

1-3-2019

## Prediction of Alumina Density Based on LSSVM

Guimei Cui

1. *School Of Information Engineering, Inner Mongolia University Of Science & Technology, Baotou 014010, China;; ;*

Haijin Yang

1. *School Of Information Engineering, Inner Mongolia University Of Science & Technology, Baotou 014010, China;; ;*

Piliang Liu

1. *School Of Information Engineering, Inner Mongolia University Of Science & Technology, Baotou 014010, China;; ;*

Yu Kai

2. *School Of Mathematics Physics, Inner Mongolia University Of Science & Technology, Baotou 014010, China;; ;*

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the [Artificial Intelligence and Robotics Commons](#), [Computer Engineering Commons](#), [Numerical Analysis and Scientific Computing Commons](#), [Operations Research](#), [Systems Engineering and Industrial Engineering Commons](#), and the [Systems Science Commons](#)

---

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

---

## Prediction of Alumina Density Based on LSSVM

### Abstract

*Abstract: The prediction model of alumina density based on the PSO algorithm with swarm activity to optimize LSSVM method is built. According to the production process characteristics of aluminum electrolysis and historical data, the input variables of the model is determined. It can solve these problems that Particle Swarm Optimization (PSO) algorithm is with the risk of premature convergence and least square support vector machine is time consuming with parameter selection. The method uses swarm activity as diversity index. When swarm activity is quickened to descend, evolution operation is added to modify the positions or velocities of particles to improve standard PSO algorithm. Study shows that, the improved PSO-LSSVM prediction method has better estimating performance and less computational time than the traditional LSSVM method.*

### Keywords

aluminum electrolysis, alumina density, least squares support vector machine, particle swarm optimization

### Recommended Citation

Cui Guimei, Yang Haijin, Liu Piliang, Yu Kai. Prediction of Alumina Density Based on LSSVM[J]. Journal of System Simulation, 2018, 30(5): 1844-1849.

# 基于最小二乘支持向量机的氧化铝浓度预测

崔桂梅<sup>1</sup>, 杨海新<sup>1</sup>, 刘丕亮<sup>1</sup>, 于凯<sup>2</sup>

(1. 内蒙古科技大学信息工程学院, 内蒙古包头 014010; 2. 内蒙古科技大学数理学院, 内蒙古包头 014010)

**摘要:** 建立基于种群活性粒子群算法优化最小二乘支持向量机参数的铝电解氧化铝浓度预测模型, 根据铝电解生产工艺及历史数据的特点, 确定模型的基本输入变量, 解决了粒子群优化算法早熟收敛及最小二乘支持向量机参数确定周期长的问题。利用群活性加速度作为多样性测度, 当群活性的加速下降时, 对粒子的位置和速度分别执行进化操作用以改进标准 PSO (Particle Swarm Optimization) 算法; 与标准的 LSSVM (Least Squares Support Vector Machine) 方法相比, 提出的改进 PSO-LSSVM 的预测模型有效地提高预测精度且计算速度更快。

**关键词:** 铝电解; 氧化铝浓度; 最小二乘支持向量机; 粒子群算法

中图分类号: TP391.9

文献标识码: A

文章编号: 1004-731X (2018) 05-1844-06

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.201805029

## Prediction of Alumina Density Based on LSSVM

Cui Guimei<sup>1</sup>, Yang Haijin<sup>1</sup>, Liu Piliang<sup>1</sup>, Yu Kai<sup>2</sup>

(1. School Of Information Engineering, Inner Mongolia University Of Science & Technology, Baotou 014010, China;

2. School Of Mathematics Physics, Inner Mongolia University Of Science & Technology, Baotou 014010, China)

**Abstract:** The prediction model of alumina density based on the PSO algorithm with swarm activity to optimize LSSVM method is built. According to the production process characteristics of aluminum electrolysis and historical data, the input variables of the model is determined. It can solve these problems that Particle Swarm Optimization (PSO) algorithm is with the risk of premature convergence and least square support vector machine is time consuming with parameter selection. The method uses swarm activity as diversity index. When swarm activity is quickened to descend, evolution operation is added to modify the positions or velocities of particles to improve standard PSO algorithm. Study shows that, the improved PSO-LSSVM prediction method has better estimating performance and less computational time than the traditional LSSVM method.

