

doi:10.3969/j.issn.1671-9492.2021.03.015

基于 NNG-LSSVM 的铜精矿品位软测量方法研究

吴浩^{1,2,3}, 潘冰清¹, 杨会琳¹, 孙凯^{1,2,3}

(1. 齐鲁工业大学(山东省科学院)电气工程与自动化学院, 济南 250353;

2. 矿冶过程自动控制技术国家重点实验室, 北京 102628;

3. 矿冶过程自动控制技术北京市重点实验室, 北京 102628)

摘要: 浮选技术是当今铜矿选矿最主要的方法并得到了广泛应用。浮选流程中铜精矿品位决定了最终产品的质量, 是整个过程的关键变量。然而在实际生产中, 该参数的测量耗时较长, 难以实时在线测量。提出了一种基于非负熵系(Nonnegative garrote)与最小二乘支持向量机(Least Squares Support Vector Machine)的软测量方法, 并利用 DCS 系统提供的实际生产数据对该变量进行预测建模。仿真结果表明, 所研究的软测量方法能够准确预测铜精矿品位的变化, 能很好地实现精矿品位的实时预测及估计, 并且在模型精度上明显优于其他软测量方法。

关键词: LSSVM; NNG; 铜矿浮选; 软测量; 铜精矿品位

中图分类号: TP273

文献标志码: A

文章编号: 1671-9492(2021)03-0088-05

Research on Soft Sensor Method of Copper Concentrate Grade Based on NNG-LSSVM

WU Hao^{1,2,3}, PAN Bingqing¹, YANG Huilin¹, SUN Kai^{1,2,3}

(1. School of Electrical Engineering and Automation, Qilu University of Technology

(Shandong Academy of Sciences), Jinan 250353, China;

2. State Key Laboratory of Automatic Control Technology for Mining and Metallurgy Process, Beijing 102628, China;

3. Beijing Key Laboratory of Automatic Control Technology for Mining and Metallurgy Process, Beijing 102628, China)

Abstract: Flotation technology is the most primary method of beneficiation of copper mines and has been widely used. In the flotation process, the grade of copper concentrate determines the quality of the final product, therefore it's a key variable in the entire process. Nevertheless, in the actual production, the measurement of this parameter takes a long time, making it difficult to measure in real time online. The paper proposes a soft-sensing method based on non-negative garrote and least squares support vector machine, and uses the actual production data provided by the DCS system to predict and model this variable. The simulation results show that the researched soft-sensing method can accurately predict the change of copper concentrate grade, and can well realize the real-time prediction and estimation of concentrate grade, and the accuracy of model obviously superiors to other soft-sensing methods.

Key words: LSSVM; NNG; copper mine flotation; soft sensor; copper concentrate grade

近年来,在铜工业生产过程中,勘探和开采的铜矿石大部分都要经过选矿富集成铜精矿才能冶炼成铜金属,浮选是铜矿选矿的重要方法之一^[1]。在铜

矿浮选制备系统中,精矿品位的准确测量无疑是企业对精度和实时性的要求,也是制浆品质和效率的决定因素^[2]。受工业现场环境的限制,由于矿浆中精矿

收稿日期:2020-05-22

基金项目:矿冶过程自动控制技术国家(北京市)重点实验室开放研究基金资助项目(BGRIMM-KZSKL-2018-01);国家自然科学基金资助项目(61603203)

作者简介:吴浩(1993-),男,安徽定远人,硕士研究生,主要从事过程控制及自动化装置研究。

通信作者:孙凯(1979-),男,山东济宁人,博士,副教授,主要从事过程控制复杂系统建模研究。

品位的测量通常由操作员从现场提取矿浆,然后使用专用的分析仪进行测量,这样既费时也难以实现实时测量,并且设备价格昂贵,需要定时维护^[3]。针对以上工业生产中难以直接测量变量的问题,研究人员通常使用目前应用较为广泛的软测量方法^[4]。

