

doi:10.11835/j.issn.1000-582X.2015.06.001

# 深锥浓密机底流浓度预测与外部结构参数优化

王新民,张国庆,赵建文,李 帅  
(中南大学 资源与安全工程学院,长沙 410083)

**摘 要:**针对困扰支持向量机(SVM)模型参数选择问题,结合遗传算法(GA),建立了深锥浓密机底流放砂浓度的 GA-SVM 预测模型,研究了不同结构参数状态下底流浓度的变化规律,进行了深锥浓密机的外部结构参数优化选择。以司家营铁矿为例,在最优底流放砂浓度为 72% 的条件下,经外部结构参数优化后的深锥浓密机锥高 10 m、锥角为 30°,系统稳定可靠、底流连续均匀,动力荷载较同类矿山降低约 15%,压耙停机故障降低 80%。

**关键词:**深锥浓密机;底流浓度;外部结构参数;支持向量机;遗传算法

中图分类号:X753

文献标志码:A

文章编号:1000-582X(2015)06-001-07

## Underflow concentration prediction and external structure parameter optimization of deep cone thickener

WANG Xinmin, ZHANG Guoqing, ZHAO Jianwen, LI Shuai

(School of Resources and Safety Engineering, Central South University, Changsha 410083, P.R.China)

**Abstract:** To overcome the difficulty of choosing appropriate external structure parameters for support vector machine(SVM)models, the genetic algorithm(GA)is introduced and a GA-SVM optimal prediction model of underflow concentration is built. The change laws of thickener underflow concentration are discussed under different parameters, and the structure parameters of deep cone thickener are optimized. Sijiaying iron mine is taken as an example, and the results show that with the optimal underflow concentration of 72%, the optimized external structure parameters of deep cone thickener are 10 m high and 30 degree cone. The optimized deep cone thickener in Sijiaying runs steady with continuous underflow concentration flowing. Compared with other similar thickeners, its energy load and fault probability are reduced by 15% and 80% respectively.

**Key words:** deep cone thickener; underflow concentration; external structure parameter; support vector machine(SVM); genetic algorithm(GA)

深锥浓密技术是近年来迅速发展起来的在矿物加工、湿法冶金、污水处理、膏体充填和尾矿干堆等诸多领域得到广泛应用的一门新技术。深锥浓密机利用絮凝剂加速固液分离的原理,将传统的充填料浆浓密、过滤两段脱水作业简化为一段絮凝浓密作业,设备简单、能耗低且底流浓度高、溢流浊度小,符合安全环保、低能耗的似膏体、膏体充填发展新方向<sup>[1]</sup>。但是,不合理的深锥浓密机的外部结构参数(特别是高度和锥角)选型<sup>[2]</sup>,往往会导致整个深锥浓密系统运行效率下降、动力负荷过重、运营成本过高,底流不稳、溢流浑浊及压

收稿日期:2015-07-03

基金项目:“十一五”科技支撑计划课题资助项目(2008BAB32B03)。

Supported by The 11th Five Year Key Programs for Science and Technology Development of China (2008BAB32B03).

作者简介:王新民(1957-),男,中南大学教授,博士生导师,主要从事采矿与充填技术研究与教学工作,(E-mail)wxm1958@126.com。

耙停机等问题<sup>[3]</sup>。

国内外的学者大多从浆体自身的流变特性出发,对深锥浓密机的絮凝沉降原理和脱水效率进行了大量的研究,但是,对具体目标矿山的外部结构参数选型研究较少,导致缺乏系统可靠的理论支撑,大多只能依靠决策者的个人经验。Rudman 等<sup>[4]</sup>研究了料浆屈服应力对浓密机运行平稳性的影响;陈述文等<sup>[5]</sup>介绍了不同高度下的深锥浓密机尾矿处理效果的影响,并未深入研究其影响规律;王勇等<sup>[6]</sup>建立了深锥浓密机底流浓度与浓密机高径比之间的数学关系,并未考虑锥角对底流浓度的影响。