**Keywords:** aluminum electrolysis; alumina density; least squares support vector machine; particle swarm optimization

## 引言

铝电解过程复杂, 有耦合性强, 大时变, 大

滞后, 多输入等特点。氧化铝浓度控制是铝电解正常生产过程中重要组成部分。电解槽中添加过量氧化铝, 超出电解质溶解能力, 会造成电解槽槽底沉淀、铝液层波动、槽电阻升高等问题<sup>[1]</sup>; 而氧化铝添加不足, 易使阳极效应频发, 降低出铝量, 提高生产成本。因此, 为提高铝电解槽电解能力, 必须将电解槽内氧化铝浓度控制在 1.5%-3.5% 范围内。

铝电解生产过程, 仅槽电压和系列电流可实时



收稿日期: 2016-07-16 修回日期: 2016-12-22;  
基金项目: 国家自然科学基金(61164018), 内蒙古自治区自然科学基金(2014MS0612);  
作者简介: 崔桂梅(1963-), 女, 河北保定, 博士, 教授, 研究方向为控制理论及计算机控制; 杨海新(1989-), 男, 山西大同, 硕士生, 研究方向为优化过程控制。

<http://www.china-simulation.com>

• 1844 •

获得,可准确反映电解槽槽况的参数如:电解质温度、氧化铝浓度、铝水平等均不能直接获得<sup>[2]</sup>,随着铝电解控制和相关优化研究的深入,学者们在电解铝现场采集关键参数,利用软测量技术进行参数预测,文献[3]采用径向基函数(RBF)神经网络构建软测量数学模型,估计氧化铝浓度。文献[4]提出神经网络和模型预测控制算法相结合的神经网络模型预测控制算法,实现铝电解过程的最优控制。本文提出基于种群活性的改进 PSO 算法优化最小二乘向量机参数,建立预测模型并应用于氧化铝浓度预测,保证铝电解过程的稳定性。

## 1 铝电解工艺参数对电解槽氧化铝浓度影响

铝电解过程可采集的数据有槽电压、氧化铝下料间隔、槽电阻、铝水平、温度等。这些工艺参数对铝电解槽中氧化铝浓度有重要影响。根据现场技术人员提供相关数据可知,氧化铝浓度在(0.8-1.5)%为低浓度区;在(1.5-3.5)%为正常浓度区;在(3.5-5.5)%为高浓度区。

**电解质温度:**若电解质温度高于或者低于正常范围值,会使电解槽走向热行程或冷行程。

**氧化铝下料时间间隔:**如果槽控机出现决策错误,电解槽会长时间处于欠量下料或过量下料,导致电解槽中氧化铝浓度急剧降低或升高;下料间隔及下料过程中不确定因素的控制偏差均会导致电解槽中氧化铝浓度的变化。

**槽电阻:**在氧化铝浓度与槽电阻坐标轴中,其关系呈 U 型曲线,氧化铝浓度波动范围应控制在一定范围。浓度高于或者低于与槽电阻极值点所对应的浓度值,槽电阻均会升高。

**铝水平:**铝水平高于或者低于正常值,电解槽侧部炉帮温度升高或降低,散热量增大或减小,破坏电解槽热平衡,电解槽走向冷行程或热行程。

**槽电压:**电解槽控制系统通过人工设定电压与基准电流换算得到设定电阻值,控制槽电阻;槽电阻随槽电压的波动而波动。

## 2 改进粒子群算法的最小二乘支持向量机参数优化

最小二乘支持向量机是将支持向量机的学习问题转化成解线性方程组的问题,提高运算速度。LSSVM 算法的基本原理如下<sup>[5]</sup>:

给定  $N$  个训练样本  $\{x_i, y_i\}_{i=1}^N$ , 其中,  $x_i \in R^n$  为  $n$  维训练样本输入,  $y_i \in R$  为训练样本输出。LSSVM 算法的目标函数:

$$J(\omega, \xi) = \frac{1}{2} w^T w + \frac{1}{2} c \sum_{i=1}^N \xi_i^2 \quad (1)$$

$$\text{s.t. } y_i = w^T \varphi(x_i) + b + \xi_i \quad (2)$$

式中:  $w$  为权值矢量;  $c$  为正则化参数;  $b$  为偏置量;  $\xi_i$  为回归误差。

引入拉格朗日函数对函数求解:

$$L = \frac{1}{2} w^T w + \frac{1}{2} c \sum_{i=1}^N \xi_i^2 - \sum_{i=1}^N \alpha_i (w^T \varphi(x_i) + b + \xi_i - y_i) \quad (3)$$

