

鲁棒加权最小二乘支持向量回归的进气量预测*

杨济东, 南新元[†], 查琴

(新疆大学 电气工程学院, 新疆 乌鲁木齐 830017)

摘要: 生物氧化提金过程中, 进气量是决定提金率和生产成本的重要参数. 针对进气量受众多因素影响且具有一定随机性的问题, 提出了一种基于鲁棒加权最小二乘支持向量回归的进气量预测模型. 通过分析得知进气量的局部波动数据与氧化槽的氧化还原电位之间存在较大的相关性, 考虑实际现场情况, 根据相关性程度赋予数据不同权重, 将两组特定权重的交集应用于加权最小二乘支持向量回归算法, 建立了鲁棒加权最小二乘支持向量回归进气量预测模型. 仿真结果表明, 所建模型可行有效.

关键词: 进气量预测; 最小二乘支持向量机; 鲁棒性; 加权系数; 混合权重

DOI: 10.13568/j.cnki.651094.651316.2021.02.25.0001

中图分类号: TP273 **文献标识码:** A **文章编号:** 2096-7675(2022)02-0189-08

引文格式: 杨济东, 南新元, 查琴. 鲁棒加权最小二乘支持向量回归的进气量预测[J]. 新疆大学学报(自然科学版)(中英文), 2022, 39(2): 189-196.

英文引文格式: YANG Jidong, NAN Xinyuan, ZHA Qin. A robust weighted least squares support vector regression for air input prediction[J]. Journal of Xinjiang University(Natural Science Edition in Chinese and English), 2022, 39(2): 189-196.

A Robust Weighted Least Squares Support Vector Regression for Air Input Prediction

YANG Jidong, NAN Xinyuan, ZHA Qin

(School of Electric Engineering, Xinjiang University, Urumqi Xinjiang 830017, China)

Abstract: In the process of biooxidation gold extraction by bioleaching bacteria, air intake is an important parameter. It has a direct impact on the final gold extraction rate and production cost. For the randomness of the intake volume, which is affected by many factors, a robust weighted least squares support vector regression for air input predictive control is presented. By analyzing, it is known that there is a great correlation between the local abnormal data of air intake and the redox potential of oxidation tank. According to the actual production situation, a weighting method is proposed to give different weights to data on the basis of the degree of correlation. These weights are obtained by mixing two specific sets, which is applied to the weighted least squares support vector regression algorithm. So a robust weighted least squares support vector regression model is presented for air intake prediction. Finally, simulation results show that the proposed model is feasible and effective.

Key words: air input predictive control; least squares support vector regression; robust; weighting factor; mixing weight

0 引言

生物氧化预处理工艺利用筛选过的浸矿菌群与难处理金矿石发生氧化反应, 将金和杂质分离出来. 由于外界环境的复杂多变和化学反应的不确定性, 生物氧化预处理过程所需的进气量时刻变化且具有一定随机性, 难以准确预测. 生产现场一般综合考虑氧化还原电位 (Oxidation-Reduction Potential, ORP)、温度、黄金提取率

* 收稿日期: 2021-02-25

基金项目: 国家自然科学基金项目 (61463047).

作者简介: 杨济东 (1996-), 男, 硕士生, 从事计算机控制技术的研究, E-mail: 15894605173@163.com.

[†] 通讯作者: 南新元 (1967-), 男, 教授, 硕士生导师, 从事智能控制系统开发、现场总线技术的研究, E-mail: nxyxd@sina.com.