支持向量机(SVM)是一种基于结构风险最小化原则的新型回归方法,能较好地解决少数据、贫信息、不确定性问题,且不受非线性模型的限制。Trafalis 等<sup>[7]</sup>采用 SVM 模型对两相流管输过程中不同流速状态对应的流态进行了分类;张钦礼等<sup>[8]</sup>利用 SVM 建立了充填钻孔寿命优化预测模型。笔者利用国内先进的室内深锥浓密模型,研究了不同结构参数状态下浓密机底流放砂浓度的变化规律,运用 SVM 进行建模,针对困扰 SVM 的模型参数选择问题,结合遗传算法(GA)进行优选,确保所选参数最优化。以司家营铁矿为目标矿山,根据底流浓度预测结果,进行深锥浓密机外部结构参数的优化选择。

## 1 支持向量机回归

常见的回归问题<sup>[9]</sup>可如下表述: $l$  个训练样本中,从中回归出输入与输出变量之间的非线性关系(依赖、映射或函数关系)。给定一个训练样本数据集  $S = \{(x_1, y_1), \dots, (x_l, y_l)\}$ ,  $x_i \in \mathbf{R}^n$  代表了样本的输入空间,  $y_i \in \mathbf{R}$  为输出目标值,  $i = 1, 2, \dots, l, n$  为  $x_i$  向量的维数,  $\mathbf{R}$  为实数集。SVM 的基本原理就是利用内积函数定义的非线性变换将输入空间转变为一个高维特征空间,把寻找最优线性回归超平面的算法归结为求解一个约束条件下的规划问题,从而求得全局最优解<sup>[10]</sup>。

原样本集  $S$  经映射  $f = \varphi(x)$  转化为高维空间  $Z$ , 回归问题即转变为寻求与  $y_i$  无限逼近的最优函数

$$f(x, \alpha) = \omega x + b, \quad (1)$$

式中:  $\alpha$  为拉格朗日乘子,  $\omega$  为权重向量,  $b$  为偏置量。  $S$  中任意点到  $f(x)$  的距离  $d_i$  为

$$d_i = \frac{|\langle \omega, x \rangle + b - y_i|}{\sqrt{1 + \|\omega\|^2}}, \quad (2)$$

于是有

$$d_i \leq \frac{\epsilon}{\sqrt{1 + \|\omega\|^2}}, i = 1, 2, \dots, l, \quad (3)$$

式中:  $\epsilon$  为  $f(x)$  逼近  $y_i$  的偏离值,任意小的数。通过最大化  $d_i$ , 即最小化  $\|\omega\|^2$ , 即可得到最优  $f(x)$ , 引入松弛变量  $\xi_i, \xi_i^* \geq 0$  表征误差后的优化方程为

$$\min \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + C \sum_{i=1}^l (\xi_i + \xi_i^*), \quad (4)$$

式中:  $C$  为惩罚因子, 其对应的约束条件为

$$f(x_i) - y_i \leq \xi_i^* + \epsilon, \quad (5)$$

$$y_i - f(x_i) \leq \xi_i + \epsilon. \quad (6)$$

引入拉格朗日函数

$$L(\omega, b, \xi) = \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + C \sum_{i=1}^l (\xi_i + \xi_i^*) - \sum_{i=1}^l \alpha_i [\xi_i + \epsilon - y_i + [\omega, x_i] + b] - \sum_{i=1}^l \alpha_i^* [\xi_i^* + \epsilon + y_i - [\omega, x_i] - b] - \sum_{i=1}^l (\gamma_i \xi_i + \gamma_i^* \xi_i^*), \quad (7)$$

式中:  $\alpha, \gamma$  为拉格朗日乘子。对式(7)中分别对  $\omega, \xi, b$  求偏微分, 消去  $\omega, \gamma$ , 求出  $\alpha$  后, 可得  $f(x)$  的表达式为

$$f(x) = \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) (h(x)h(x_i)) + b. \quad (8)$$

