub> 排放因素多, 需选择

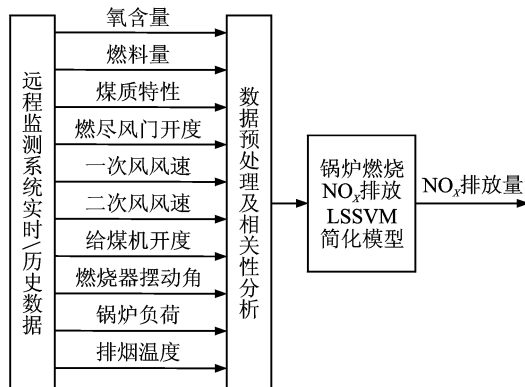


图 1 NO<sub>x</sub> 排放 LSSVM 模型

Fig. 1 LSSVM model of NO<sub>x</sub> emission

可反映负荷、燃料、风量和排烟等各方面的变量作为模型输入。

## 2 粒子群优化算法改进

### 2.1 参数优化

LSSVM 模型中有两个需要确定的参数:正则化参数  $C$ 、核函数参数  $\sigma$ ,且两参数的取值与预测精度有较大的关系<sup>[8]</sup>。 $C$ 用于控制函数拟合误差, $C$ 越大,拟合误差越小,训练时间也更长,但是  $C$  过大会导致过拟合; $\sigma$ 代表径向基函数的带宽,它变小则拟合误差也变小,训练时间变长,但  $\sigma$  过小会导致过拟合。

传统的交叉验证法是常用的参数优化方法,但耗时长且参数选择较盲目<sup>[9]</sup>。目前已有许多参数优化方法的研究与应用<sup>[9-10]</sup>,粒子群算法因突出的算法性能在优化及演化计算等领域得到了广泛的应用,结合本文情况采用一种改进粒子群优化算法对模型的参数进行优化使其发挥更好的性能。

### 2.2 粒子群算法

PSO 算法<sup>[11]</sup>是在 1995 年提出的一种基于群体和适应度的有全局寻优能力的智能优化算法,与其他的进化算法相比,简单实用,且有较强的全局收敛能力和鲁棒性<sup>[12]</sup>。PSO 算法对问题的特征信息敏感度低,是解决复杂环境中优化问题的一种有效的方法。

首先,PSO 初始化产生随机解,再通过迭代找到最优解。在每一次迭代中,粒子根据粒子更新策略进行运动变化,通过跟踪粒子自身找到的最优解  $P_{best}$ (个体极值)和整个种群找到的最优解  $G_{best}$ (全局极值)来更新自己。标准 PSO 中粒子在搜索空间的速度和位置根据式(8,9)确定<sup>[12,13]</sup>。

$$v_{ij}(t+1) = \omega v_{ij}(t) + c_1 \cdot \text{rand}(\cdot)_1 \cdot (P_{best}(t) - x_{ij}(t)) + c_2 \cdot \text{rand}(\cdot)_2 \cdot (G_{best}(t) - x_{ij}(t)) \quad (8)$$

$$x_i(t+1) = x_i(t) + v_i(t+1) \quad (9)$$

式中: $t$ 为第  $t$  次迭代; $\omega$ 为惯性权值; $c_1, c_2$ 为加速因子; $\text{rand}()$ 为区间 $[0, 1]$ 上均匀分布的随机数。通过对新的位置计算适应值来判断是否需要更新  $P_{best}$  和  $G_{best}$ 。

但粒子群优化算法存在着易陷入局部极值点,进化后期收敛慢,精度较差等缺点<sup>[13]</sup>,文献<sup>[10, 13]</sup>对粒子群优化算法提出了改进。本文采用一种改进的粒子群优化算法以进一步提高粒子寻优性能。

### 2.3 PSO 算法的改进

在 PSO 算法中,有多个内部参数需要确定,参数的大小决定了算法的搜索性能,所以对 PSO 算法的改进也包括两部分,具体设置如下:

(1) 加速因子的改进。在一般的 PSO 算法中  $c_1, c_2$  根据经验提前设定好,取值在  $0 \sim 4$  之间。这种方式降低了粒子的自我学习能力。本文对  $c_1, c_2$  选取给定了范围,即  $c_1, c_2$  的初始值和迭代终值分别为 2.5 和 0.5, 0.5 和 2.5,此时算法寻优效果较好<sup>[14]</sup>。

