

灰色模糊 LSSVM 预测模型在锌净化除钴中的应用

伍铁斌^{1,2}, 阳春华¹, 孙 备¹, 朱红求¹, 李勇刚¹

(1. 中南大学 信息科学与工程学院, 长沙 410083;

2. 湖南人文科技学院 通信与控制工程系, 娄底 417000)

摘 要: 针对锌净化除钴过程生产数据存在噪声和系统参数缓慢变化的问题, 提出一种基于灰色模糊 LSSVM 的钴离子浓度预测模型。对样本数据进行灰色累加, 削弱原始数据序列中的噪声, 使数据规律性增强, 灰色累加后数据作为 LSSVM 输入, 提高模型抗干扰能力和预测能力; 由于锌净化除钴工序的系统参数随时间发生变化, 提出对不同时期的样本赋予不同的模糊加权值; 利用改进 PSO 的全局优化能力和快速收敛性, 优化 LSSVM 模型的惩罚因子和核函数参数, 避免人为选择参数的盲目性。对硫酸锌溶液净化除钴过程生产数据的仿真结果表明, 灰色模糊 LSSVM 预测值能很好地跟踪实际值的变化趋势, 满足钴离子浓度预测要求。

关键词: 最小二乘支持向量机; 微粒群算法; 模糊加权; 灰色累加

中图分类号: TP273

文献标志码: A

Grey Fuzzy-LSSVM forecasting model and its application in cobalt removal from zinc electrolyte

WU Tie-bin^{1,2}, YANG Chun-hua¹, SUN Bei¹, ZHU Hong-qiu¹, LI Yong-gang¹

(1. School of Information Science and Engineering, Central South University, Changsha 410083, China;

2. Department of Communications & Control Engineering, Hunan Institute of Humanities Science and Technology, Loudi 417000, China)

Abstract: To solve the problems that noises exist in the data of cobalt removal from zinc electrolyte and the system parameters change slowly, a cobalt ion forecasting model was proposed based on the grey Fuzzy-LSSVM. Grey accumulation is carried out, which weakens the influences of the random disturbance factors in the primary data sequence and strengthens the regularity of the data. Therefore, the anti-interference ability and the predictive ability of the LSSVM model are strengthened when using the grey-accumulated data as the inputs. The system parameters of the purification process have the characteristic of time-varying. So, different fuzzy weighted values are assigned to different samples collected at different times. The two parameters of LSSVM model are optimized by PSO which has the abilities of fast convergence and global optimization, so that the blindness of artificial choice of model parameters can be avoided. The model is applied to the industrial purification process. The experiment on process data in cobalt removal from zinc electrolyte shows that, the grey fuzzy LSSVM algorithm can commendably predict the cobalt ion concentration, which meets the requirement of cobalt ion concentration prediction.

Key words: LSSVM; PSO; fuzzy weighted; grey accumulation

在锌湿法冶炼生产过程中, 钴离子浓度过高会引起电解“烧板”^[1], 净化除钴是硫酸锌溶液电解前的

一个极其重要的工序。溶液中钴离子浓度是除钴过程的关键工艺指标, 由于检测的滞后性, 使得除钴过程

操作参数的调节严重滞后,影响全流程的优化运行,因此,研究硫酸锌溶液净化除钴过程钴离子浓度预测方法,对锌冶炼企业节能降耗具有重要意义,但由于硫酸锌溶液净化除钴过程极为复杂,流程长达几小时,除钴工业现场环境恶劣,强酸浓雾高腐蚀性使得工业系统参数随时间发生变化,且检测数据不可避免地含有大量随机噪声。硫酸锌溶液净化除钴过程具有强耦合、非线性、大时滞、多变量、强噪声和系统参数变化等特点,使得多元线性回归、主成分回归等简单的预测方法难以满足钴离子浓度预测的要求。神经网络在非线系统建模中应用广泛,但存在泛化性能差、训练易陷入局部极小值点等问题^[2-4]。在SVM基础上提出的最小二乘支持向量机(LSSVM)克服了神经网络的这些缺点,已成为非线性系统建模与预测的有力工具^[5-7]。LSSVM的惩罚参数 C 和核函数参数 σ 影响预测能力,参数选择不合适而使预测精度不高,但目前还没有指导LSSVM模型参数选择的好方法^[8]。文献[9]采用遗传算法来优化LSSVM参数,虽然遗传算法不依赖于问题的数学模型,但遗传算法后期收敛速度慢。