利用 Hilbert-Schmidt 理论, 考虑可能造成的“维数灾难”, 引入经 SVM 平滑度计算的预测高斯核函数(RBF)  $K(x, x_i) = h(x)h(x_i)$  后的  $f(x)$  为

$$f(x) = \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) K(x, x_i) + b. \quad (9)$$

## 2 GA-SVM 预测模型

将遗传算法(GA)应用在 SVM 预测模型的计算过程中可最大程度的减少运算的迭代次数,以较少的样本代数实现对计算结果的优胜劣汰,不断逼近优化解群<sup>[11]</sup>。

### 2.1 数据标准化处理

数据标准化(归一化)处理<sup>[12]</sup>是数据挖掘的一项基础工作,为了消除不同评价指标之间的量纲影响,文中采用最常用的 min-max 标准化处理方法进行数据标准化处理,以解决数据指标之间的可比性。

### 2.2 参数寻优

遗传算法极值寻优过程是指将训练后的预测结果作为个体适应度值,通过选择、交叉和变异操作寻找函数的全局最优解和对应的输入值。

1)适应度函数。根据给定样本集中个体的初始权值和阈值,用训练数据训练预测系统输出,把预测输出和期望输出直接的误差绝对值作为个体适应度值  $F$ ,

$$F = k \left( \sum_{i=1}^n \text{abs}(y_i - a_i) \right), \quad (10)$$

式中: $n$  为网络输出节点数, $y_i$  为第  $i$  个节点的期望输出; $a_i$  为第  $i$  个节点的预测输出, $k$  为系数。

2)选择操作。采用遗传算法常用的轮盘赌法发放,即基于适应度比例选择策略,个体  $i$  的选择概率

$$p_i = \frac{f_i}{\sum_{j=1}^N f_j}, \quad (11)$$

式中: $f_i = k/F$  表征个体  $i$  适应度值, $N$  为种群数目。

3)交叉操作。实数编码的各个体采用实数交叉法,第  $k$  个染色体  $a_k$ ,与第  $l$  个染色体  $a_l$  在  $j$  位的交叉计算方法如下:

$$\begin{aligned} a_{kj} &= a_{kj}(1-b) + a_{lj}b, \\ a_{lj} &= a_{lj}(1-b) + a_{kj}b. \end{aligned} \quad (12)$$

4)变异操作。选取第  $i$  个个体的第  $j$  个基因  $a_{ij}$  进行变异操作如下:

$$a_{ij} = \begin{cases} a_{ij} + (a_{ij} - a_{\max}) \cdot f(g) & r \leq 0.5 \\ a_{ij} + (a_{\min} - a_{ij}) \cdot f(g) & r > 0.5 \end{cases}. \quad (13)$$

遗传算法的基本步骤如下:

1)采用通用的二进制编码法,以  $\sigma$ 、 $C$ 、 $p$  三个参数的二进制编码随机组合构成  $n$  组染色体。

2)依据实际数据复杂程度进行选择合适群体大小  $M$  和遗传代数  $T$ 。

3)根据 SVM 回归预测模型,将均方差作为适应值函数。高精度回归函数要求预测值与实际值的误差尽量小,回归曲线与实际曲线越贴近,适应值越小,模型越精确。

4)随机生成群体,进行遗传迭代,直到遗传代数满足停止条件,得到最优 SVM 参数。最终得到的 GA-SVM 预测模型流程图如图 1 所示。

## 3 应用实例

以司家营铁矿全尾砂深锥浓密系统为例,运用 GA-SVM 模型对深锥浓密机底流放砂浓度进行预测和结构参数优化选择。室内动态浓密沉降试验<sup>[13]</sup>结果表明:最佳的尾砂进料质量浓度为 20%,适宜采用的絮凝剂为聚丙烯酰胺,添加量为 5 g/t;室内静态絮凝沉降试验计算深锥浓密机所需的最小面