$\alpha_i$  为拉格朗日乘子。

对式(3)求偏导令其偏导数为零,转化为线性方程组求解:

$$\begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 1 & \Omega + \gamma^{-1} I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ a \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ y \end{bmatrix} \quad (4)$$

式中:  $y = [y_1, \dots, y_n]^T$ ,  $I = [1, \dots, 1]^T$

$$\Omega = \{\Omega_{ij}\}_{n \times n} \quad (5)$$

$$\Omega_{ij} = \varphi^T(x_i) \varphi(x_j) = K(x_i, x_j)$$

通过求解式(4)和式(5),可得 LSSVM 回归函数:

$$\hat{y}(x) = \sum_{i=1}^N \alpha_i K(x, x_i) + b \quad (6)$$

式中:核函数为径向基核函数

$$K(x, x_i) = \exp\left(\frac{-\|x - x_i\|}{2\sigma^2}\right) \quad (7)$$

核函数为径向基核函数,需要确定  $c$  和  $\sigma^2$  个参数。

在 PSO 算法中,每个粒子均有与之相关的个体适应度。每个粒子依据自身与群体飞行经验来调整飞行轨迹,向最优靠拢。在  $n$  维空间中,设  $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in})$ 、 $v_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{in})$  分别为粒子  $i$  的当

前位置、当前速度； $p_i=(p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{in})$ 为粒子  $i$  经历的最好位置， $g_{best}$  为粒子群体全局最优位置。对每一代粒子的速度和位置，根据式(8)~(10)进化<sup>[6]</sup>：

$$v_i^{t+1} = w_{ps0}v_i^t + \varphi_1r_1(p_i^t - x_i^t) + \varphi_2r_2(g_{best}^t - x_i^t) \quad (8)$$

式中： $w_{ps0}$  为惯性权重； $\varphi_1$  和  $\varphi_2$  是加速度常数。

$$\begin{cases} v_i^{t+1} = v_{max} & v_i^{t+1} > v_{max} \\ v_i^{t+1} = -v_{max} & v_i^{t+1} < -v_{max} \end{cases} \quad (9)$$

式中： $t+1$  表示当前迭代次数； $v_{max}$  为最大飞行速度。

$$x_{i+1} = x_i + v_{i+1} \quad (10)$$

标准 PSO 算法对于多维复杂问题，在迭代过程中种群多样性损失快，易早熟收敛<sup>[7]</sup>，只能保证局部收敛。本文通过基于种群活性的改进 PSO 算法优化 LSSVM 参数，以克服传统 PSO 算法的不足。通过粒子在搜索空间分布情况和种群活跃程度实现种群多样性。速度均方根可量化种群粒子平均活跃度，其公式为<sup>[7]</sup>：

$$act(k) = \sqrt{\frac{1}{SD} \sum_{i=1}^S \sum_{j=1}^D v_{ij}^2(k)} \quad (11)$$

式中： $k$  为迭代次数； $S$  和  $D$  分别是粒子数和空间维度； $v_{ij}$  为第  $i$  个粒子第  $j$  维的速度。种群活性加速度采用差分法计算取得：

$$a = (act(k) - act(k - \Delta k)) / \Delta k \quad (12)$$

若第  $k-1$  次加速度大于第  $k$  次加速度，则进化粒子位置和速度，避免粒子陷入局部最优。

基于改进 PSO 算法优化 LSSVM 参数  $c$  和  $\sigma$ ，具体步骤如下：

1) 初始化算法相关参数：

群体规模  $S=20$ ，学习因子  $c_1=c_2=1.495$ ，初始权重  $w_{max}=0.93$ ，终止权重  $w_{min}=0.38$ ，迭代最大次数  $k_{max}=200$ ；宽度变化下界  $V\sigma_{min}=-0.5$ ，宽度变化上界  $V\sigma_{max}=0.5$ ；速度变化下界  $Vc_{min}=-50$ ，速度变化上界  $Vc_{max}=50$ ；