和pH等因素,按照“宁多勿少”的原则确定进气量,导致氧气利用率较低,因此准确预测进气量对提金率的提高和生产成本的降低具有重要意义。

由于支持向量回归(Support Vector Regression, SVR)模型具有学习时间短和避免局部极小点等优势,工业过程中常采用该模型作为预测控制模型^[1-3]。但是当数据量较大时,SVR模型在求最优解的过程中计算量较大,为解决这一问题,Suykens等提出了最小二乘支持向量回归机(Least Squares-Support Vector Regression, LS-SVR),LS-SVR模型不仅具有SVR模型的优点,而且只需求解一组线性方程,大大减少了算法的复杂度。虽然LS-SVR模型的形式简单,但该模型对于噪声和离群点比较敏感^[4],因此出现了许多改进LS-SVR模型鲁棒性的方法。文献[5]提出了一种自适应鲁棒LS-SVR模型,通过减小误差较大的数据在模型训练过程中的权重,提高模型的泛化性;文献[6]提出了一种迭代加权LS-SVR模型,通过使用Myriad函数对误差变量进行加权,使得模型对离群数据具有一定的鲁棒性;文献[7]将最大相关熵引入递归LS-SVR模型,减少异常数据对模型的影响;文献[8]提出了一种基于误差平方项加权的鲁棒LS-SVR模型,在保持LS-SVR模型预测精度的前提下减小了计算量,取得了较为准确的预测结果;文献[9]为了降低LS-SVR模型对数据噪声的敏感性,在目标函数中加入 L_p 范数,并且利用启发式算法计算数据权重,降低噪声对模型的影响;文献[10]提出了一种基于数据局部异常因子的直接加权LS-SVR模型,根据样本偏离真实值的程度确定损失函数,避免样本中的异常值对模型的影响;文献[11]提出了鲁棒固定LS-SVR,通过在固定LS-SVR中加入权重因子提高模型对离群值的鲁棒性。上述方法都是通过删除异常值或者直接减小离群数据权重的方法提高模型的泛化性,但是氧化槽现场数据的波动对于生物氧化预处理的反应进程有重要影响,如果删除波动数据或者减小波动数据的权重会导致预测结果与实际值偏差较大,因此对氧化槽的数据赋予特定的权重可以有效提高进气量预测模型的准确性。

针对生物氧化预处理工艺中的进气量受复杂环境影响难以准确预测的问题,本文对现场数据进行了相关性分析,其中ORP是影响进气量变化的主要因素,因此在LS-SVR模型中适当增加ORP波动数据的权重,提出了一种基于鲁棒加权最小二乘支持向量回归(Robust Weighted Least Squares-Support Vector Regression, RWLS-SVR)的进气量预测模型。

1 背景知识

SVR将低维的输入转换为高维特征空间,以优化回归的广义边界。首先,采用对 ε 不敏感的损失函数,该函数对广义边界外的点进行惩罚,使其与边界的距离成比例;然后,针对凸优化问题,通过SVR找到对回归问题的唯一解;最后,利用结构风险最小化原理,平衡SVR模型复杂性和精度。

1.1 最小二乘支持向量回归机

虽然SVR可以生成具有较好准确性和鲁棒性的模型,但求解凸二次规划(QP)问题比较困难。LS-SVR将不等式约束转换为等式约束,采用平方和误差函数,从而产生了一个可以迭代求解的KKT(Karush-Kuhn-Tucker)系统,在简化计算复杂性的同时也保证了预测结果的准确性^[1]。

令训练数据集 $D = \{(x_i, y_i) | i = 1, 2, \dots, n\}$,其中 $x_i \in R^d$ 是输入信号, $y_i \in R$ 是输出信号。根据数据集建立以下回归模型:

$$y = \omega^T \varphi(x) + b \quad (1)$$

其中: $\omega = [\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_d]^T \in R^d$ 是权重的向量, $b \in R$ 是阈值。该回归模型将输入向量 x 映射到高维特征空间 $\varphi(x)$ 后,再进行线性变换。在保留所有训练集的最大偏差 ε 的同时,结果应尽可能平缓。其数学表达式如下:

$$\begin{aligned} \min_{\omega, b} &: \frac{1}{2} \|\omega\|^2 \\ \text{s.t.} & \begin{cases} y_i - \omega^T \varphi(x_i) - b \leq \varepsilon \\ \omega^T \varphi(x_i) + b - y_i \leq \varepsilon \end{cases} \quad i = 1, \dots, n \end{aligned} \quad (2)$$

为解决上述问题,利用松弛变量 ξ_i 来放宽偏差约束,松弛变量的选择应该采用最小化原则。式(2)加入松弛变量后如下所示:

$$\begin{aligned} \min_{\omega, b, \xi_i, \xi_i^*} : & \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + \gamma \sum_{i=1}^n (\xi_i + \xi_i^*) \\ \text{s.t.} : & \begin{cases} y_i - \omega^T \varphi(x_i) - b \leq \varepsilon + \xi_i \\ \omega^T \varphi(x_i) + b - y_i \leq \varepsilon + \xi_i^* \\ \xi_i \geq 0 \\ \xi_i^* \geq 0 \end{cases} \quad i = 1, \dots, n \end{aligned} \quad (3)$$