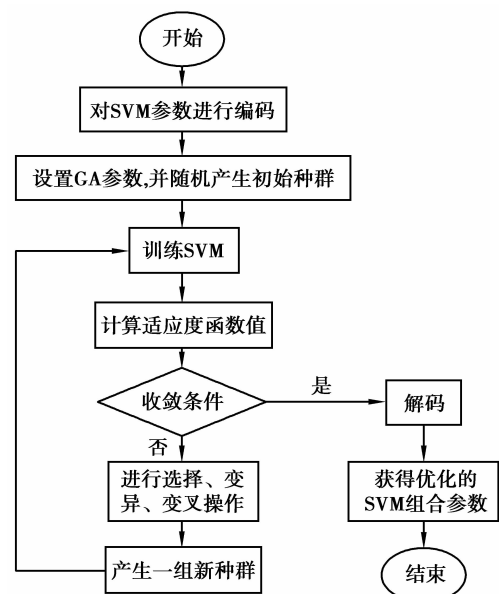


图 1 GA-SVM 预测模型

Fig.1 GA-SVM prediction model

积为 458.82 m<sup>2</sup>,设计浓密机直径为 25 m。在最佳的尾砂进料浓度和絮凝剂添加状态下,深锥浓密机的外部结构参数(主要是高度和锥角)是影响底流浓度变化的最主要因素。理论上高度越高、锥角越大尾砂所受压缩应力越大,底流浓度越高;但高度和锥角过大,底部耙架运行阻力越大,动力负荷剧增的同时,更容易发生压耙停机故障,系统稳定性大大降低。浓密机高度过低、锥角过小不仅难以获得高浓度的放砂底流,且会造成溢流水中含固量高、废水处理困难<sup>[14]</sup>。

### 3.1 建立样本集

综合考虑司家营铁矿充填生产实际,在最佳的尾砂进料浓度和絮凝剂添加状态下,选取深锥浓密机的高度  $h$  (m)和锥角  $\varphi$  (°),作为影响底流放砂浓度变化的最主要因素。选择 4 种比较典型的高度和锥角的组合方案进行正交试验,选用可安排二因素、四水试验的正交试验表,试验水平如表 1 所示。

表 1 试验因素与水平  
Table 1 Factors and levels in test

水平	浓密机外部结构参数	
	高度 $h$ /m	锥角 $\varphi$ /(°)
1	3	10
2	6	15
3	9	30
4	12	45

按照试验设计,利用飞翼股份有限公司生产的直径 1 m、高度 5~15 m、锥角 10°~45°深锥浓密机模型,研究不同正交试验状态下浓密机底流放砂浓度的变化,得到样本数据如表 2 所示,对样本数据进行归一化处理,所得结果见表 3。

表 2 参数优选试验结果(样本集)  
Table 2 Optimization test result (samples of training)

试验序号	浓密机高度 $h$ /m	锥角 $\varphi$ /(°)	底流浓度 $C_w$ /%
1	3	10	49.5
2	6	10	52.5
3	9	10	59.6
4	12	10	66.8
5	3	15	50.8
6	6	15	54.6
7	9	15	62.5
8	12	15	70.5
9	3	30	55.3
10	6	30	59.8
11	9	30	67.5
12	12	30	75.2
13	3	45	56.5
14	6	45	61.6
15	9	45	70.8
16	12	45	78.8

表 3 归一化处理后量纲一的量

Table 3 Normalized data

试验序号	浓密机高度 $h$	锥角 $\varphi$	底流浓度 $C_w / \%$
1	0.000	0.092	0.613
2	0.040	0.092	0.653
3	0.079	0.092	0.747
4	0.119	0.092	0.842
5	0.000	0.158	0.631
6	0.040	0.158	0.681
7	0.079	0.158	0.785
8	0.119	0.158	0.891
9	0.000	0.356	0.690
10	0.040	0.356	0.749
11	0.079	0.356	0.851
12	0.119	0.356	0.953
13	0.000	0.554	0.706
14	0.040	0.554	0.773
15	0.079	0.554	0.894
16	0.119	0.554	1.000