LSSVM 参数  $c$  和  $\sigma$ 取值范围为

$$c \in [0.01, 100], \sigma \in [0.01, 50]$$

2) 个体和群体最优位置的确定：

依据各粒子当前位置，设定 LSSVM 模型参数。训练待测样本，确定各粒子适应度值为训练误

差。更新粒子适应度，确定粒子当前位置和种群最优位置。

3) 早熟收敛判断及处理：

检测种群活性，若种群粒子有加速下降趋势，种群活性加速度  $a$  满足式(13)，则进化粒子；将各粒子作为父辈，并在  $\delta$ 邻域内按均匀分布构造  $m$  个子辈粒子<sup>[7]</sup>。若子辈粒子适应度值优于父辈，则替换，防止粒子陷入局部最优。

$$\begin{cases} a(k) = act(k) - act(k - \Delta k) < 0 \\ a(k) - a(k - \Delta k) = \\ act(k) - 2act(k - \Delta k) + act(k - 2\Delta k) < 0 \end{cases} \quad (13)$$

$$\delta = \frac{|L|}{S} \times \left( \frac{k_{max} - k}{k_{max}} \right)^m \quad (14)$$

式中： $L$  是搜索空间的对角线距离； $m$  非线性指数，迭代过程中，通过  $m$  调节  $\delta$ 收敛速度，根据文献<sup>[8]</sup>得  $m=2$  算法性能好。

4) 惯性权值的计算：

按凸函数非线性收缩的动态区间<sup>[8]</sup>，确定在收敛精度和收敛速度间的平衡点，根据式(14)计算权值。子代粒子速度和位置方程的更新同标准 PSO 算法一致：

$$\begin{cases} W_{end}(k) = w_{min} \\ W_{start}(k) = w_{max} - (w_{max} - w_{min}) \times (k / k_{max})^2 \end{cases} \quad (15)$$

5) 检查终止条件是否满足：

如果达到预设精度或达到最大迭代次数，则停止寻优，求最优解；否则转至 2)，继续下一次迭代。

### 3 铝电解过程数据分析及氧化铝浓度预测模型建立

分析铝电解生产过程及影响氧化铝浓度的因素，选取槽电阻，槽电阻斜率，氧化铝下料间，电解质温度，出铝量，设定电压，铝水平  $x_{1-7}(k)$ 等 7 个参数<sup>[9-10]</sup>。

1. 建立样本

图 1~3 为某铝厂部分氧化铝浓度采集数据。

从某铝厂采集样本数据，生成 4 个训练样本和 4 个测试样本，如表 1。

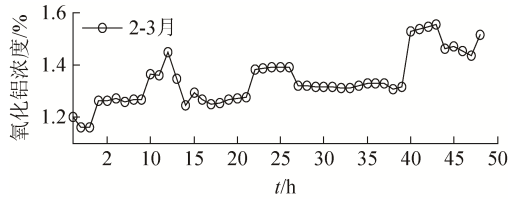


图 1 2-3 月采样周期中部分氧化铝浓度采集数据  
Fig. 1 Partial collection data of alumina density during February to March.

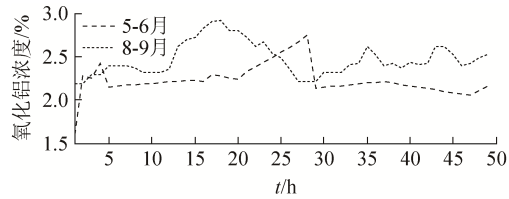


图 2 5-6、8-9 月采样周期中部分氧化铝浓度采集数据  
Fig. 2 Partial collection data of alumina density during May to June and August to September.

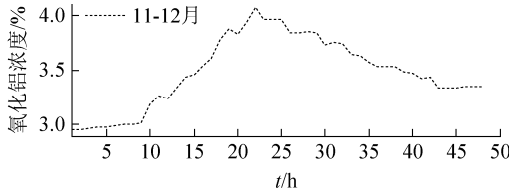


图 3 11-12 月采样周期中部分氧化铝浓度采集数据  
Fig. 3 Partial collection data of alumina density during November to December.