其中: γ 是惩罚系数, LS-SVR将式(3)的不等式约束转化为等式约束:

$$\begin{aligned} \min_{\omega, b, \xi_i} : & \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + \gamma \sum_{i=1}^n \xi_i^2 \\ \text{s.t.} : & \begin{cases} y_i = \omega^T \varphi(x_i) + b + \xi_i \\ \xi_i \geq 0 \end{cases} \quad i = 1, \dots, n \end{aligned} \quad (4)$$

通过引入拉格朗日乘子 $\alpha_i > 0$, 式(4)的优化问题可写成拉格朗日函数:

$$\min_{\omega, b, \xi_i} : L = \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + \frac{1}{2} \gamma \sum_{i=1}^n \xi_i^2 - \sum_{i=1}^n \alpha_i (\omega^T \varphi(x_i) + b + \xi_i - y_i) \quad (5)$$

对式(5)的 ω, b 和 ξ_i 分别求偏导, 可得:

$$\begin{aligned} \frac{\partial L}{\partial \omega} &= \omega - \sum_{i=1}^n \alpha_i \varphi(x_i) = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial b} &= - \sum_{i=1}^n \alpha_i = 0 \quad i = 1, \dots, n \\ \frac{\partial L}{\partial \xi_i} &= \gamma \xi_i - \alpha_i = 0 \end{aligned} \quad (6)$$

将式(6)代入式(5), 得到如下优化问题:

$$\begin{bmatrix} 0 & l_n^T \\ l_n & \Omega + \frac{1}{\gamma} I_n \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ \alpha \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ y \end{bmatrix} \quad (7)$$

其中:

$$\begin{aligned} y^T &= [y_1, y_2, \dots, y_n], l_n^T = [1, 1, \dots, 1] \\ \alpha^T &= [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n], \Omega_{i,j} = K(x_i, x_j) \end{aligned} \quad (8)$$

用平方和误差函数求解式(7)后, 可以得出式(4)的线性回归模型的斜率 ω 和偏差 b :

$$\begin{aligned} \omega &= \sum_{i=1}^n \alpha_i \varphi(x_i) \\ b &= \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \alpha_j K(x_i, x_j) \end{aligned} \quad (9)$$

其中: $K(x_i, x_j) = \varphi^T(x_i) \varphi(x_j)$ 是核函数.

1.2 加权最小二乘支持向量回归机

尽管LS-SVR计算简单, 但是具有稀疏性较差、无法处理离群值以及非高斯分布等弱点^[12]. 为了解决这个问题, Suykens提出了加权最小二乘支持向量回归(WLS-SVR), 通过计算LS-SVR的误差变量, 将基于误差变量计算的权重应用于优化问题^[13]. 在式(4)中引入权重系数 v_i , 得:

$$\begin{aligned} \min_{\omega, b, \xi_i, \xi_i^*} : & \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + \frac{1}{2} \gamma \sum_{i=1}^n v_i \xi_i^2 \\ \text{s.t.} : & \begin{cases} y_i = \omega^T \varphi(x_i) + b + \xi_i \\ \xi_i \geq 0 \end{cases} \quad i = 1, \dots, n \end{aligned} \quad (10)$$

同理可得:

$$\begin{bmatrix} 0 & 1_n^T \\ 1_n & \Omega + V_\gamma \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b^* \\ \alpha^* \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ y \end{bmatrix} \quad (11)$$

其中:

$$V_\gamma = \text{diag} \left\{ \frac{1}{\gamma v_1}, \dots, \frac{1}{\gamma v_n} \right\} \quad (12)$$

WLS-SVR的学习原则和LS-SVR类似,均采用结构风险最小化原则,但是WLS-SVR的经验风险项并不是一个定值,而是与权重系数 $\{v_k\}_{k=1}^l$ 有关,确定权重系数的常用方法是根据噪声偏离Gauss分布的程度计算^[14],但是这类根据噪声分布分配数据权重的方法与实际情况有一定的偏差,采用这类加权方法的WLS-SVR模型无法对氧化槽进气量进行准确预测.

2 鲁棒加权最小二乘支持向量回归模型

为提高WLS-SVR进气量预测模型的精度,本文提出了鲁棒加权最小二乘支持向量回归(RWLS-SVR)算法.该算法使用了两组特定权重的交集,两组权重分别由 ε 不敏感模型和数据比较产生.