本文作者通过灰色累加显著削弱原始数据的噪声,对不同时时期样本赋予不同模糊加权值以适应锌净化除钴系统参数随时间变化的特点;由于LSSVM模型参数难以确定,采用改进PSO算法优化模型参数 C 和 σ ,建立了灰色模糊LSSVM预测模型,运用该预测模型对硫酸锌溶液净化除钴过程钴离子浓度进行预测,仿真结果证明了该预测模型的有效性。

1 模糊最小二乘支持向量机

在支持向量机回归中,对于给定的训练样本集 $T_g=(x_i, y_i)$ (其中: M 维输入 $x_i \in \mathbf{R}^M$,一维输出 $y_i \in \mathbf{R}$, $i=1, 2, \dots, N$)。利用非线性映射函数 $\varphi(x)$ 将样本非线性地映射到高维特征空间,将原样本空间中的非线性函数估计问题转化成高维特征空间中线性函数估计问题:

$$y(x) = \mathbf{w}^T \varphi(x) + b \quad (1)$$

式中: $\mathbf{w}$ 为权向量; b 为偏移量。

该回归问题根据SRM(结构风险最小化)原理表示为一个等式约束优化问题^[10]:

$$\min_{\mathbf{w}, b, e} J(\mathbf{w}, e) = \frac{1}{2} \mathbf{w}^T \mathbf{w} + \frac{C}{2} \sum_{i=1}^N e_i^2 \quad (2)$$

$$\text{s.t. } y_i = \mathbf{w}^T \varphi(x_i) + b + e_i \quad (i=1, \dots, N) \quad (3)$$

式中: C 为惩罚系数; e_i 为松弛变量。

利用拉格朗日乘子法将式(2)和(3)的约束优化问题转换为无约束优化问题:

$$L(\mathbf{w}, b, e, \alpha) = J(\mathbf{w}, e) - \sum_{i=1}^N \alpha_i (\mathbf{w}^T \varphi(x_i) + b + e_i - y_i) \quad (4)$$

式中: $\alpha_i (i=1, \dots, N)$ 为Lagrange乘子。

根据KKT条件^[11],对各变量求偏导,经变换可得线性方程组

$$\begin{bmatrix} 0 & \mathbf{I}^T \\ 1 & \Omega C^{-1} \mathbf{I} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ \alpha \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ \mathbf{y} \end{bmatrix} \quad (5)$$

其中: $\mathbf{I}=[1, 1, \dots, 1]^T$, $\mathbf{y}=[y_1, y_2, \dots, y_N]^T$, $\alpha=[\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_N]^T$, $\Omega=\{\Omega_{kl} | k, l=1, \dots, N\}$, $\varphi(x_k)^T \varphi(x_l) = K(x_k, x_l)$, $k, l=1, \dots, N$ 。 $K(x_k, x_l)$ 称为核函数,在此,采用RBF核函数

$$K(x_k, x_l) = \exp\left(-\|x_k - x_l\|^2 / \sigma^2\right) \quad (6)$$

由式(5)解得 α 和 b ,即得最小二乘支持向量机输出为

$$y(x) = \sum_{i=1}^N \alpha_i k(x, x_i) + b \quad (7)$$

由于锌净化除钴工序中的强酸、浓雾、高温高腐蚀性,系统参数会随时间发生变化,不同时期的历史数据对预测建模的重要性显然是不一样的,离当前时间越远,则重要程度越低^[10]。因此,对建模样本中每一个样本向量引入模糊加权隶属度 μ_i ,目标函数式(2)可修正为

$$\min_{\mathbf{w}, b, e} J(\mathbf{w}, e) = \frac{1}{2} \mathbf{w}^T \mathbf{w} + \frac{C}{2} \sum_{i=1}^N \mu_i e_i^2 \quad (8)$$

假设共有 N 个样本,第1个样本离得最近,离待预测的样本时间间隔为 t_1 (定义 $t_1=0$),第2个样本最近,时间间隔为 $t_2 \dots$,第 N 个样本离得最远,时间间隔为 t_N ,那么本实验中第 i 个样本的非线性模糊加权隶属度 μ_i 定义为

$$\mu_i = f(i) = (1 - \varepsilon) \frac{t_N - t_i}{t_N} + \varepsilon \quad (9)$$

式中: $\varepsilon \in [0, 1]$ 的常数, ε 越小,则时间越远的样本其模糊加权值 μ_i 就越小。显然, $\varepsilon = \mu_N \leq \dots \leq \mu_1 = 1$ 。