(2) 惯性权  $\omega$  的改进。惯性权值  $\omega$  可以平衡 PSO 算法全局能力和局部搜索能力,具体表现为: $\omega$  较大,则粒子的搜索能力强; $\omega$  较小,则粒子的搜索范围较窄,主要集中在当前解的附近进行搜索,局部搜索能力较强; $\omega=0$  时,则粒子根据式(8,9)进行各自变化但不更新。

根据参数寻优的过程可以知道,粒子运行的前期主要是为了扩展搜索空间,而搜索的后期主要是使粒子在搜索到的最优解附近进行局部搜索从而找到最优解,保证粒子的有效性。

为了调整算法的全局与局部搜索能力之间的平衡,作者采取对  $\omega$  进行适当的线性调整的措施。一般方法是进行线性递减策略,即用式(10)调整<sup>[9]</sup>

$$\omega(t) = \omega_{\max} - \frac{(\omega_{\max} - \omega_{\min})}{t_{\max}} \times t \quad (10)$$

式中: $\omega(t)$ ,  $\omega_{\max}$  和  $\omega_{\min}$  分别表示第  $t$  次迭代的惯性权重、最大惯性权重和最小惯性权重,  $t_{\max}$  为最大迭代次数。粒子搜索过程具有非线性和高复杂性, 所以应尽可能避免陷入局部最优解, 同时提高收敛速度, 本文采用二次型递减策略调整第  $t$  次迭代时的惯性权重

$$\omega(t) = \omega_{\max} - \frac{(\omega_{\max} - \omega_{\min})}{t_{\max}^2} \times t^2 \quad (11)$$

## 2.4 改进 PSO 优化的 LSSVM 模型参数

本文利用改进 PSO 算法对  $C$  和  $\sigma$  进行优化, 具体的实现流程如图 2 所示。最终得到的最小适应度值或最大适应度值就是最优结果, 通过映射获得模型参数  $C$  和  $\sigma$ 。

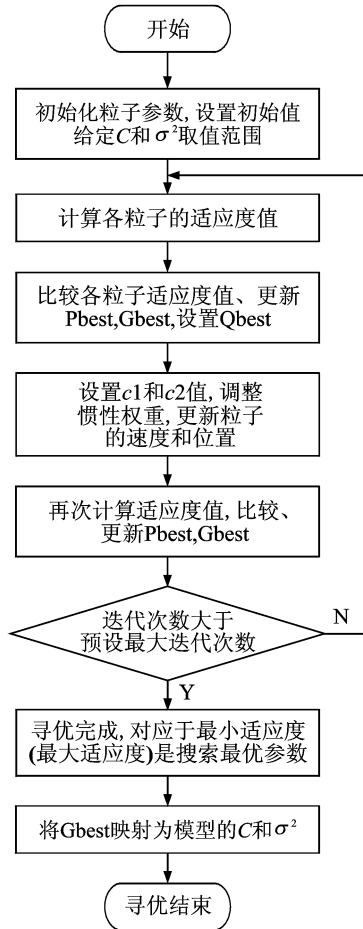


图 2 改进 PSO 优化流程图

Fig. 2 Optimization flow chart of improved PSO

## 3 NO<sub>x</sub> 排放浓度预测实例分析

### 3.1 模型的建立

影响燃煤锅炉 NO<sub>x</sub> 排放量的因素很多, 包括锅炉负荷变化、煤质、送引风量大小等。本文利用文献 [15] 锅炉燃烧特性试验的 20 组试验工况数据建立 LSSVM 模型。一个工况具体的属性值应包括负荷、

给煤机转速(4项)、煤种特性( $C_{ar}, H_{ar}, O_{ar}, N_{ar}, W_{ar}, A_{ar}, Q_{dw,ar}$ )和一个燃烧器组包括的四层一次风、五层二次风、三层燃尽风(OFA下、OFA上、SOFA),还有排烟温度、氧量、 $NO_x$ 排放浓度。取工况1~17数据作训练样本,训练LSSVM锅炉特性模型,用工况18~20进行验证,根据锅炉的这些有关属性值预测 $NO_x$ 排放浓度。