第一组权重是由对 ε 不敏感模型产生的权重, ε 不敏感权重放宽了权重的均匀分布^[14].第二组权重通过数据比较产生,这组权重反映了在生产过程中各个数据的重要性不同^[15].根据文献[16]对氧化槽数据进行相关性分析得知,ORP和进气量的相关性系数为0.468,是影响氧化槽进气量的最主要因素,ORP的变化更容易影响到进气量的预测.因此ORP波动比较剧烈的数据相比于其它ORP变化比较平缓的数据在模型训练中更加重要.各变量相关性系数见表1.

表 1 氧化槽的检测数据相关性系数表

	温度	pH	矿浆浓度	氧化还原电位	进气量
温度	1				
pH	0.002	1			
矿浆浓度	-0.09	-0.07	1		
氧化还原电位	-0.30	-0.34	-0.374	1	
进气量	0.018	-0.35	0.043	0.468	1

本文使用两组集合的交集作为RWLS-SVR的权重集合.上述两组权重集合相互补偿,从而使模型预测结果更为准确.从计算的角度来看,这两个权重集都是凸的,并且两个凸集的交集也是一个由其极值点定义的凸集.下面将详细介绍这两组权重及其交集.

2.1 ε 不敏感权重

对 ε 不敏感模型产生的是一组关于 ε, v 的权重集合 $P(\varepsilon, v)$, $v = v_1, \dots, v_n$. $P(\varepsilon, v)$ 是数据的概率分布或者期望的真实概率分布,表达式如下:

$$v_i = (1 - \varepsilon)p_i + \varepsilon h_i, p = (p_1, \dots, p_n) \quad (13)$$

h_i 任意且 $h_1 + \dots + h_n = 1, 0 < \varepsilon < 1$. 集合 $P(\varepsilon, p)$ 是单位单形 $S(1, n)$ 的子集. 当 $p = (n^{-1}, \dots, n^{-1})$ 时, $P(\varepsilon, p)$ 可以表示为 $P(\varepsilon)$, 此时:

$$v_i \geq (1 - \varepsilon)n^{-1}, i = 1, \dots, n, v_1 + \dots + v_n = 1 \quad (14)$$

2.2 由比较数据产生的权重

考虑以下比较信息:

$$v_1 \leq v_2 \leq \dots \leq v_n, v_1 + \dots + v_n = 1 \quad (15)$$

由此得到权重集合 $M(v)$, $v = v_1, \dots, v_n$, 其中 $v_i - v_{i-1} \geq 0, v_i \geq 0$, 当 $i = n$ 时, 此权重集合为:

$$\begin{array}{cccccc}
 v_1 & v_2 & \dots & v_{n-2} & v_{n-1} & v_n \\
 0 & 0 & \dots & 0 & 0 & 1 \\
 0 & 0 & \dots & 0 & 1/2 & 1/2 \\
 \dots & \dots & \dots & 1/3 & 1/3 & 1/3 \\
 \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\
 1/n & 1/n & 1/n & 1/n & 1/n & 1/n
 \end{array} \quad (16)$$

在这种极端形式下仅仅使用训练集中的几个数据来构建预测模型. 在 $M(v)$ 只有一个非零元素的极端情况下, 模型的训练只由这一个非零元素完成. 比较数据产生权重的方法为, 根据每组数据中ORP和训练数据的ORP平均值的差值大小产生相应的权重, 即ORP与平均值的差值最大的数据获得最大的权重, 其他数据的权重依次减小.

2.3 混合权重

对于 $P(\varepsilon)$, 在 ε 比较大的情况下, 模型训练时很可能只考虑测试数据的几个元素而不是所有测试数据. 根据式 $v_1 \leq v_2 \leq \dots \leq v_n$, $v_1 + v_2 + \dots + v_n = 1$, 产生一种类似式(16)的权重集合 $M(v)$, 只考虑 $M(v)$ 可能会导致不符合逻辑的训练结果, 因此单独使用此类加权方法很难构造一个具有一定鲁棒性的预测模型. 权重集合 $P(\varepsilon)$ 和 $M(v)$ 的交集避免了这些问题, 并且保持了两个集合的优点, 对于与进气量相关性系数最高的ORP因素, 在ORP剧烈波动时给予对应数据更高的权重, 预测模型在训练时更注重此类数据的变化, 但同时ORP波动比较平缓的数据权重不会过分减小, 使其可以对预测模型保持一定的影响.