由于惩罚参数 C 和核函数参数 σ 对LSSVM推广预测能力有重要影响,在此,采用改进的微粒群算法

优化选择两个参数 C 和 σ , 在一定程度上减少主观经验选择参数的盲目性。

2 改进的微粒群算法

标准微粒群算法收敛速度较慢, 在寻优后期, 随着种群多样性迅速降低, 极易陷入局部最优解^[12-14]; 难以寻优得到 LSSVM 较好的一组参数。

为提高算法局部寻优能力, 加快算法收敛速度, 选取适应度值大的 50% 的种群以概率 p_c 与微粒经过的最好位置 g_{best} 进行交叉操作。

为避免陷入局部最优解, 引入遗传算法的变异操作, 提高算法的全局寻优能力。

改进后的混合 PSO 算法收敛速度加快, 全局寻优能力显著提高, 能满足 LSSVM 参数优化的要求。

3 灰色模糊 LSSVM 预测模型在锌净化除钴过程中的应用

3.1 砷盐净化除钴工艺简介

某大型锌冶炼企业新砷盐净化除钴生产工艺流程如图 1 所示。砷盐除钴是在温度、反应器中溶液的含固量(通过返回浓密机底流调节, 主要成分为促进除钴的合金)、pH 值在合理范围内, 以及铜离子存在的条件下, 向溶液中加入的 As_2O_3 和锌粉, 从而使溶液中的 Co^{2+} 以 $CoAs$ 合金形式在溶液中沉淀分离出来。

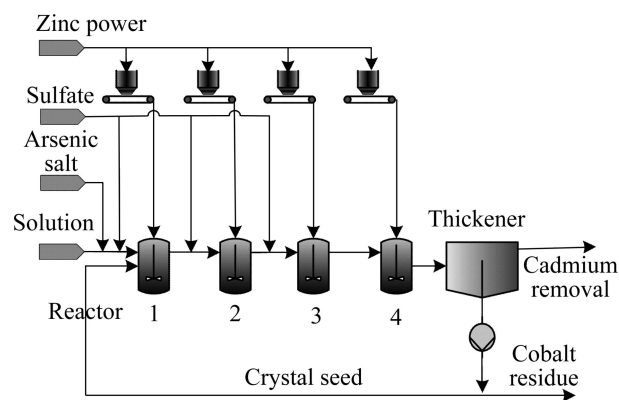


图 1 砷盐净化除钴工艺流程

Fig. 1 Process flow of purification-cobalt by arsenic salt

砷盐除钴镍过程是典型的氧化还原过程, 砷盐除钴镍工艺采用氧化还原电位(ORP)控制每一个连续搅拌反应的锌粉添加量。控制温度、ORP 等操作变量, 使钴离子浓度按某个最优的梯度下降, 从而使得锌粉

总消耗量最少。整个流程的优化控制中 1 号反应器出口的钴离子浓度控制尤为重要, 其准确预测关系到整个流程优化控制的成败。

由于影响砷盐除钴的因素众多, 且多因素间相互耦合, 本文作者采用改进的灰色关联分析方法^[15]得出对 1 号反应器除钴影响较显著的因素主要如下: 除铜后溶液流量(x_1)、除铜后溶液铜离子浓度(x_2)、除铜后溶液钴离子浓度(x_3)、除铜后溶液温度(x_4)、浓密机底流返回量(x_5)、浓密机底流含固量(x_6 , 一般在 200~380 g/L, 固体主要成分为促进除钴反应的合金)、添加砷盐的量(x_7)、溶液 pH 值(x_8)、1 号反应器 ORP 值(x_9)。

3.2 灰色模糊 LSSVM 预测模型的建立

砷盐净化除钴过程环境恶劣, 生产数据含有大量噪声, 在本模拟中, 对原始数据序列进行“灰色累加”, 削弱原始数据序列中噪声的影响, 得到具有单调增长规律的新序列非常有利于支持向量机学习, 建立比单一预测模型更优的灰色模糊支持向量机模型。