软测量技术是一种新型的测量技术,其核心思想是通过易测量性的过程变量(以下简称为辅助变量^[5])构成某种数学关系,即软测量模型来推断或估计难以测量性的重要变量(以下简称为主导变量),以软件来辅助或者替代硬件(传感器)的功能。

由于浮选过程变量众多且这些参数之间具有非线性、强耦合等特征^[6],需要筛选相应的冗余变量以使得剩余变量之间保持相对独立。非负绞杀(Nonnegative garrote)NNG作为一种新型变量选择算法^[7],不仅能够对冗余变量进行筛选而且可以压缩相应变量的系数。另外,浮选过程具有高度的复杂性,难以用简单的机理模型来描述,LSSVM算法具有很强的非线性描述能力,对复杂非线性过程建模精度较高,得到了广泛的应用^[8]。

本研究将NNG与LSSVM进行有效结合,充分利用NNG的变量选择和LSSVM的非线性建模能力,对铜矿浮选过程的精矿品位进行软测量建模,具有很好的理论意义和应用价值。

1 铜矿浮选工艺流程

铜矿浮选工艺流程主要是对原矿进行添加药剂如石灰及调节pH(酸碱度)等,对磨矿产品再进行粗选、精选、扫选等工作,经过以上浮选操作最后才形成铜精矿^[9]。如图1所示,在浮选制备系统中,石灰用量、磨矿浓度、pH值的调节往往是限制浮选指标的关键因素^[10],如若石灰用量控制不当,就会造成磨矿中的矿物解离不充分,从而使尾矿中含铜量增大,铜精矿品位就会下降。

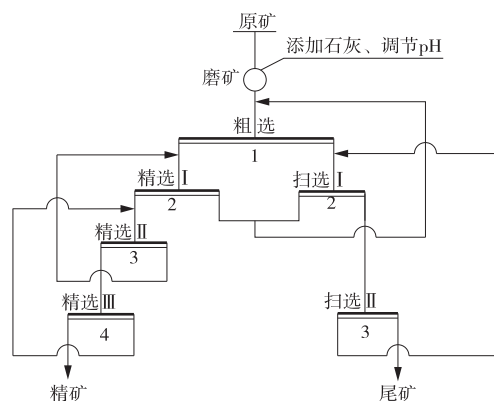


图1 铜矿浮选系统的工艺流程

Fig. 1 Process flow of copper mine flotation system

精矿品位是衡量铜矿浮选过程中的一项重要指标,是企业对产品质量和生产效率的保证;对浮选过程中过程变量的控制及监测无疑是获得更高精矿品位的必要举措,而面对操作员从现场提取矿浆,使用专用的分析仪离线取样检测,费时、费力难以实现实时测量从而使生产操作滞后,无法达到企业对产品质量的需求;基于NNG-LSSVM软测量算法预测精矿品位切实合乎企业对产品质量的要求,不仅简化建模的复杂度,剔除相关浮选过程中的无关变量,而且可以提高建模的预测精度。

2 基于NNG算法的变量选择

针对输入变量数目较多、变量之间相互耦合的程度较大、信息冗余较严重等问题,需要降低变量的维度以减小变量间的相互冗余,基于此NNG算法被提出。

2.1 NNG算法理论

最常用的数学统计方法是子集选择回归^[11]。即给定一数据集 $\{x_1, x_2, \dots, x_n, y\}$,把描述特征变量 y 中的一些冗余变量剔除,使之留下的变量集能够精确地预测 y ;NNG就是通过降低变量的维度,将相互间有较强相关性的候选变量进行剔除,保留少数相对独立的变量,从而实现数据简单化,减少冗余的目的,其原理不仅能达到对候选变量的个数进行筛选而且可以压缩相应变量的系数;假设对于给定模型有以下形式:

$$y = \sum_{i=1}^n \beta_i x_i + \theta \quad (1)$$

其中, $x = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 和 y 分别是输入及输出变量, $\beta = \{\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n\}$ 是输入变量系数, θ 是随机误差。若 $X \in \mathbf{R}^{m \times n}$ 是输入数据矩阵,其中 m 是样本数据集, n 为输入变量数据集; $Y \in \mathbf{R}^m$ 是输入变量的向量;让 $\hat{\beta}_i$ 表示原始最小二乘估计值,使 $\{c_i\}$ 最小化;NNG可以表述为以下形式:

$$\sum_{k=1}^m (y_k - \sum_{i=1}^n c_i \hat{\beta}_i x_{ik})^2 \quad (2)$$

其约束条件如下: $c_i \geq 0$, $\sum_{i=1}^n c_i < s$,其中 s 是garrote参数,由此构造出新的预测系数: $\tilde{\beta}_i = c_i \hat{\beta}_i$, $i=1, 2, \dots, n$;故 y 的预测方程可以表述为如下形式:

$$\tilde{y} = \sum_{i=1}^n \tilde{\beta}_i x_i \quad (3)$$

当 s 越小时,压缩系数 c_i 将趋向于零并剔除与之相应系数的变量从而达到了变量选择的目的,而

剩余其它 $\tilde{\beta}_i$ 的系数将被压缩;此过程称为非负绞杀,从算法的原理上剔除了冗余的候选变量,缩小问题规模且模型变得相对稳定。

2.2 NNG 算法在浮选过程中的应用

铜矿浮选现场获得的 DCS 数据包括了整个浮选过程运行参数的各个测点数据,如表 1 所示。

表 1 铜矿浮选中可测输入变量

Table 1 Measurable input variable of copper flotation

序号	变量描述	单位	序号	变量描述	单位
1	石灰石添加量	kg	15	分离原矿铜品位	%
2	粗选 pH 值		16	分离原矿硫品位	%
3	给矿总量	t	17	原矿铜品位	%
4	硫铜比例		18	大泡的面积	像素
5	矿石中铜品位	%	19	中泡的面积	像素
6	矿石中硫品位	%	20	小泡的面积	像素
7	粗选 1 的液位	m	21	铜扫 2 尾铜品位	%
8	大泡数	个	22	铜扫 2 尾硫品位	%
9	中泡数	个	23	硫精矿硫品位	%
10	小泡数	个	24	铜精矿硫品位	%
11	X 轴速度	mm · s ⁻¹	25	硫精矿铜品位	%
12	Y 轴速度	mm · s ⁻¹	26	铜精扫 2 尾铜品位	%
13	总尾铜	%	27	铜精扫 2 尾硫品位	%
14	总尾硫	%			

将表 1 中的 27 个可测输入变量在 NNG 里进行变量筛选,剔除相应的冗余变量,加快模型的求解准确度及收敛速度,将剔除后剩余的 16 个变量作为预测精矿品位的辅助变量,分别为矿石中硫品位、硫铜比例、X 轴速度、大泡数、小泡数、中泡的面积、小泡的面积、分离原矿硫品位、分离原矿铜品位、铜精扫 2 尾硫品位、铜扫 2 尾铜品位、总尾硫、总尾铜、铜精矿硫品位、硫精矿硫品位、石灰添加量;

NNG 在浮选过程的算法流程如下:

Step1:将原始数据集导入,作为算法的初始数据集 $\{X, Y\}$;

Step2:利用最小二乘法得到系数估计 $\hat{\beta}$;

Step3:利用交叉验证法得到最佳的算法参数 s ;

Step4:使用最佳的参数 s 值,由公式(2)得到最终的值 $\{c_i\}$, $i=1, 2, \dots, n$;

Step5:将 $\tilde{\beta}_i = c_i \hat{\beta}_i$ 代入公式(3)得到变量选择后的 X' 及 Y 的预测值 Y' ;

Step6:输出变量选择后的数据集 $\{X', Y'\}$ 。

3 基于 LSSVM 的软测量建模

最小二乘支持向量机(LSSVM)是在传统 SVM 上的一种改进,主要体现在两个方面:其一是把 SVM 中解二次规划的问题转化为求解线性方程组的问题;其二是将 SVM 中的不等式约束转换成等式