这里有两个需要额外考虑的特殊情况, 如果 $\varepsilon = 0$, 那么 $P(\varepsilon) \cap M(v) = (n^{-1}, \dots, n^{-1})$, 这种情况对应于标准的LS-SVR, 即不考虑权重的情况; 如果 $\varepsilon = 1$, 则 $P(\varepsilon) \cap M(v) = M(v)$, 即只反应比较数据产生的权重 $M(v)$.

令 P 表示不等式 $v_i \geq (1-\varepsilon) \cdot n^{-1}$, M 表示不等式 $v_1 \leq v_2 \leq \dots \leq v_n$, 排除 P 中 $v_i \geq 0$ 的情况, 此情况中至少有一个 i 使得 $v_i = 0$ 的所有点都不属于 $P(\varepsilon) \cap M(v)$. 由于 P 和 M 组成的交集包含 $2n-1$ 个不等式, 已知任一极值点都满足 $n-1$ 个等式, 针对极值点所满足的等式研究以下情况.

情况1 所有的等式都符合 P , 此时显然 $v_1 = v_2 = \dots = v_n = n^{-1}$.

情况2 $n-2$ 个等式符合 P , 1个约束符合 M . 这意味着存在一个严格不等式 $v_{i-1} < v_i$ 符合 P , 同时有一个等式 $v_k = n^{-1} - \varepsilon n^{-1}$ 符合 M , 此时需要考虑两个子情况.

第1个子情况是 $k \geq i$, 此时:

$$v_{i-1} < v_i = v_k = \frac{1}{n} - \frac{\varepsilon}{n} \quad (17)$$

但是 $v_i = v_{i+1} = \dots = v_n$, 因此 $v_1 + v_2 + \dots + v_n = 1 - \varepsilon < 1$, 这种情况与 $P(\varepsilon)$ 的约束出现矛盾, 所以这种情况不会出现极值点.

第2个子情况是 $k < i$, 此时:

$$\begin{aligned} v_1 = v_2 = \dots = v_{i-1} &= \frac{1}{n} - \frac{\varepsilon}{n}, \\ v_i + \dots + v_n &= 1 - \left(\frac{1}{n} - \frac{\varepsilon}{n}\right) i. \end{aligned} \quad (18)$$

由此可得:

$$v_i = \frac{1 - (n^{-1} - \varepsilon n^{-1})i}{n - i + 1} = \frac{1}{n} + \frac{\varepsilon}{n} \cdot \frac{i-1}{n-i+1} \quad (19)$$

当 $i=1$ 时, 情况1得到的极值点可以看做是情况2的特例.

情况3 $n-3$ 个等式符合 P , 2个约束符合 M , 这意味着存在两个严格的不等式 $v_{i-1} < v_i$, $v_{j-1} < v_j$, $i < j$ 符合 P , 同时有两个等式 $v_k = n^{-1} - \varepsilon n^{-1}$, $v_l = n^{-1} - \varepsilon n^{-1}$, $k < l$ 符合 M , 在情况2中第1个子情况中已经证明 $k \geq i$ 或者 $l \geq i$ 的情况. 此时:

$$v_1 = v_2 = \dots = v_{i-1} = \frac{1}{n} - \frac{\varepsilon}{n} \quad (20)$$

假设 $v_s = a$, $s = 1, \dots, j-1$, $v_t = b$, $t = j, \dots, n$.

由不等式 $v_{i-1} < v_i$ 可以得到:

$$\frac{1}{n} - \frac{\varepsilon}{n} < a < b \quad (21)$$

a 和 b 明显满足以下条件:

$$\left(\frac{1}{n} - \frac{\varepsilon}{n}\right)(i-1) + a(j-i) + b(n-j+1) = 1 \quad (22)$$

可以看出, 满足上述条件的 a 和 b 是无穷多的, 对于从 P 中取 $n-r$ 个等式, 从 M 中取 r 个等式也可以用类似的方法得到相同的结果, 因此, 情况2完全定义了所有的极值点. 所以 $P(\varepsilon) \cap M(v)$ 的极值点集合由以下形式的 n 个元素组成:

$$v_1 = v_2 = \dots = v_{i-1} = \frac{1}{n} - \frac{\varepsilon}{n},$$

$$v_i = \frac{1 - (n^{-1} - \varepsilon n^{-1})i}{n - i + 1} = \frac{1}{n} + \frac{\varepsilon}{n} \cdot \frac{i - 1}{n - i + 1}, i = 1, \dots, n. \quad (23)$$

