

doi: 10.3969/j.issn.2095-1744.2021.01.011

# 生物氧化预处理过程中溶氧量的预测

高 轩, 南新元

(新疆大学 电气工程学院, 乌鲁木齐 830047)

**摘 要:** 溶氧量是影响生物氧化速率的重要因素之一, 精准预测溶氧量对生物氧化冶金工艺有着十分重要的意义, 为提高模型预测的精度, 提出一种基于鲸鱼算法-最小二乘支持向量机(WOA-LSSVM)的矿浆溶氧量预测建模方法, 用鲸鱼算法对最小二乘支持向量机的核函数宽度和惩罚因子进行寻优, 建立 WOA-LSSVM 溶解氧量预测模型, 最后输出预测结果。研究表明, WOA-LSSVM 模型的预测结果更接近于实际值, 其相对误差也比另外两种模型的低。该模型能对溶解氧进行精准预测, 可用于溶解氧的预测研究。

**关键词:** 生物氧化预处理; 溶解氧量; 鲸鱼算法; 最小二乘支持向量机; 预测

**中图分类号:** TF831; TP391.9 **文献标志码:** A **文章编号:** 2095-1744(2021)01-0068-05

## Prediction of Dissolved Oxygen during the Biological Oxidation Pretreatment Process

GAO Xuan, NAN Xinyuan

(School of Electrical Engineering, Xinjiang University, Urumqi 830047, China)

**Abstract:** As one of the important factors influencing the rate of biological oxidation, dissolved oxygen content is very important for the biological oxidation metallurgy process. To improve the accuracy of model prediction, this paper proposes a whale algorithm-based least square support vector machine(WOA-LSSVM) predictive modeling method for dissolved oxygen content of pulp, the whale algorithm is used to optimize the kernel function width and penalty coefficients of the least-squares-supported vector machine, the WOA-LSSVM dissolved oxygen prediction model is established and finally the prediction results are output. According to the study results, the predicted results of the WOA-LSSVM model are closer to the actual values and the relative error is lower than the other two models. The model can predict accurately dissolved oxygen and can be used in the prediction of dissolved oxygen in the future.

**Key words:** biological oxidation pretreatment; dissolved oxygen; whale algorithm; least squares support vector machine; prediction

生物氧化预处理是生物氧化提金工艺中最关键的过程之一, 主要利用微生物分解含砷、硫的金属矿物<sup>[1]</sup>, 将包裹在金矿石内的黄金微粒暴露出来, 为黄金的氰化和提取做准备<sup>[2]</sup>。目前很多企业在给定氧

化槽的进气量时, 大多秉承着“宁多勿少”的原则进行人为给定, 由此带来了低氧利用率的问题, 从而造成能源浪费<sup>[3]</sup>。因此对溶解氧量进行精准预测就显得十分重要。

收稿日期: 2020-06-08

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61463047)

Fund: Supported by the National Science Foundation of China(61463047)

作者简介: 高 轩, (1994—), 女, 硕士, 主要从事计算机控制方向研究。

引用格式: 高 轩, 南新元. 生物氧化预处理过程中溶氧量的预测[J]. 有色金属工程, 2021, 11(1): 68-72.

GAO Xuan, NAN Xinyuan. Prediction of Dissolved Oxygen during the Biological Oxidation Pretreatment Process[J]. Nonferrous Metals Engineering, 2021, 11(1): 68-72.