表 1 训练和测试样本

Tab. 1 Training and testing samples				
样本号	月/日	训练集	测试集	预测氧化铝浓度
1	2/10-3/11	150	49	低浓度
2	5/2-6/3	150	49	正常浓度
3	8/12-9/15	150	49	正常浓度
4	11/13-12/17	150	49	高浓度

## 2. 数据归一化反归一化处理

从实际生产过程中采集和测量的数据量纲不同<sup>[11]</sup>, 将数据统一到[0,1]之间。模型完成预测, 将模型预测输出数据通过反归一化还原成原来量纲。

## 3. 异常数据处理

铝电解生产过程中, 会产生对模型起到干扰的数据, 为了提高模型精度, 本文采用拉依达准则法多次反复剔除异常数据<sup>[12]</sup>。

## 4. 确定软测量模型的输入变量

本文将上述 7 种变量作为氧化铝浓度预测模型的输入, 当天  $k$  时刻氧化铝浓度作为模型输出<sup>[13]</sup>, 建立氧化铝浓度预测模型如式(16)所示。

$$y(k)=f\{x_1(k), x_2(k), x_3(k), x_4(k), x_5(k), x_6(k), x_7(k)\} \quad (16)$$

式中:  $y(k)$  是  $k$  时刻氧化铝浓度预测值; 在上述模型中去掉  $x_3(k)$  记为“1 号模型”; 去掉  $x_3(k)$ 、 $x_6(k)$  记为“2 号模型”<sup>[14]</sup>。

以样本 1 为例, 训练和测试样本的氧化铝浓度值为低氧化铝浓度, 其它样本与样本 1 类似。采用均方根误差<sup>[15]</sup>评判 3 种模型预测结果。结果表明本文预测模型输入变量的选取更有效, 对比结果见表 2。

表 2 三种预测模型测试结果比较

Tab. 2 Comparison of test results of three prediction models			
月/日	本文模型	1 号模型	2 号模型
2/17	0.053	0.087	0.101
2/18	0.061	0.091	0.103

## 4 基于改进 PSO-LSSVM 的铝电解氧化铝浓度预测

通过采用本文提出方法和标准算法获取 LSSVM 参数, 选取核函数为径向基函数“RBF”作为标准 LSSVM 法核函数, 参数  $c$  和  $\sigma^2$  的最优组合通过采用交叉验证法取得<sup>[16-17]</sup>。用预处理后  $4 \times 49$  测试集数据对氧化铝浓度进行预测, 对比预测结果精度, 部分样本数据见表 3。

采用均方根误差(RMSE)和 24 h 氧化铝浓度预测产生的相对误差绝对值最大值<sup>[18]</sup>( $RE_{\max}$ )作为本文的评判标准, 两种方法结果对比见表 4。

由表 4 知, 8 组测试样本, 标准 LSSVM 法<sup>[19]</sup>均方根误差 0.094, 本文方法 0.057, 精度提高 39.4%; 标准 LSSVM 法氧化铝浓度预测相对误差绝对值最大值 5.54%, 本文方法 3.79%, 误差减少 31.6%; 标准 LSSVM 法模型平均运算时间 18.77 s, 本文方法 8.76 s, 运算时间减少 53.3%。改进的 PSO-LSSVM 方法<sup>[20]</sup>, 在样本的运算时间和预测精度均优于标准 LSSVM。

以样本 3 为例, 选取 8 月 15-16 日预测结果进行对比, LSSVM 参数分别为: PSO-LSSVM, (3.581 2, 1.203 8), (11.798 6, 0.932 1); 标准 LSSVM, (96.54, 10.78), (39.12, 0.73), 预测结果对比如图 4 所示。

表3 部分样本数据  
Tab. 3 Partial sample data

槽电阻/ $\mu\Omega$	槽电阻斜率	氧化铝下料间隔/s	电解质温度/ $^{\circ}\text{C}$	出铝量/t	设定电压/v	铝水平/cm	氧化铝浓度/%
5.6	0.32	87	925	1.54	4.06	19.7	2.03
5.9	0.26	87	928	1.57	4.09	19.9	2.15
6.5	0.61	87	931	1.59	4.11	19.6	2.21

表4 改进 PSO-LSSVM 和 LSSVM 氧化铝浓度预测误差和计算时间对比

Tab. 4 Comparison of alumina density prediction error and calculation time of improved PSO-LSSVM and LSSVM

测试样本 月/日	标准 LSSVM			改进 PSO-LSSVM		
	时间/s	$RE_{\max}/\%$	$RMSE$	时间/s	$RE_{\max}/\%$	$RMSE$
2/17	18.36	5.91	0.091	9.28	3.45	0.053
2/18	18.24	6.18	0.104	8.36	4.03	0.061
5/6	18.59	5.24	0.086	7.98	3.34	0.046
5/7	19.23	5.73	0.089	8.82	3.41	0.050
8/15	19.38	6.24	0.106	8.76	4.71	0.069
8/16	18.76	5.97	0.102	9.23	4.25	0.064
12/13	18.97	4.13	0.086	8.69	3.60	0.058
12/14	18.63	4.89	0.089	9.03	3.53	0.056