3 仿真分析

将某地生物氧化-氰化提金厂作为研究对象, 由于该地区具有特殊的地理环境和气候, 现场环境复杂多变. 此外, 生物氧化预处理过程中影响进气量的因素包括温度、pH、ORP、进气量、矿浆浓度等, 这些因素之间存在非线性耦合. 采集氧化槽正常生产时间内的数据样本300组, 选择前200组数据作为训练样本, 后100组则作为测试样本, 以计算测试误差. 核函数选择径向基函数, 惩罚系数 $\gamma = 71.2934$, 径向基函数参数 $\delta = 0.2506$.

为评价RWLS-SVR模型的预测结果和性能, 本文给出几种误差评价指标.

(1) 平均绝对误差

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |\hat{y}_t - y_t|.$$

(2) 平均相对误差

$$MRE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|\hat{y}_t - y_t|}{y_t}.$$

(3) 均方根误差

$$RMSE = \frac{1}{n} \sqrt{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_t - y_t)^2}.$$

(4) 希尔不等系数

$$TIC = \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_t - y_t)^2}}{\sqrt{\sum_{i=1}^n \hat{y}_t^2} + \sqrt{\sum_{i=1}^n y_t^2}}.$$

RWLS-SVR和LS-SVR模型的进气量预测结果和误差如图1和图2所示.

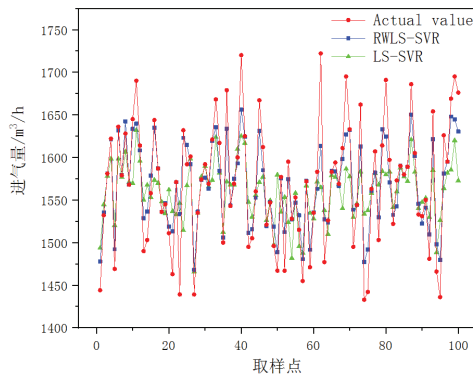


图 1 RWLS-SVR和LS-SVR进气量预测结果对比

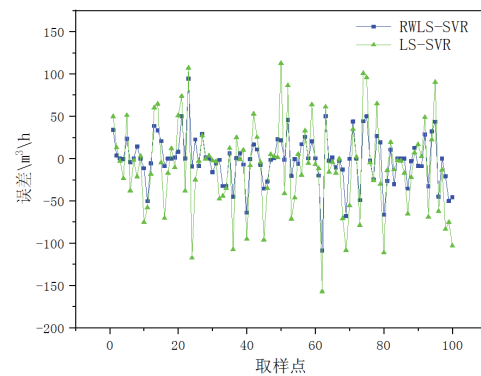


图 2 RWLS-SVR和LS-SVR进气量预测误差对比

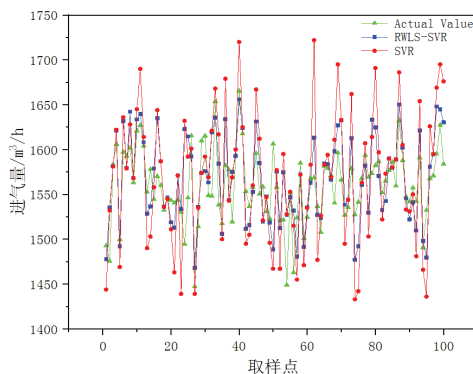


图 3 RWLS-SVR和SVR进气量预测结果对比

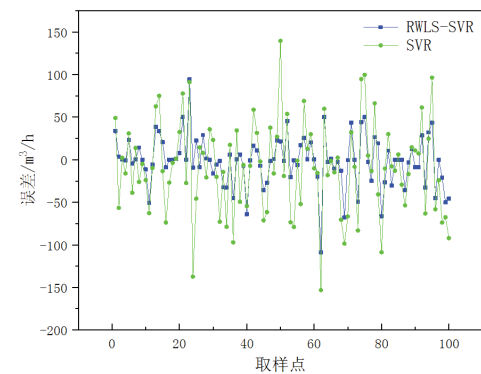


图 4 RWLS-SVR和SVR进气量预测误差对比

由图1和图2可以看出, RWLS-SVR模型预测精度更高, 对于一些进气量波动比较剧烈的预测点, RWLS-SVR模型的预测结果与实际值拟合更好, 而且RWLS-SVR模型的误差情况比较稳定, 大部分预测值的误差范围可以保持在 $50 \text{ m}^3/\text{h}$ 以下, 但LS-SVR模型的个别预测值的误差范围超过 $150 \text{ m}^3/\text{h}$, 与实际值相差较大。