随着我国经济的飞速发展,国家越来越重视能源的合理利用问题,氧气作为一个生物氧化预处理过程中的关键因素,并未得到有效合理的利用,因此,许多的专家学者针对溶氧对生物氧化的重要性进行阐释,并提出一些能够合理利用氧气,节约能源的方案。如文献<sup>[4]</sup>阐释了氧在金矿石氧化浸出中的作用;文献<sup>[5]</sup>主要研究了溶解氧在氰化提金工艺中的重要性;文献<sup>[6-8]</sup>证明在一定的溶解氧浓度范围内,生物氧化速率随着溶解氧浓度的升高而升高,超过这一浓度,氧化速率就会下降;文献<sup>[9]</sup>针对进气量的预测进行了模型构建,做到合理利用氧气资源;文献<sup>[10]</sup>建立了智能集成模型,对进气量进行了预测,并获得了很好的成果。这些研究表明氧气作为一个影响细菌活性和氧化反应速率的重要因素,对矿浆溶解氧进行精准预测不仅能节约成本,而且对保证高浸出率有着重要影响。在实际工艺现场,由于新疆处于高海拔、高寒地区,环境对氧化预处理具有较大的影响,尤其是对溶解氧的影响,不能及时准确地控制氧气的输入量,会对生物氧化过程造成严重的影响。

本文以新疆某金矿的实际生产工艺为研究背景,对生物氧化预处理工艺中的溶解氧量进行了预测。使用最小二乘支持向量机(LSSVM)作为预测模型,并用鲸鱼算法(WOA)对 LSSVM 的参数  $\sigma^2$  和  $C$  进行优化。该算法具有原理简单、操作简易、易于实现、需调整参数少及鲁棒性能强的特点<sup>[11]</sup>。在参数优化方面,WOA 算法在求解精度和稳定性上要明显优于 PSO 算法<sup>[13]</sup>。相较于单一的 LSSVM 模型对参数的不确定性,该模型解决了 LSSVM 参数的选择问题,提高了预测模型的精度。

## 1 预测模型

### 1.1 最小二乘支持向量机

最小二乘支持向量机是支持向量机的改进版本,用等式约束代替了支持向量机优化问题中的不等式约束<sup>[12]</sup>, 假设有一个训练样本集为:

$$S = \{ (x_i, y_i) \mid i = 1, 2, \dots, x_i \in R^n, y_i \in R \}$$

其中,  $x_i$  是输入数据,  $y_i$  是输出数据。

在特征空间中的最优函数为:

$$f(x) = w\varphi(x_i) + b_i \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (1)$$

式中,  $\varphi(x_i)$  是映射函数;  $w$  是权向量;  $b_i$  为偏置。转为优化问题为:

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

$$s.t. y_i = w^T \varphi(x_i) + b + \xi_i \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (3)$$

对上述式子引入 Lagrange 可以得到:

$$T(w, b, \xi, \alpha) = J(w, \xi) - \sum_{i=1}^n \alpha_i [\omega\varphi(x_i) + b + \xi_i - y_i] \quad (4)$$

其中:式中  $\alpha_i$  为拉格朗日成子,  $\alpha_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, N$ 。

对式(4)求偏导得:

$$\begin{cases} \frac{\partial L}{\partial w} = 0 \Rightarrow w = \sum_{i=1}^N \alpha_i \varphi(x_i) \\ \frac{\partial L}{\partial b} = 0 \Rightarrow \sum_{i=1}^N \alpha_i = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial \xi} = 0 \Rightarrow \alpha_i = C \xi_i \\ \frac{\partial L}{\partial \alpha} = 0 \Rightarrow w^T \varphi(x_i) + b + \xi_i - y_i = 0 \end{cases}$$

化简得如下线性方程组:

$$\begin{bmatrix} 0 & 1^T \\ I & \Psi + T^{-1}I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ d \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ W \end{bmatrix}$$

式中:  $\Psi_{ki} = \Psi(x_k, x_i), K, i = 1, 2, 3, \dots, N$ , 是核函数矩阵,  $T$  是正则化因子,  $d = [1, \dots, N]$ ;  $W = [w_1, \dots, w_N]$ 。