### 3.2 GA-SVM 模型建立与求解

#### 3.2.1 GA-SVM 参数寻优

1) 设定参数范围为  $0 \leq \sigma \leq 100, 0 \leq C \leq 100, 0.1 \leq p \leq 10$ , 进行二进制编码, 编码串长度为 20, 构建遗传算法初始种群。

2) 设定初始进化代数  $T_0 = 1$ , 最大遗传代数  $T_{\max} = 100$ , 种群最大数量  $M = 20$ 。

3) 解码后的初始群体进行支持向量机训练, 利用式(10)计算其适应度函数值  $F$ 。通过均方差值来判断优劣, 若均方差值满足要求或达到设定的最大遗传代数, 则自动终止算法并转至步骤 5); 否则进入步骤 4)。

4) 将选择、交叉和变异作用于群体中(式(11)-(13)), 产生下一代, 再转至步骤 3) 继续迭代。

5) 计算得出最优参数组为  $\sigma = 92.538\ 2, C = 36.275\ 2, p = 33.751\ 8$ 。

#### 3.2.2 GA-SVM 模型建立

经学习训练可得决策函数的偏置项  $b = 50.414$ , 将各最优参数组带入式(8), 则引入经 SVM 平滑度计算的预测高斯核函数(RBF)后的  $f(x)$  为

$$f(x) = \sum_{i=1}^{182} (a_i - a_i^*) \exp(-92.538\ 2 |x - x_i|^2 + 50.414). \quad (14)$$

#### 3.2.3 GA-SVM 模型求解

根据所构造的最优 GA-SVM 模型决策函数, 运用 MATLAB 对底流放砂浓度 GA-SVM 预测模型进行计算, 可以得出预测输出与实测值对比的曲线图(如图 2)。

由图 2 可以看出, 模型的拟合结果良好, 预测结果与实测值误差范围在 3% 以内, 模型预测精度较高。深锥浓密机底流放砂浓度与浓密机高度和锥角成类似线性的增长关系: 在浓密机高度一定时, 底流放砂浓度随锥角的增大而缓慢增加, 增幅较小; 在锥角一定时, 底流放砂浓度随深锥高度的增加而迅速增大。单一的增加锥角或提升深锥高度, 并不能达到大幅提升底流放砂浓度的要求。

应用遗传算法<sup>[15]</sup>求解底流放砂浓度, 迭代次数为 50 次, 种群规模是 20, 交叉概率 0.2, 交叉变异概率为 0.1, 采用浮点数编码, 个体长度为 2, 优化过程中最优个体适应度值变化曲线如图 3 所示。

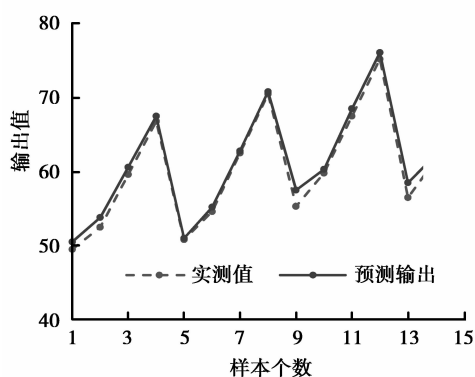


图 2 预测输出与实测值对比图

Fig.2 Predicted output and measured values

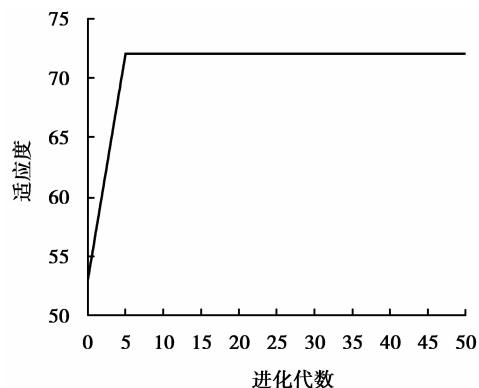


图 3 适应度变化曲线图

Fig.3 Fitness changing

### 3.3 预测结果分析

预测优化结果表明:遗传算法(GA)应用在 SVM 预测模型的计算过程中可最大程度的减少运算的迭代次数,以较少的样本代数实现对计算结果的优胜劣汰,不断逼近优化解群,并利用待优化指标的试验数据作为适应度函数值。