基于灰色模型 GM(1,1)和模糊 LSSVM 组合预测模型如图 2 所示。

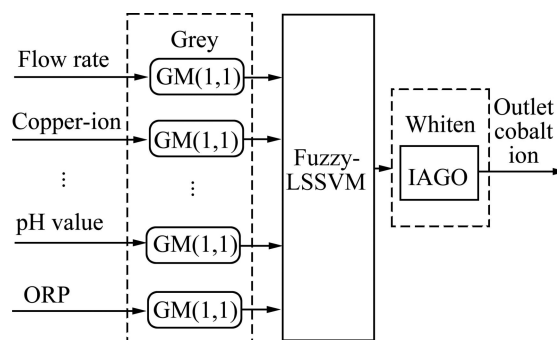


图 2 灰色模糊 LSSVM 预测模型

Fig. 2 Combined grey with Fuzzy-LSSVM forecasting model

将影响除钴的 9 个主要因素作为输入, 反应器出口的钴离子浓度为输出。步骤如下:

Step 1: 首先对原始数据序列进行灰色累加, 得到累加生成序列(1-AGO);

Step 2: 然后将灰色累加生成的数据序列做为模糊 LSSVM 的样本集;

Step 3: 通过累减还原(IAGO: Inverse accumulating generation operator)即得原数据序列的预测模型。

利用改进的 PSO 算法优化灰色模糊 LSSVM 预测模型的惩罚参数 C 和核函数参数 σ 。

3.3 模型验证与分析

为检验灰色模糊 LSSVM 预测模型(模型 1)在净化

除钴过程中应用的可行性,采用净化除钴过程生产数据进行仿真分析,并与LSSVM(模型2)进行对比仿真。由于核参数 σ 和惩罚参数 C 对RBF核的LSSVM性能影响很大,两个模型都采用改进PSO算法对两个关键参数进行优化选择。

选取2011年3、4月某锌冶炼企业砷盐净化除钴过程1号反应器的生产数据169组,其中119组作为训练样本集,另外50组作为测试样本集。两个预测模型的核参数 $\sigma \in [0.1, 30]$,惩罚参数 $C \in [0.1, 360]$,改进的PSO算法的惯性权重 $\omega=0.9$,最大迭代次数ITERmax=60,交叉概率 $p_c=0.8$,变异概率 $p_m=0.15$;寻优得到灰色模糊LSSVM和LSSVM的 (σ, C) 参数组的最优值分别为(5.3, 186.6)和(8.2, 167.9)。

图3所示为2种预测模型预测结果图,表1所示为2种预测模型相对误差的绝对值(E_a)的统计结果。

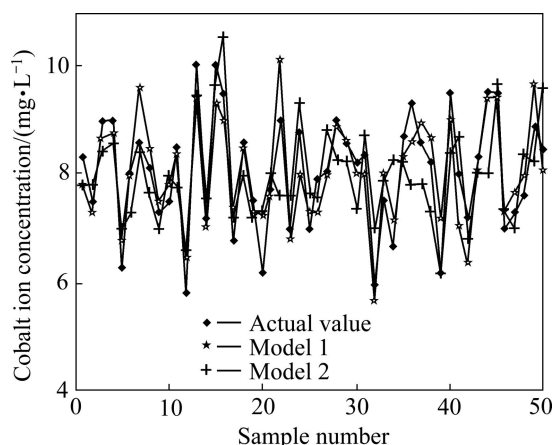


图3 2种预测模型的仿真结果

Fig. 3 Simulation results of two forecasting models

表1 两种预测模型误差结果比较

Table 1 Results comparison of two forecasting models

Forecasting model	$E_a/\%$	$E_{a,max}/\%$
Grey Fuzzy-LSSVM	5.52	17.3
LSSVM	7.81	23.5

由图3和表1可知,基于灰色模糊LSSVM预测模型相对误差绝对值的平均值和最大值都小于LSSVM的。LSSVM不仅预测精度较低,且不能较好地反映实际值的变化趋势,在实际应用中可能造成对工况误判断,不利于优化控制。灰色模糊LSSVM精度有显著提高,且预测值能很好地跟踪实际值,较准确地反映了钴离子浓度的实际变化趋势,完全能满足净化除钴生产过程钴离子浓度在线预测要求,充分说

明该预测模型的有效性。

4 结论

1) 单一预测方法难以在不同情况下都获得令人满意的结果,将灰色系统理论的GM(1,1)模型与模糊LSSVM有机融合起来,提出一种灰色模糊LSSVM组合预测模型。

2) 由于锌净化过程环境恶劣,随着时间的发展,系统参数会发生变化,故在预测建模时对不同时期的历史数据赋予不同的模糊加权值;在利用LSSVM进行预测时,参数 σ 和 C 选取极为重要,选择不当会降低模型的预测精度。提出利用改进的微粒群算法对模糊LSSVM的参数进行寻优,得到使模糊LSSVM预测精度最高的一组最优参数 (σ, C) 。