约束;经过以上两个方面的改善,大大提高了算法的收敛精度及求解速度。

对给定一训练样本 $\{x_i, y_i\}_{i=1}^m$, 其中 $x_i \in R^n$, $y_i \in R^n$, n 为辅助变量的个数。下面引入一个支持向量积的估计模型函数:

$$y_i = w^T \varphi(x_i) + e_i + b \quad (4)$$

其中, $w \in R^m$, $e_i \rightarrow e \in R$, $b \in R$, $i=1, 2, \dots, m$ 。

根据结果风险最小化原则,并引入最小二乘法,则式(1)必须满足:

$$\min_{w, b, e} J(w, e) = \frac{1}{2} w^T w + \frac{1}{2} \gamma \sum_{i=1}^m e_i^2 \quad (5)$$

其中, γ 是正规化参数, e 是松弛变量。通过非线性映射函数 $\varphi(\cdot)$ 能够将输入空间 R^n 中的输入样本集映射到特征空间 $\varphi(x) = (\varphi_1(x), \varphi_2(x), \dots, \varphi_m(x))$ 中,从而实现把输入空间中的非线性回归转化为高维空间中的线性回归问题^[12]。

构造拉格朗日函数,式(5)可改写为如下函数形式:

$$L(w, \gamma, \alpha, b, e) = J(w, e) + \sum_{i=1}^m \alpha_i (y_i - w^T \varphi(x_i) + e_i + b) \quad (6)$$

其中, α_i ($i=1, 2, \dots, m$) 为拉格朗日因子。公式(6)中的 α, b 为 LSSVM 建模的目标。令 L 对 w, α, b, e 分别求偏导使其为 0, 消除参数 w, e 后,可得如下线性方程组:

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

式(7)中, $\Omega_i = \varphi(x_i)^T \varphi(x_i)$, 定义核函数 $K(x_i, x_p) = \exp(-\frac{1}{2} ||x_i - x_p||^2)$, 则软测量模型为:

$$y(x) = \sum_{i=1}^m \alpha_i K(x, x_i) + b \quad (8)$$

式(8)中 $i=1, 2, \dots, m$ 。

由于径向基函数(RBF)核函数相比其他核函数有两个明显的优势,首先它能够实现非线性映射;其次它需要确定的参数比多项式核函数要少,可以减少数值计算的困难;因此本文选用 RBF 核函数进行数据建模。

将表 1 经过 NNG 变量选择后的 16 个辅助变量作为 LSSVM 软测量模型的输入变量,铜精矿品位作为输出变量,即可建立精矿品位的软测量模型。

4 仿真结果与分析

4.1 数据预处理

将从浮选现场获得的 DCS 工业实际运行数据

导出,数据集采样时间间隔为 5 min,由于现场采集数据难免会存在误差,而任何数据采集的错误都会导致软测量模型性能下降或建模失败;因此必须对采集的数据进行预处理,其步骤如下:

1)补全浮选现场 DCS 工业实际数据缺失的采样时间点,时间间隔点统一为 5 min 一笔;

2)剔除由于设备故障或超出合理工况范围的变量以确保模型的准确性;

3)剔除采集的样本数据集中出现异常及恒定不变的数据以提高建模的精度;

4)处理后得到的 1 800 笔数据等分为 9 组,分别计算每组数据的相关性,将相关性绝对值低于 0.35 的一组剔除。

4.2 软测量建模

将经过预处理及 NNG 变量筛选后提取的 500 组数据进行仿真实验,其中 80%用于数据建模,20%用于模型检验,使用 NNG-LSSVM 模型对该数据建模,实际值与软测量预测值仿真如图 2 所示。