为满足司家营铁矿似膏体充填料浆的制备要求,深锥浓密机底流放砂浓度应大于 70%。在此前提下,优选出适宜的深锥浓密机高度和锥角为: $h \geq 9$  m,  $\varphi \geq 30^\circ$ 。利用遗传算法对底流放砂浓度预测模型进行求解,由表 3 可知,预测模型的最优解对应的底流放砂浓度为 72%,在实际最大放砂浓度范围内,且与司家营铁矿周边同一矿床类型的全尾砂深锥浓密矿山的最佳放砂浓度相近,说明了该方法的有效性。

结合司家营铁矿似膏体充填料浆 72%的放砂浓度要求,利用飞翼股份有限公司的深锥浓密机模型对优选的深锥浓密机高度和锥角进行了大量试验。研究表明:在高度一定的情况下,单一的增加锥角对底流放砂浓度的提高作用有限,且会大幅增加系统的动力载荷;在锥角为  $30^\circ$ 时,高 9 m 的深锥浓密机底流浓度为 68%~71%,高 9.5 m 的底流浓度为 70%~73%,高度为 10 m 时底流浓度为 71%~73%。

综合以上原因,选取适宜司家营铁矿充填生产实际的最优深锥浓密机外部结构参数条件为:深锥高 10 m,锥角  $30^\circ$ 。此状态下的深锥浓密机经实际建设调试后,运行平稳、底流连续均匀,动力荷载较同类型可类比矿山(河北钢铁旗下同类铁矿高 9 m、锥角  $45^\circ$ 的深锥浓密机)降低约 15%,压耙停机故障降低 80%,系统稳定运行可靠性大大提升。

## 4 结 论

1)根据 SVM 原理,结合遗传算法建立了以深锥浓密机高度和锥角为输入,以底流放砂浓度为输出的 GA-SVM 预测模型,提高了模型的学习、训练速度,减小了误差。

2)通过设计正交试验,产生样本集,运用 MATLAB 对底流放砂浓度 GA-SVM 预测模型进行计算,所得出的预测输出与期望输出相近。

3)利用遗传学算法对预测模型进行最优求解,最优解条件下,对深锥浓密机的最优外部结构参数进行优化,优化后的深锥浓密系统运行平稳、底流连续均匀,动力荷载较同类型可类比矿山降低约 15%,压耙停机故障降低 80%,系统稳定运行可靠性大大提升。

4)运用 GA-SVM 预测模型对司家营铁矿深锥浓密机底流放砂浓度进行预测优化,避免了个人经验选择的主观随机性,能够做出更为科学合理依据的判断,为深锥浓密机外部结构参数的优化提供了新的思路和技术支撑。

### 参考文献:

- [ 1 ] Lake P, Boris M E, Gollaher T. High density paste thickener in Siberia[C]// Jewell R, Fourie A. Proceedings of the 13th International Seminar on Paste and Thickened Tailings. Nedlands: Australian Centre for Geomechanics, 2010: 411-419.