由图3和图4可知, RWLS-SVR预测模型预测准确度明显高于SVR预测模型, SVR模型的预测误差范围较大, 虽然大部分预测误差保持在 $100 \text{ m}^3/\text{h}$ 以内, 但对于 $1450 \text{ m}^3/\text{h}$ 以下和 $1650 \text{ m}^3/\text{h}$ 以上的进气量预测中, SVR模型的预测误差达到 $150 \text{ m}^3/\text{h}$, 预测准确度较差。进气量预测误差如表2所示。

表 2 进气量预测误差

评价指标	RWLS-SVR模型	LS-SVR模型	SVR模型
<i>MAE</i>	20.133 0	39.456 9	37.974 4
<i>MRE</i>	0.013 4	0.025 1	0.024 2
<i>RMSE</i>	29.402 1	53.405 0	44.804 9
<i>TIC</i>	0.009 5	0.017 1	0.014 3

从表2可以看出, 本文提出的RWLS-SVR模型的误差指标最好, *MAE*为20.133 0, *RMSE*为29.402 1, 误差分布范围较小, 泛化性能更好; LS-SVR模型和SVR模型的误差指标比较接近, 两者中SVR模型的*MAE*和*RMSE*较小, SVR模型对波动数据的鲁棒性略优于LS-SVR模型。RWLS-SVR模型的*MRE*为0.013 4, *TIC*为0.009 5, RWLS-SVR模型的预测值与实际值最为接近, 误差最小, 而SVR模型的*MRE*为0.024 2, *TIC*为0.014 3, 和RWLS-SVR模型相比有较大差距, 但略优于LS-SVR模型。经过仿真对比实验, 说明了RWLS-SVR进气量预测模型在预测精度上有显著的提升, 有较好的预测精度和稳定性。

4 结束语

(1) 复杂环境下影响氧化槽进气量的因素众多, 进气量受现场数据的波动影响呈现出一定的随机性。通过分析生物氧化提金预处理过程机制中的数据波动对氧化槽进气量造成的影响, 进气量的变化与ORP的波动存在较大的相关性。

(2) 根据数据的相关性分析, 在WLS-SVR模型中使用了两组特定权重的交集, 提出了RWLS-SVR进气量预测模型, 在此模型中适当增加ORP波动的数据在模型训练时的权重, 提高模型对数据波动的鲁棒性。

(3) 仿真实验表明, 与传统的LS-SVR模型和SVR模型相比, 本文所提出的RWLS-SVR模型具有较高的预测准确度和泛化性, 能较好地解决生物氧化预处理复杂环境下的进气量预测问题。

参考文献:

- [1] QIN T, ZENG S, GUO J. Robust prognostics for state of health estimation of lithium-ion batteries based on an improved PSO-SVR model[J]. *Microelectronics Reliability*, 2015, 55(9): 1280-1284.
- [2] 南新元, 曾庆凯, 孟宪强. 基于改进蛙跳算法优化的支持向量回归机ORP预测[J]. *新疆大学学报(自然科学版)*, 2016, 33(4): 393-398.
- [3] TASHTARIAN F, YAGHMA H, SOHRABY K, et al. On maximizing the lifetime of wireless sensor networks in event-driven applications with mobile sinks[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2015, 64(7): 3177-3189.
- [4] JUN S, XIN Z, XIAOHONG W, et al. Research and analysis of cadmium residue in tomato leaves based on WT-LSSVR and Vis-NIR hyperspectral imaging[J]. *Spectrochimica Acta Part A: Molecular and Biomolecular Spectroscopy*, 2019, 212: 215-221.
- [5] CHEN X, YANG J, LIANG J, et al. Recursive robust least squares support vector regression based on maximum correntropy criterion[J]. *Neurocomputing*, 2012, 97(8): 63-73.
- [6] BEHNASR M, JAZAYERI H. Robust data-driven soft sensor based on iteratively weighted least squares support vector regression optimized by the cuckoo optimization algorithm[J]. *Journal of Natural Gas Science & Engineering*, 2015, 22(11): 35-41.
- [7] IORKYASE E T, TACHTATZIS C, LAZARIDIS P, et al. Radio location of partial discharge sources: a support vector regression approach[J]. *Iet Science Measurement & Technology*, 2018, 12(2): 230-236.
- [8] SHAHSAVAR A S, BAGHERZADEH S A, MAHMOUDI B, et al. Robust weighted least squares support vector regression algorithm to estimate the nanofluid thermal properties of water/graphene oxidesilicon carbide mixture[J]. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 2019, 525(10): 1418-1428.