本文选用径向基函数作为核函数

$$\Psi = \Psi(x, x_k) = \exp\{-\|x - x_k\|^2 / 2\sigma^2\} \quad (5)$$

式中:  $\sigma^2$  是核函数宽度。

最终得到 LSSVM 的函数为:

$$f(x) = \sum_{k=1}^N \alpha_k \Psi(x, x_k) + b \quad (6)$$

### 1.2 鲸鱼算法(WOA)

鲸鱼优化算法是 MIRJALILI 和 LEWIS<sup>[13]</sup> 于 2016 年提出的一种新型启发式智能优化算法,其主要原理是模拟座头鲸捕猎行为,如图 1 所示。

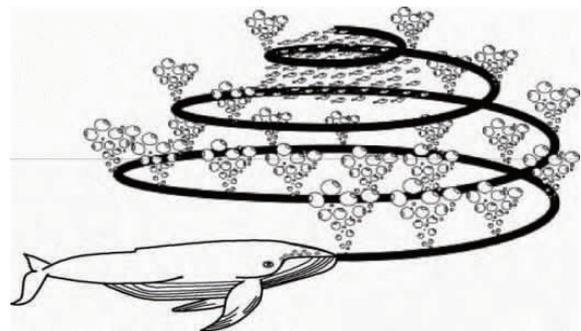


图 1 座头鲸“螺旋起泡网”捕食方式

Fig. 1 Humpback whale “spiral bubble net” predation method

WOA 算法寻优步骤为:

1) 包围猎物

座头鲸在自然环境中能够精确找到猎物的位置,并随之将其包围。在定义了最佳搜索代理之后,其他搜索代理将尝试向最佳搜索代理更新它们的位置<sup>[13]</sup>。这一行为的数学表达式为:

$$D = |CX^*(t) - X(t)| \quad (7)$$

$$X(t+1) = X^* - A \cdot D \quad (8)$$

其中,  $t$  是现在的迭代次数,  $X^*$  代表的是搜索更新后找到的最好位置,  $X$  是位置向量。其中向量  $A$  和  $C$  是系数向量, 他们的计算方式如式(9)和式(10)。

$$A = 2ar - a \quad (9)$$

$$C = 2r \quad (10)$$

其中,  $a$  在  $2 \sim 0$  内线性变化,  $r$  是一个随机向量, 其范围是  $[0, 1]$

2) 泡泡网攻击方式

座头鲸能够在一个较小的范围内围绕着猎物进行游动, 其游动路径是一个螺旋形。我们对此进行数学建模, 假设我们有 50% 概率在缩小的包围机制和螺旋模型之间进行选择以更新鲸鱼的位置<sup>[14]</sup>, 其建模为:

$$X(t+1) = \begin{cases} X^*(t) - AD & p < 0.5 \\ D' \cdot e^{it} \cdot \cos(2\pi t) + X^*(t) & p \geq 0.5 \end{cases} \quad (11)$$

其中,  $p$  是 0 到 1 之间的随机数。

3) 搜索猎物

在这个过程中建立的模型为:

$$\begin{cases} D = |C \cdot X_{rand} - X| \\ X(t+1) = X_{rand} - A \cdot D \end{cases}$$

### 1.3 WOA-LSSVM 预测模型

对于最小支持向量机参数的优化问题, 张振星等<sup>[15]</sup>提出一种基于 FOA-LSSVM 的  $\text{NO}_x$  的燃烧模型, 用果蝇优化算法(FOA)对参数  $\sigma^2$  和  $C$  进行优化; ZHU 等<sup>[16]</sup>用遗传算法(GA)来优化参数, 提出一种用于预测滑坡位移的 GA-LSSVM 模型; 胡雨沙等<sup>[17]</sup>用粒子群算法(PSO)来优化参数, 提出一种基于 PSO-LSSVM 的短期电力负荷模型。

上述几种参数寻优的方法存在着稳定性差和搜索强度差的缺点, 本文针对这点采用了鲸鱼算法对参数寻优, 其具体步骤为:

1) 归一化样本数据。

2) 对鲸鱼算法的参数进行设置, 其中包括总群

数量、变量数(变量上限、变量下限)和搜索次数。

3) 初始化种群。

4) 计算适应度值, 在这里均方根误差可用为适应度值, 其表达式为:

$$\text{RMSE}(t) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_i^N (y_i - y'_i)^2}$$

5) 用 WOA 对核函数宽度  $\sigma^2$  和惩罚因子  $C$  进行优化。

6) 将寻优得到的最优核函数宽度  $\sigma^2$  和惩罚因子  $C$  代入 LSSVM 得到溶解氧量的预测输出。

## 2 预测模型建立及仿真

为验证本文提出的基于鲸鱼算法优化最小二乘支持向量机的生物氧化预处理过程中溶解氧量预测研究的可行性, 现采用新疆某金矿的实测数据作为模拟验证的样本数据, 用 Matlab 进行仿真试验, 其流程图如图 2 所示。

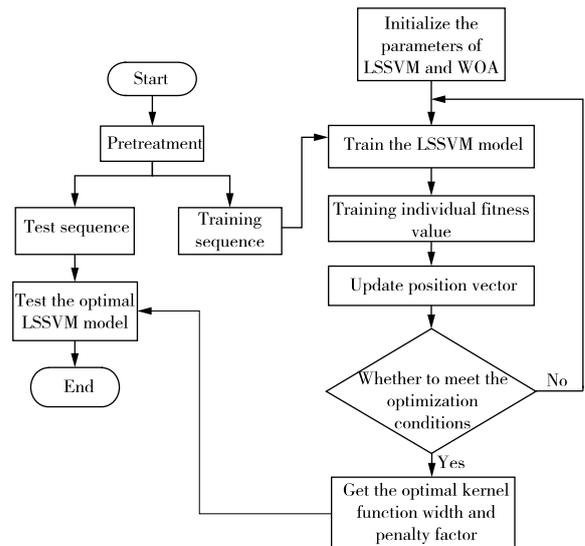


图 2 WOA-LSSVM 的算法流程图

Fig. 2 Algorithm flow chart of WOA-LSSVM

现以进气量、温度、矿浆浓度为输入, 溶解氧量为输出, 采集新疆某金矿的 100 组数据为样本数据, 其中训练集选前 70 组, 剩余数据作为测试集, 最终得到溶解氧量的预测输出。

为更好证明 WOA-LSSVM 预测模型的可行性, 引入 LSSVM 模型、PSO-LSSVM 预测模型进行结果对比, 并对不同模型的相对误差 MAE 进行比较(如表 1)。其预测结果如图 3~5 和表 1 所示。