3) 通过对砷盐净化除钴过程中钴离子浓度的预测结果表明,所提出的灰色模糊LSSVM预测模型预测精度较高,能反映实际钴离子浓度变化,满足工业现场应用要求。

REFERENCES

- [1] BØCKMAN O, ØSTVOLD T. Products formed during cobalt cementation on zinc in zinc sulfate electrolytes[J]. Hydrometallurgy, 2000, 54: 65-78.
- [2] 晏密英, 桂卫华, 王凌云. 基于神经网络补偿灰色预测误差的钴离子浓度预测研究[J]. 计算机与应用化学, 2008, 25(7): 805-808.
YAN Mi-ying, GUI Wei-hua, WANG Ling-yun. Research of prediction in cobalt ions concentration based on a neural network compensating the error of grey forecast[J]. Computers and Applied Chemistry, 2008, 25(7): 805-808.
- [3] 王 硕, 杨善林, 马溪骏. 基于WNN-RAGA的非线性组合预测方法[J]. 系统工程理论与实践, 2008, 28(12): 160-165.
WANG Shuo, YANG Shan-lin, MA Xi-jun. Nonlinear combination forecasting approach based on WNN-RAGA[J]. Systems Engineering — Theory & Practice, 2008, 28(12): 160-165.
- [4] 鲍雅萍, 马金元, 宋 强. 基于灰色神经网络的烧结矿碱度组合预测[J]. 控制理论与应用, 2008, 25(4): 791-793.
BAO Ya-ping, MA Jin-yuan, SONG Qiang. Combination forecasting of sintered ore alkalinity based on grey neural network[J]. Control Theory & Applications, 2008, 25(4): 791-793.
- [5] ESEN H, OZGEN F, ESEN M. Modeling of a new solar air heater through least squares support vector machine[J]. Expert

- Systems with Applications, 2009, 36(7): 10673–10682.
- [6] ZHAO Jun, ZHANG Xiao-ping, WANG Wei. Gradient optimized LSSVM for prediction of gas consumption in steel industry[J]. ICIC Express Letters, 2011, 4(6): 2069–2073.
- [7] ISMAIL S, SHABRI A, SAMSUDIN R. A hybrid model of self-organizing maps (SOM) and least square support vector machine (LSSVM) for time-series forecasting[J]. Expert Systems with Applications, 2011, 38(8): 10574–10578.
- [8] CHAPPELLE O, VAPNIK V, BOUSQUET O. Choosing multiple parameters for support vector machines[J]. Machine Learning, 2002, 46(1): 131–160.
- [9] ZHEN Chen, AN Yi-huang. Modeling and simulation of the GA-LSSVM-based soft measurement for torque[J]. Applied Mechanics and Materials, 2010, 44/47: 733–737.
- [10] LIN Chun-fu, WANG Sheng-de. Fuzzy support vector machines[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2002, 13(2): 465–467.
- [11] SUYKENS J A K, VANDEWALLE J. Least squares support vector machine classifiers[J]. Neural Processing Letters, 1999, 19(3): 293–300.
- [12] KANNANA S, MARY S, SLOCHANAL R, SUBBARAJ P. Application of particle swarm optimization technique and its variants to generation expansion planning problem[J]. Electric Power Systems Research, 2004, 70(8): 203–210.
- [13] 杨 智, 陈志堂, 范正平. 基于改进粒子群优化算法的PID控制器整定[J]. 控制理论与应用, 2010, 27(10): 1345–1352.
- YANG Zhi, CHEN Zhi-tang, FAN Zheng-ping. Tuning of PID controller based on improved particle-swarm-optimization[J]. Control Theory & Applications, 2010, 27(10): 1345–1352.
- [14] SHI Y, EBERHART R C. Empirical study of particle swarm optimization[C]//Proceedings of the 1999 IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC 1999). Piscataway: IEEE Press, 1999: 1945–1950.
- [15] 吴 静, 吴晓燕, 陈永兴, 滕江川. 基于改进灰色关联分析的仿真模型验证方法[J]. 系统工程与电子技术, 2010, 32(8): 1677–1679.
- WU Jing, WU Xiao-yan, CHEN Yong-xing, TENG Jiang-quan. Validation of simulation models based on improved grey relational analysis[J]. Systems Engineering and Electronics, 2010, 32(8): 1677–1679.

(编辑 龙怀中)