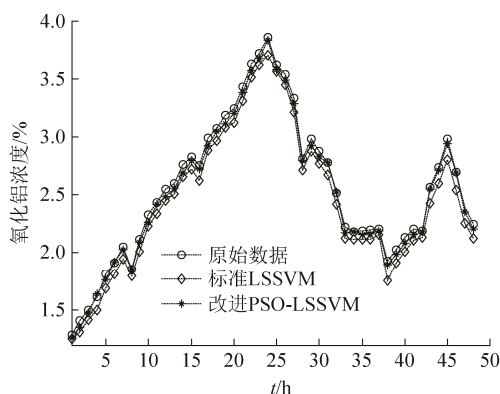


图4 改进 PSO-LSSVM 和标准 LSSVM 算法氧化铝浓度预测结果对比

Fig. 4 Comparison of alumina density prediction results of improved PSO-LSSVM and LSSVM

### 5 结论

本文分析工业铝电解生产特点, 提出采用基于种群活性的 PSO 改进算法优化 LSSVM 参数, 更好地平衡算法局部及全局搜索能力。通过仿真分析知, 本文所选用模型的输入变量有效提升了氧化铝浓度预测模型的预测精度, 为工业生产中氧化铝浓度预测提供依据<sup>[21]</sup>, 在保证电解槽中氧化铝浓度稳定方面有重要意义。

### 参考文献:

[1] 林景栋, 吕函珂, 朱斌泉. 基于正交预测的铝电解槽

氧化铝浓度判定[J]. 控制工程, 2012(5): 873-876.  
 Lin Jingdong, Lü Hanke, Zhu Binquan. Determination of alumina density based on orthogonal prediction[J]. Control Engineering Of China, 2012(5): 873-876.  
 [2] 郭俊, 桂卫华. 铝电解生产过程的多目标优化[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2012, 43(2): 548-553.  
 Guo Jun, Gui Weihua. Multi-objective optimization for aluminum electrolysis production process[J]. Journal of Central South University(Natural Science), 2012, 43(2): 548-553.  
 [3] 张愉. 氧化铝浓度的 RBF 神经网络软测量模型研究[J]. 计算机测量与控制, 2010(11): 242-247.  
 Zhang Yu. Study on RBF Neural Network Soft Sensing Model of Alumina Concentration[J]. Computer Measurement & Control, 2010(11): 242-247.  
 [4] 李家界, 马驰, 郭宏伟, 等. 基于铝电解过程的神经网络模型预测控制的应用研究[J]. 轻金属, 2007(3): 25-28.  
 Li Jiajie, Ma Chi, Guo Hongwei, et al. The Research and application Of Neural Network model predictive control based on aluminum electrolysis process[J]. Light Metals, 2007(3): 25-28.  
 [5] 蒋少华, 桂卫华, 阳春华. 基于 RS 与 LSSVM 多分类法的故障诊断方法及应用[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2009, 40(2): 447-451.  
 Jiang Shaohua, Gui Weihua, Yang Chunhua. Fault diagnosis method and application based on RS and LSSVM multi classification method[J]. Journal of Central South University(Natural Science), 2009, 40(2):