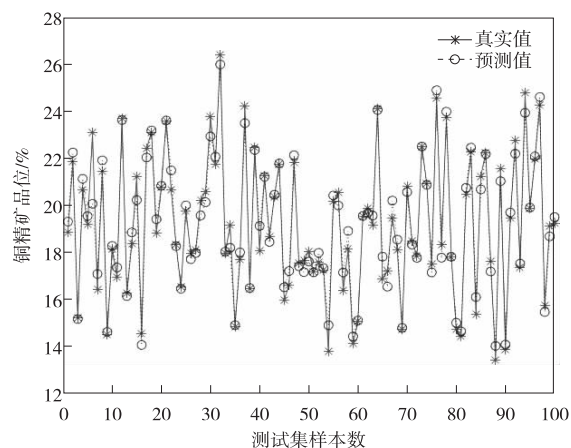


图 2 NNG-LSSVM 算法预测结果

Fig. 2 Prediction result of NNG-LSSVM algorithm

从图 2 中可观测出 NNG-LSSVM 预测精矿品位的精度较高,曲线拟合效果较好,适合铜精矿品位的实时在线预测。

为了进一步凸显出 NNG-LSSVM 算法的优越性,引入均方差 MSE(Mean Square Error)及各拟合曲线间的相关系数作为模型性能的评价指标,如表 2 所示。

表 2 三种算法的预测性能比较

Table 2 Comparison of prediction performance of three algorithms

预测方法	BP	LSSVM	NNG-LSSVM
MSE	2.079 0	0.014 1	0.006 7
相关系数	0.777 3	0.931 5	0.967 3

由表 2 可知,无论从 MSE 还是相关系数来看, NNG-LSSVM 软测量算法都要优越于其他两种预测算法,预测精度更高;对比 NNG-LSSVM 及 LSSVM 可看出,对铜矿浮选中冗余变量的筛选可以改善预测模型的精度从而为铜精矿品位的在线监测提供有利数据。

为了更直观的展现三种算法的预测误差,特把三种算法的预测误差放在同一图中进行比较,如图 3 所示。

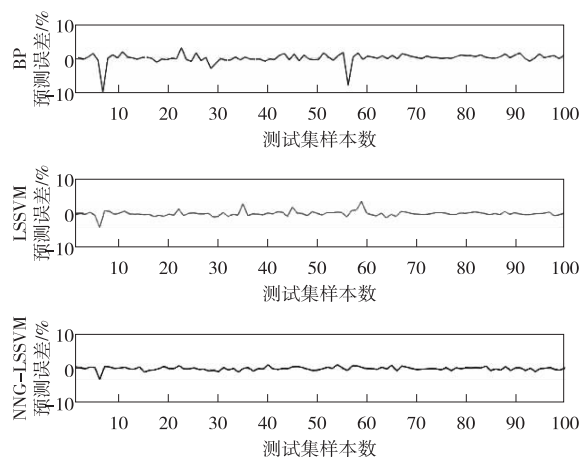


图 3 三种算法预测误差对比图

Fig. 3 Comparison chart of prediction errors of three algorithms

通过以上三种预测误差图对比可得, NNG-LSSVM 算法几乎在每个样本测试点相比其他两种算法的预测误差都要小且波动范围较小,相对稳定。因此采用 NNG-LSSVM 软测量算法能够精确实时预测出铜精矿品位,从而实现铜矿浮选过程中辅助变量的优化控制。

5 结论

本文提出了一种基于 NNG-LSSVM 的铜精矿品位软测量方法,利用浮选现场与精矿品位息息相关的在线测点数据建立预测模型,并将软测量技术与控制理论相结合, NNG 筛选冗余变量提高模型精度的同时减少了工业成本。通过分析 NNG-LSSVM 仿真实验的 MSE 及拟合曲线间的相关系数等性能指标,表明该软测量算法切实可行,可以及时为浮选生产提供技术支持和校正数据。