首先在训练前对样本数据进行归一化处理,归一到[0,1]区间,归一化公式为

$$x' = (x - \min(x)) / (\max(x) - \min(x)) \quad (12)$$

式中 $x$ 和 $x'$ 分别是样本归一化前和后的值。在MATLAB环境下利用工具箱LSSVMlab 1.8建模分析。建模步骤如图3所示。

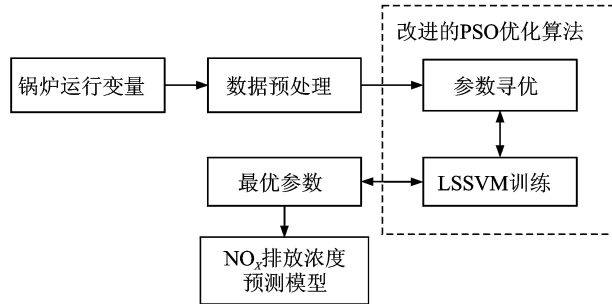


图3 建模步骤

Fig. 3 Modeling steps

在初始化粒子群参数时设置:粒子群规模大小为40,维数为2,最大迭代次数 $t_{max}$ 为250, $C$ 和 $\sigma$ 的大致范围: $C \in [0, 100]$ ,  $\sigma \in [0, 10]$ 。 $c_1, c_2$ 的初始值和迭代终值分别设置为2.5和0.5,0.5和2.5, $\omega_{max}$ 和 $\omega_{min}$ 分别取1.0和0.01。

### 3.2 预测结果分析

本文采用RBF作为核函数建立LSSVM模型进行预测,通过改进的PSO确定 $C$ 和 $\sigma^2$ 的值,即在模型平均绝对误差最小时值大小分别为1 314.736 9, 479.542 2。

为了验证LSSVM预测的准确度,本文同时使用传统的交叉验证法和一般的PSO优化算法优化LSSVM模型参数,进行预测结果对比研究。其中,交叉验证法是使用LSSVMlab 1.8工具箱自带的tunelessvm函数进行参数优化。锅炉燃烧 $NO_x$ 排放浓度的实测值、交叉验证法预测值、PSO-LSSVM预测值和改进PSO-LSSVM预测值的对比结果见表1。

由表1可知,LSSVM算法在建模方面有良好的性能,模型的输出值与实测值基本接近,拟合度高;对于不同的参数优化算法,模型输出结果不同,改进PSO与LSSVM结合下的模型输出误差最小,证明改进PSO算法在锅炉燃烧 $NO_x$ 排放的模型参数优化中有很好的作用,是一种有效的优化算法。

## 4 结束语

本文提出的基于LSSVM的锅炉燃烧 $NO_x$ 排放浓度的预测控制方法,建立了LSSVM模型,并采用一种改进PSO优化算法对模型内部参数进行寻优,结果与采用传统的交叉验证、一般PSO优化算法优化模型的结果进行了对比,结果表明:LSSVM是一种有效的建模方法,模型的预测结果与实际测量结果基本相近,拟合度高,将成为锅炉燃烧中 $NO_x$ 排放污染监测的一种有效工具;改进PSO优化算法

有效,参数优化后的模型预测精度提高,使模型展现了很好的预测性能。

表 1 NO<sub>x</sub> 排放浓度的实测值与预测值对照 (mg · m<sup>-3</sup>)

Table 1 Comparison of measured and forecasted values of NO<sub>x</sub> emission concentration

工况	实测值	交叉验证法	PSO-LSSVM	改进 PSO-LSSVM
1	778.45	777.244	777.921	778.446
2	716.00	720.633	720.220	720.043
3	753.50	755.902	754.821	753.200
4	817.65	802.845	804.198	804.738
5	906.05	888.046	889.597	890.221
6	787.40	798.294	796.941	795.025
7	763.30	739.889	743.502	744.258
8	619.05	628.025	625.599	623.022
9	649.75	666.244	665.536	663.616
10	634.65	648.633	647.286	646.526
11	735.10	747.002	746.039	744.181
12	754.35	761.696	760.007	759.579
13	738.20	705.886	708.182	710.174
14	650.35	658.517	657.774	657.492
15	621.00	618.464	619.087	619.729
16	584.50	598.075	596.598	594.421
17	577.00	575.455	575.888	576.234
18	552.00	572.231	569.170	566.426
19	626.50	641.990	640.726	639.707
20	609.00	621.787	619.819	618.997