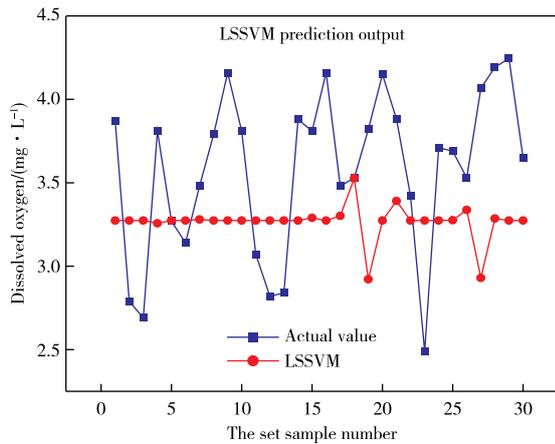


图 3 LSSVM 模型对溶解氧量的预测输出

Fig. 3 The predicted outputs of LSSVM model for dissolved oxygen

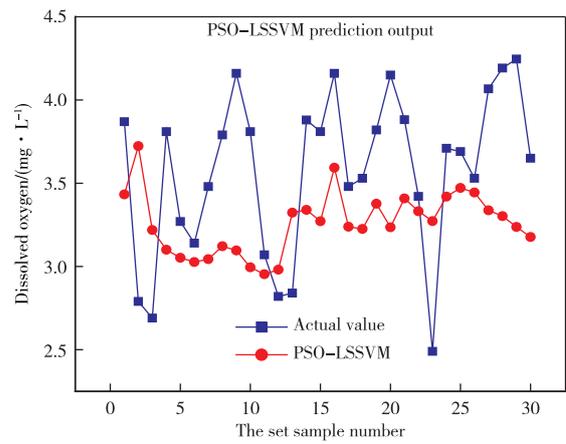


图 4 PSO-LSSVM 模型对溶氧量的预测输出

Fig. 4 The predicted output of the PSO-LSSVM model for dissolved oxygen

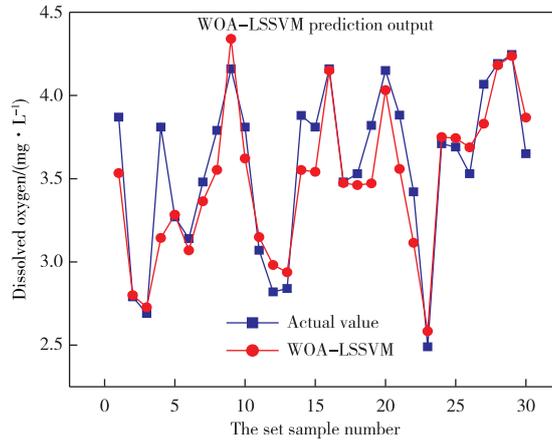


图 5 WOA-LSSVM 模型对溶解氧量的预测输出

Fig. 5 The predicted outputs of the WOA-LSSVM model for dissolved oxygen

表 1 不同预测模型相对误差最大、最小值对比

Table 1 Comparison of the maximum and minimum relative errors of different prediction models

MAE	LSSVM	PSO-LSSVM	WOA-LSSVM
Maximum values	0.783 7	0.782 2	0.218 5
Minimum values	-1.137 1	-0.914 5	-0.337 0

对比图 3、图 4、图 5、表 1 可以看出,相较于另外两种预测模型,文中提出的 WOA-LSSVM 模型对生物氧化预处理过程中溶解氧量的预测结果更接近于实际值,较于另外两种模型的相对误差也更低,精度更高,也有更强的泛化能力。

### 3 结论

提出的 WOA-LSSVM 模型预测方法,可实现对生物氧化冶金现场溶解氧量的精准预测。与 LSSVM 和 PSO-LSSVM 模型相比,该模型预测精度更高,有更强的泛化能力。研究方法为生物氧化冶金

中溶解氧量的预测提供了一种新的方法,也可为目前工艺现场氧气资源浪费的问题提供一种新的解决途径。

### 参考文献:

[1] 李伟. 基于数据驱动的氧化还原电位软测量技术研究[D]. 乌鲁木齐:新疆大学,2015.  
LI Wei. Research on redox potential soft measurement technology based on data driven[D]. Urumqi: Xinjiang University,2015.

[2] 杨玮. 复杂难处理金精矿提取及综合回收的基础研究与应用[D]. 长沙:中南大学,2011.