参考文献

- [1] 张建文,覃文庆,张雁生,等. 某低品位难选氧化铜矿浮选试验研究[J]. 矿冶工程, 2009, 29(4): 39-43.
ZHANG Jianwen, QIN Wenqing, ZHANG Yansheng, et al. Flotation study of a low grade refractory copper oxide ore[J]. Mining and Metallurgical Engineering,

- 2009,29(4):39-43.
- [2] 王茂森,殷琨,蒋荣庆. 全孔反循环中心取样钻进设备与试验研究[J]. 煤田地质与勘探,2000,28(5):61-62.
WANG Maosen, YIN Kun, JIANG Rongqing. A design for whole hole reverse circulation drilling [J]. Coal Geology Exploration, 2000, 28(5): 61-62.
- [3] 卢双豪,赵建军,田锐,等. 基于X荧光品位分析仪滤网的矿浆代表性研究[J]. 中国矿业,2015,24(增刊1):368-372.
LU Shuanghao, ZHAO Jianjun, TIAN Rui, et al. Research on pulp sample representation of strainers based on X-ray fluorescence analyzer[J]. China Mining Magazine, 2015, 24(S1): 368-372.
- [4] 常玉清,王福利,王小刚,等. 基于支持向量机的软测量方法及其在生化过程中的应用[J]. 仪器仪表学报,2006,27(3):241-244,271.
CHANG Yuqing, WANG Fuli, WANG Xiaogang, et al. Soft sensor modeling based on support vector machine and its application to fermentation process[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2006, 27(3): 241-244, 271.
- [5] 阳春华,任会峰,许灿辉,等. 基于稀疏多核最小二乘支持向量机的浮选关键指标软测量[J]. 中国有色金属学报,2011,21(12):3149-3154.
YANG Chunhua, REN Huifeng, XU Canhui, et al. Soft sensor of key index for floatation process based on sparse multiple kernels least squares support vector machines [J]. The Chinese Journal of Nonferrous Metals, 2011, 21(12): 3149-3154.
- [6] 刘述忠,李晓阳,杨新华,等. 氧化铜矿浮选的新起泡沫剂[J]. 金属矿山,2004(4):41-43.
LIU Shuzhong, LI Xiaoyang, YANG Xinhua, et al. New frother for oxide copper ore flotation[J]. Metal Mine, 2004(4): 41-43.
- [7] BREIMAN L. Better subset regression using the nonnegative garrote[M]. American Society for Quality Control and American Statistical Association, 1995.
- [8] SHAYEGHI H, GHASEMI A. Day-ahead electricity prices forecasting by a modified CGSA technique and hybrid WT in LSSVM based scheme [J]. Energy Conversion & Management, 2013, 74: 482-491.
- [9] 董天龙,薛春华. 塔磨机在铜精矿细磨中的应用[J]. 云南冶金,2017,46(1):19-22.
DONG Tianlong, XUE Chunhua. The application of tower mill on copper concentrate fine grinding [J]. Yunnan Metallurgy, 2017, 46(1): 19-22.
- [10] 罗新民,田松鹤,刘忠荣. 难选氧化铜矿浮选工艺研究[J]. 湖南有色金属,2003(4):14-16.
LUO Xinming, TIAN Songhe, LIU Zhongrong. Study on hard chosen aerugo mine flotation technical [J]. Hunan Nonferrous Metals, 2003(4): 14-16.
- [11] 崔东文. 基于多元变量组合的回归支持向量机集成模型及其应用[J]. 水利水运工程学报,2014(2):66-73.
CUI Dongwen. A regression support vector machine integrated model based on multivariate combinations and its application[J]. Hydro-Science and Engineering, 2014(2): 66-73.
- [12] 王晶,靳其兵,曹柳林. 面向多输入输出系统的支持向量机回归[J]. 清华大学学报(自然科学版),2007,47(增刊2):1737-1741.
WANG Jing, JIN Qibing, CAO Liulin. Support vector regression algorithm for multi-input multi-input systems[J]. Journal of Tsinghua University (Science and Technology), 2007, 47(S2): 1737-1741.