## 参考文献:

- [1] 周昊,朱洪波,岑可法.基于人工神经网络和遗传算法的火电厂锅炉实时燃烧优化系统[J].动力工程,2003,23(5):2665-2669.  
Zhou Hao, Zhu Hongbo, Cen Kefa. An on-line boiler operating optimization system based on the neural network and the genetic algorithms[J]. Power Engineering, 2003,23(5):2665-2669.
- [2] 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]. Proceeding of the CSEE, 2004,24(4):184-188.
- [3] 尹凌霄,王明春,尚强.基于支持向量机和粒子群算法的电站锅炉燃烧优化[J].锅炉技术,2014,45(4):13-17.  
Yin Lingxiao, Wang Mingchun, Shang Qiang. The combustion optimization of a coal-fired boiler based on support vector machine and particle swarm algorithm[J]. Boiler Technology, 2014,45(4):13-17.
- [4] Suykens J A K, Vandewalle J. Least square support machine classifier[J]. Neural Processing Letters, 1999,9(3):293-300.
- [5] Esen H, Ozgen F, Esen M. Modeling of a new solar air heater through least square support vector machine[J]. Expert Systems with Applications, 2009,36(7):10673-10682.
- [6] Cristianini N, Shawe-Taylor J. 支持向量机导论[M].李国正,王猛,曾华军,译.北京:电子工业出版社,2004.  
Cristianini N, Shawe-Taylor J. An introduction to support vector machines and other kernel-based learning methods[M]. Beijing: Publishing House of Electronic Industry, 2004.
- [7] Keerthi S S, Lin C J. Asymptotic behaviors of support vector machines with Gaussian kernel[J]. Neural Computation, 2003,15(7):1667-1689.
- [8] Pardo M, Sberveglieri G. Classification of electronic nose data with support vector machines[J]. Sensors and Actuators B: Chemical, 2005,107(2):730-737.

- [9] 姚全珠, 蔡婕. 基于 PSO 的 LS-SVM 特征选择与参数优化算法[J]. 计算机工程与应用, 2010, 46(1): 134-135, 229.  
Yao Quanzhu, Cai Jie. Feature selection and LS-SVM parameters optimization algorithm based on PSO[J]. Computer Engineering and Applications, 2010, 46(1): 134-135, 229.
- [10] 李忠国, 侯杰, 王凯, 等. 模糊支持向量机在路面识别中的应用[J]. 数据采集与处理, 2014, 29(1): 146-151.  
Li Zhongguo, Hou Jie, Wang Kai, et al. Application of fuzzy support vector machine on road type recognition[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2014, 29(1): 146-151.
- [11] Kennedy J, Eberhart R C. Particle swarm optimization[C]//IEEE International Conference on Neural Networks, Perth, Australia: [s. n.], 1995: 1942-1948.
- [12] 余华, 黄程韦, 金赞, 等. 基于粒子群优化神经网络的语音情感识别[J]. 数据采集与处理, 2011, 26(1): 57-62.  
Yu Hua, Huang Chengwei, Jin Yun, et al. Speech emotion recognition based on particle swarm[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2011, 26(1): 57-62.
- [13] 吴昌友, 王福林, 马力. 一种新的改进粒子群优化算法[J]. 控制工程, 2010, 17(3): 359-362.  
Wu Changyou, Wang Fulin, Ma Li. An improved particle swarm optimization algorithm[J]. Control Engineering of China, 2010, 17(3): 359-362.
- [14] 祝晓燕, 张金会, 付士鹏, 等. 基于改进 PSO 的 SVM 参数优化及其在风速预测中的应用[J]. 中国电力, 2013, 46(11): 105-108.  
Zhu Xiaoyan, Zhang Jinhui, Fu Shipeng, et al. Parameter optimization of SVM based on improved PSO and its application in wind speed predictions[J]. Electric Power, 2013, 46(11): 105-108.
- [15] 许昌, 吕剑虹, 郑源. 基于 IMRAN 的电站锅炉效率与 NO<sub>x</sub> 排放模型[J]. 锅炉技术, 2009, 40(3): 5-9.  
Xu Chang, Lü Jianhong, Zheng Yuan. An efficiency and NO<sub>x</sub> emissions model for power station boilers on improved minimal resource allocating networks[J]. Boiler Technology, 2009, 40(3): 5-9.

作者简介: 孙卫红(1969-), 男, 博士、副教授, 研究方向: 制造企业信息化、CAD/CIMS, E-mail: whsun@126.com; 童晓(1990-), 女, 硕士研究生, 研究方向: 智能优化算法; 李强(1981-), 男, 硕士研究生, 研究方向: 特种设备检验。