- 447-451.
- [6] 孙斌, 姚海涛. 基于 PSO 优化 LSSVM 的短期风速预测[J]. 电力系统保护与控制, 2012, 40(5): 85-89.  
Sun Bin, Yao Haitao. The short-term wind speed forecast analysis based on the PSO-LSSVM predict model[J]. Power System Protection and Control, 2012, 40(5): 85-89.
- [7] 左旭坤, 苏守宝. 一种群活性反馈粒子群优化算法[J]. 计算机工程, 2012, 38(13): 182-184.  
Zuo Xukun, Su Shoubao. Particle Swarm Optimization Algorithm with Swarm Activity Feedback[J]. Computer Engineering, 2012, 38(13): 182-184.
- [8] 刘华董, 林玉娥, 张君施. 基于混沌搜索解决早熟收敛的混合粒子群算法[J]. 计算机工程与应用, 2006, 42(13): 77-79.  
Liu Huadong, Lin Yue, Zhang Junshi. A Hybrid Particle Swarm Optimization Based on Chaos Strategy to Handle Local Convergence[J]. Computer Engineering and Application, 2006, 42(13): 77-79.
- [9] Xi Yugeng, Geng Xiaojun, Chen Hong. Progress of predictive control performance study[J]. Control theory and applications (S1000-8152), 2012, 17(4): 74-75.
- [10] 刘雅锋, 廖贤安. 铝电解槽内衬的应力分析与结构设计[J]. 轻金属, 2013(6): 27-29.  
Liu Yafeng, Liao Xian'an. Lining stress analysis and structure design of aluminum electrolysis pots[J]. Light Metals, 2013(6): 27-29.
- [11] 周乃军, 童道辉, 张家奇, 等. 导流式铝电解槽电-热平衡计算建模与应用[J]. 中南大学学报(自然科学), 2011, 42(12): 3888-3893.  
Zhou Naijun, Tong Daohui, Zhang Jiaqi, et al. Modeling and application of electric heat balance calculation for diversion aluminum reduction cell[J]. Journal of Central South University(Natural Science), 2011, 42(12): 3888-3893.
- [12] 邓胜祥, 马和平, 谢青松, 等. 预焙铝电解槽在线仿真槽况诊断专家系统研究[J]. 计算机测量与控制, 2011, 19(8): 1850-1852.  
Deng Shengxiang, Ma Heping, Xie Qingsong, et al. A Study of On-line Simulation and Cell Condition Diagnosis Expert System of Prebaked Cell for Aluminum-reduction[J]. Computer Measurement & Control, 2011, 19(8): 1850-1852.
- [13] Li J, Wang J. Research of temperature predictive control based on LSSVM optimized by improved PSO for thick steel plate roller hearth normalizing furnace[J]. Intelligent Control & Automation (S2153-0653), 2010: 3717-3721.
- [14] Zhou Tianpei. Study of alumina density control based on intelligent characteristic model[J]. Trans Tech Publications (S1142-9021), 2011(3): 27-29.
- [15] 崔喜凤, 张红亮, 邹忠, 等. 铝电解槽电热场计算精度与网格密度的关系[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2011, 42(3): 574-578.  
Cui Xifeng, Zhang Hongliang, Zou Zhong, et al. Relationship between thermal-electrical calculation accuracy of aluminum reduction cells and mesh density[J]. Journal of Central South University (Natural Science)2011, 42(3): 574-578.
- [16] 张红亮, 张翩辉, 李劫, 等. 160 kA 预焙铝电解槽电流强化后热平衡的数值计算[J]. 轻金属, 2011(11): 33-36.  
Zhang Hongliang, Zhang Pianhui, Li jie, et al. Numerical calculation of heat balance adjustment of 160kA prebaked aluminium reduction pot after current strengthen[J]. Light Metals, 2011(11): 33-36.
- [17] 乔宗良, 张蕾, 周建新, 等. 一种改进的 CPSO-LSSVM 软测量模型及其应用[J]. 仪器仪表学报, 2014(1): 234-240.  
Qiao Zongliang, Zhang Lei, Zhou Jianxin, et al. Soft sensor modeling method based on improved CPSO-LSSVM and its applications[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2014(1): 234-240.
- [18] Cao Danyang, Zeng Shuiping, Li Jinhong. Variable universe fuzzy expert system for aluminum electrolysis[J]. Transactions of Nonferrous Metals Society of China (S1003-6326), 2011, 21(2): 429-435.
- [19] 郭俊, 桂卫华. 基于网格聚类 LS-SVM 的铝电解生产过程极距软测量[J]. 控制与决策, 2012, 27(8): 1261-1264.  
Guo Jun, Gui Weihua. Soft-sensing of polar distance for aluminum electrolysis production process based on grid-based clustering LS-SVM[J]. Control and Decision, 2012, 27(8): 1261-1264.
- [20] 穆朝絮, 张瑞民, 孙长银. 基于粒子群优化的非线性系统最小二乘支持向量机预测控制方法[J]. 控制理论与应用, 2010, 27(2): 164-168.  
Mu Chaoxu, Zhang Ruimin, Sun Changyin. Least squares support vector machine predictive control for nonlinear systems based on particle swarm optimization[J]. Control Theory and Application, 2010, 27(2): 164-168.
- [21] Jun Yi. Integration of fuzzy information granulation and support vector machine for prediction alumina density Cognitive Informatics & Cognitive Computer[C]// 2012 IEEE 11th International Conference on, 2012, 22(6): 21-23.