- YANG Wei. Basic research and application of complex and refractory gold concentrate extraction and comprehensive recovery[D]. Changsha: Central South University, 2011.
- [3] 孙振华. 基于动态数据驱动的生物氧化槽进气量预测研究[D]. 乌鲁木齐: 新疆大学, 2018.
- SUN Zhenhua. Research on air intake prediction of bio-oxidation tank based on dynamic data[D]. Urumqi: Xinjiang University, 2018.
- [4] HUQUE K E, 张登福. 氧在金矿石氰化浸出中的作用[J]. 冶金工业, 1993(4): 25-34
- HUQUE K E, ZHANG Dengfu. Role of oxygen in cyanide leaching of gold ores [J]. Metallurgical Industry, 1993(4): 25-34
- [5] 张太雄, 崔丙贵, 张津铭, 等. 氰化提金工艺中溶解氧的重要性及常见问题分析探讨[J]. 黄金, 2017, 38(7): 53-55.
- ZHANG Taixiong, CUI Binggui, ZHANG Jinming, et al. Analysis of the importance and common problems of dissolved oxygen in the cyanide gold extraction process[J]. Gold, 2017, 38(7): 53-55.
- [6] 王红. 富氧条件下难处理金矿生物氧化过程的工程基础研究[D]. 上海: 华东理工大学, 2015.
- WANG Hong. Engineering basic research on refractory gold ore biological oxidation process under oxygen-rich conditions [D]. Shanghai: East China University of Science and Technology, 2015.
- [7] GLEISNER M, HERBERT JR R B, FROGNER KOCKUM P C. Pyrite oxidation by *Acidithioba-cillus ferrooxidans* at various concentrations of dissolved oxygen[J]. Chemical Geology. 2006, 225(1-2): 16-29
- [8] GUAY R, SILVER M, TORMA A E. Ferrous iron oxidation and uranium extraction by *Thiobacillus ferrooxidans* [J]. Biotechnology and Bioengineering. 1977, 19(5): 727-740.
- [9] 孟宪强, 南新元, 曾庆凯. 生物氧化预处理过程中进气量的预测控制[J]. 科技通报, 2017, 33(7): 56-60.
- MENG Xianqiang, NAN Xinyuan, ZENG Qingkai. Predictive control of intake air volume during biooxidation pretreatment[J]. Science and Technology Bulletin, 2017, 33(7): 56-60.
- [10] 蔡鑫, 南新元, 高丙朋, 等. 生物氧化预处理过程中进气量预测智能集成模型的建立[J]. 湿法冶金, 2016, 35(4): 288-292.
- CAI Xin, NAN Xinyuan, GAO Bingpeng, et al. Establishment of an intelligent integrated model for prediction of air intake during biooxidation pretreatment[J]. Hydrometallurgy, 2016, 35(4): 288-292.
- [11] 凌颖. 鲸鱼优化算法及其应用研究[D]. 南宁: 广西民族大学, 2018.
- LING Ying. Whale optimization algorithm and Its application research[D]. Nanning: Guangxi University for Nationalities, 2018.
- [12] 李丽娟. 最小二乘支持向量机建模及预测控制算法研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2008.
- LI Lijuan. Least square support vector machine modeling and predictive control algorithm research[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2008.
- [13] MIRJALILI S, LEWIS A. The whale optimization algorithm [J]. Advances in Engineering Software, 2016, 95: 51-67.
- [14] 王名镜. 基于群智能优化的核极限学习机模型选择方法研究及应用[D]. 温州: 温州大学, 2018.
- WANG Mingjing. Research and application of model selection method of nuclear extreme learning machine based on group intelligence optimization [D]. Wenzhou: Wenzhou University, 2018.
- [15] 张振星, 孙保民, 信晶. 基于果蝇优化算法的锅炉高效率低  $\text{NO}_x$  燃烧建模[J]. 热力发电, 2014, 43(12): 19-30.
- ZHANG Zhenxing, SUN Baomin, XIN Jing. Modeling of boiler high efficiency and low  $\text{NO}_x$  combustion based on fruit fly optimization algorithm[J]. Thermal Power Generation, 2014, 43(12): 19-30.
- [16] ZHU X, MA S Q, XU Q, et al. A WD-GA-LSSVM model for rainfall-triggered landslide displacement prediction [J]. Journal of Mountain Science, 2018, 15(1): 156-166.
- [17] 胡雨沙, 李继庚, 洪蒙纳, 等. 基于 PSO-LSSVM 算法的造纸过程短期电力负荷预测模型[J]. 中国造纸学报, 2019, 34(1): 50-54.
- HU Yusha, LI Jigeng, HONG Mengna, et al. Short-term electric load forecasting model of papermaking process based on PSO-LSSVM algorithm[J]. Journal of China Paper Industry, 2019, 34(1): 50-54.