- [2] 王勇,吴爱祥,王洪江,等.全尾膏体动态压密特性及其数学模型[J].岩土力学,2014,35(2):168-179.  
WANG Yong,WU Aixiang,WANG Hongjiang,et al.Dynamic thickening characteristics and mathematical model of total tailings[J].Rock and Soil Mechanics,2014,35(2):168-179.(in Chinese)
- [3] 吴爱祥,焦华喆,王洪江,等.深锥浓密机搅拌刮泥耙扭矩力学模型[J].中南大学学报(自然科学版),2012,43(4):1469-1474.  
WU Aixiang,JIAO Huazhe,WANG Hongjiang,et al.Mechanical model of scraper rake torque in deep-cone thickener[J].Journal of Central South University of Technology (Natural Science),2012,43(4):1469-1474.(in Chinese)
- [4] Rudman M,Simic K,Paterson D A,et al.Raking in gravity thickeners [J].International Journal of Minerals Processing,2008,86:114-130.
- [5] 陈述文,陈启平.HRC 高压浓缩机的原理,结构及应用[J].金属矿山,2002,32(12):33-36.  
CHEN Shuwen,CHEN Qiping.The structure,principle and application of high pressure thickeners[J].Metal Mine,2002,32(12):33-36.(in Chinese)
- [6] 王勇,王洪江,吴爱祥.基于高径比的深锥浓密机底流浓度数学模型[J].武汉理工大学学报,2011,33(8):113-117.  
WANG Yong,WANG Hongjiang,WU Aixiang.Mathematical model of deep cone thickener underflow concentration based on the diameter ratio[J].Journal of Wuhan University of Technology,2011,33(8):113-117.(in Chinese)
- [7] Trafalis T B,Oladunni O,Papavassiliou D V.Two-phase flow regime identification with a multiclassification support vector machine (SVM) model [J].Industrial & Engineering Chemistry Research,2005,44(12):4414-4426.
- [8] 张钦礼,陈秋松,胡威,等.充填钻孔寿命 SVM 优化预测模型研究[J].中南大学学报(自然科学版),2014,45(2):536-540.  
ZHANG Qinli,CHEN Qiusong,HU Wei,et al.SVM optimal prediction model of the backfill drill-hole life[J].Journal of Central South University of Technology (Natural Science),2014,45(2):536-540.(in Chinese)
- [9] 王宏宇,糜仲春,梁晓艳,等.一种基于支持向量机回归的推荐算法[J].中国科学院研究生院学报,2007,24(6):742-748.  
WANG Hongyu,MI Zhongchun,LIANG Xiaoyan,et al.A recommendation algorithm based on Support Vector Regression[J].Journal of the Graduate School of the Chinese Academy of Sciences,2007,24(6):742-748.(in Chinese)
- [10] Ghemtio L,Soikkeli A,Yliperttula M,et al.SVM classification and CoMSIA modeling of UGT1A6 interacting molecules[J].Journal of Chemical Information and Modeling,2014,54(4):1011-1026.
- [11] 李杰,楚恒,朱维乐,等.基于支持向量机和遗传算法的纹理识别[J].四川大学学报,2005,37(4):104-108.  
LI Jie,CHU Heng,ZHU Weile,et al.Texture recognition using support vector machines and genetic algorithm [J].Journal of Sichuan University,2005,37(4):104-108.(in Chinese)
- [12] Chaturvedi S,Prasad K H,Faruque T A,et al.Automating pattern discovery for rule based data standardization systems [C]//2013 IEEE 29th International Conference on Data Engineering (ICDE),April 8-12,2013,Brisbane,Australia.[S.l.]:IEEE,2013:1231-1241.
- [13] 李辉,王洪江,吴爱祥,等.基于尾砂沉降与流变特性的深锥浓密机压耙分析[J].北京科技大学学报,2013,35(12):1553-1558.  
LI Hui,WANG Hongjiang,WU Aixiang,et al.Pressure rake analysis of deep cone thickeners based on tailings' settlement and rheological characteristics [J].Journal of University of Science Technology Beijing,2013,35(12):1553-1558.(in Chinese)
- [14] 王勇,吴爱祥,王洪江,等.深锥浓密机体积确定方法及其应用[J].中国矿业大学学报,2013,42(1):45-49.  
WANG Yong,WU Aixiang,WANG Hongjiang,et al.A method to determine deep cone thickener volume and its application[J].Journal of China University of Mining & Technology,2013,42(1):45-49.(in Chinese)
- [15] 郑春红,焦李成,郑贵文.基于 GA 的遥感图像目标 SVM 自动识别[J].控制与决策,2005,20(11):1212-1215.  
ZHENG Chunhong,JIAO Licheng,ZHENG Guiwen.Genetic algorithm-based SVM for automatic target classification of remote sensing images[J].Control and Decision,2005,20(11):1212-1215.(in Chinese)