- [9] 刘京礼, 李建平, 徐伟宣, 等. 信用评估中的鲁棒赋权自适应最小二乘支持向量机方法[J]. 中国管理科学, 2010, 18(5): 28-33.
- [10] 顾燕萍, 赵文杰, 吴占松. 最小二乘支持向量机鲁棒回归算法研究[J]. 清华大学学报(自然科学版), 2015, 55(4): 396-402.
- [11] SANTOS A, DANIEL J, BARRETO G A. Novel sparse LSSVR models in primal weight space for robust system identification with outliers[J]. Journal of Process Control, 2017, 67(4): 26-35.
- [12] GE Z, SONG Z. A comparative study of just-in-time-learning based methods for online soft sensor modeling[J]. Chemometrics & Intelligent Laboratory Systems, 2010, 104(2): 306-317.
- [13] SUYKENS J A K, BRABANTER J D, LUKAS L, et al. Weighted least squares support vector machines: robustness and sparse approximation[J]. Neurocomputing, 2002, 48(1): 85-105.
- [14] WALLEY P. Statistical reasoning with imprecise probabilities[M]. London: Chapman and Hall, 1991.
- [15] UTKIN L V, COOLEN F P A. A robust weighted SVR-based software reliability growth model[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2018, 176(8): 93-101.
- [16] 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.

责任编辑: 赵新科

(上接第 150 页)

4 结论

本文考虑了具有 Markov 跳跃的主从随机多智能体系统的固定时间一致性问题. 考虑综合因素, 设计了具有脉冲效应的非线性状态反馈切换控制协议. 通过应用线性矩阵不等式、随机分析理论以及 Lyapunov 稳定性理论给出了主从多智能体系统在固定时间内达到一致的相关准则.

参考文献:

- [1] DONG X, YU B, SHI Z. Time-varying formation control for unmanned aerial vehicles: Theories & applications[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2014, 23(1): 340-348.
- [2] ZHANG B, SONG S. Robust attitude coordination control of formation flying spacecraft under control input saturation[J]. International Journal of Innovative Computing Information & Control, 2011, 7(7B): 1060-1069.
- [3] SCHIFFER J, SEEL T, RAISCH J, et al. Voltage stability and reactive power sharing in inverter-based microgrids with consensus-based distributed voltage control[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2016, 24(1): 96-109.
- [4] LIU L, SHAN J. Event-triggered consensus of nonlinear multi-agent systems with stochastic switching topology[J]. Journal of the Franklin Institute, 2017, 354(13): 5350-5373.
- [5] YU Z Y, YU S Z, JIANG H J. Consensus of multi-agent systems with directed intermittent communications[J]. Journal of Xinjiang University(Natural Science Edition in Chinese and English), 2021, 38(3): 257-268+284.
- [6] NIU X, LIU Y, LI F. Consensus via time-varying feedback for uncertain stochastic nonlinear multiagent systems[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2019, 49(4): 1536-1544.
- [7] WANG Y, YI J, XIAO J. Consensus in Markovian jump second-order multi-agent systems with random communication delay[J]. IET Control Theory & Applications, 2014, 16(8): 1666-1675.
- [8] AOUITI C, ASSALI E, CHERIF F. Fixed-time synchronization of competitive neural networks with proportional delays and impulsive effect[J]. Neural Computing and Applications, 2020, 32: 13245-13254.
- [9] LU J, HO D, CAO J, et al. Exponential synchronization of linearly coupled neural network with impulsive disturbances[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2011, 22(2): 329-336.
- [10] REN H, DENG F, PENG Y. Finite time synchronization of Markovian jumping stochastic complex dynamical systems with mix delays via hybrid control strategy[J]. Neurocomputing, 2018, 272: 683-693.
- [11] LIU J, ZHANG Y, YU Y, et al. Fixed time event-triggered consensus for nonlinear multiagent systems without continuous communications[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2019, 49(11): 2221-2229.

责任编辑: 赵新科