

DOI:10.3969/j.issn.1673-4785.201111002

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/23.1538.TP.20120907.1659.001.html>

## 结合 GM(1,1) 和 LSSVM 的多效蒸发过程参数预测

徐丽莎<sup>1</sup>, 钱晓山<sup>2,3</sup>, 阳春华<sup>3</sup>

(1. 中南林业科技大学 涉外学院, 湖南 长沙 410004; 2. 宜春学院 物理科学与工程技术学院, 江西 宜春 336000; 3. 中南大学 信息科学与工程学院, 湖南 长沙 410083)

**摘要:**为了解决多效蒸发过程具有高噪声和非平稳等特性的参数时间序列预测问题,提出了一种基于小波变换结合 GM(1,1) 和 LSSVM 的蒸发过程参数预测方法.该方法首先利用 Mallat 算法对参数时间序列进行分解和重构,分离出序列中的低频信息和高频信息;然后对低频信息构建 GM(1,1) 模型,对高频信息则用最小二乘支持向量机进行拟合;最后将各模型的预测结果进行叠加,从而得到最终的预测结果.以氧化铝多效蒸发过程的生产数据进行了实验验证,结果表明,该预测算法切实可行且优于单一的 GM(1,1) 和 LSSVM 方法,具有较好的泛化性能和较强的鲁棒性,可用于氧化铝生产蒸发过程的优化控制.

**关键词:**小波变换;GM(1,1)模型;LSSVM模型;多效蒸发过程;参数预测

**中图分类号:**TP273 **文献标志码:**A **文章编号:**1673-4785(2012)05-0462-05

## Parameter prediction of multi-effect evaporation process combining GM(1,1) with LSSVM

XU Lisha<sup>1</sup>, QIAN Xiaoshan<sup>2,3</sup>, YANG Chunhua<sup>3</sup>

(1. Shewai College, Central South University of Forestry and Technology, Changsha 410004, China; 2. Physical Science and Technology College, Yichun University, Yichun 336000, China; 3. School of Information Science & Engineering, Central South University, Changsha 410083, China)

**Abstract:** A parameter prediction method was proposed for solving the time-series prediction problem on the parameters of the multi-effect evaporation process with high noise and non-stationary, combining GM(1,1) and least squares support vector machines (LSSVM) based on the wavelet transform model. Firstly, the Mallat algorithm was used to decompose and reconstruct the time series of parameters, in order to separate low frequency and high-frequency sequence. Next, the GM(1,1) model was designed by using a low frequency and high-frequency information sequence based on the LSSVM. Finally, a result of the prediction on all models was analyzed to determine the final prediction results. Production data of a multi-effect evaporation process in alumina production were tested in the experiment; and the results show the prediction algorithm is feasible and superior to a single GM(1,1). The test demonstrated the LSSVM method had a good generalization performance and powerful robustness; and could be used for operation of an optimal evaporation process in the alumina production.

**Keywords:** wavelet transform; GM(1,1) model; LSSVM model; multi-effect evaporation process; parameter prediction

氧化铝蒸发过程是一个典型的复杂化工过程,具有高维、变量多、非线性、流程长等特点,其机理模型的建立困难且复杂.基于工业过程大量的现场数

据,采用支持向量机建立预测模型成为当前的研究热点<sup>[1-3]</sup>.文献[1]运用小波变换结合最小二乘支持向量机对短期风速进行预测,结果表明该方法具有一定的可行性,且模型精度较高;文献[2]提出了结合正交小波变换和 GM(1,1)-AR 非平稳时间序列的预测方法,且应用于人均 GDP 的数据验证了该模

型的有效性.但工业中大量数据样本存在的孤立点包含噪声,影响了支持向量机的泛化能力及其实际应用效果.为解决这一问题,本文基于以上研究,从时频分析角度出发,提出了一种基于小波变换结合 GM(1,1)和 LSSVM(least squares support vector machines)的参数预测方法.首先基于 Mallat 算法的小波变换将参数时间序列分解成 2 个子序列(低频特征和 高频特征),再独自利用 GM(1,1)和 LSSVM 对各子序列进行建模,最后对各分量预测信号进行重构合成得到最终的预测结果.应用某蒸发过程大量现场数据验证该模型,结果表明,该模型精度高、泛化能力强,能满足实时优化控制.

### 1 预测算法

#### 1.1 基于 Mallat 的小波变换

设  $c_0$  为待分解离散信号,则小波分解可以通过 Mallat 算法实现<sup>[4]</sup>:

$$\begin{cases} c_{j+1} = Hc_j, \\ d_{j+1} = Gc_j. \end{cases}$$

式中: $j=0,1,\dots,J,J$  为最大分解层数; $H$  为低通滤波器, $G$  为高通滤波器; $c_j$  和  $d_j$  分别为原始信号在分辨率  $2^{-j}$  下的低频成分和高频成分.

通过 Mallat 算法对分解后的  $d_1, d_2, \dots, d_j$  和  $c_j$  信号分别进行重构<sup>[5]</sup>,有

$$X = D_1 + D_2 + \dots + D_j + C_j.$$

#### 1.2 GM(1,1)模型

设原始序列  $Y^{(0)} = (y^{(0)}(1), y^{(0)}(2), \dots, y^{(0)}(n))$ ,对其做一次累加操作(1-AGO)和紧邻操作,得新序列:

$$W^{(1)} = (w^{(1)}(2), w^{(1)}(3), \dots, w^{(1)}(n)).$$

式中: $W^{(1)}(k) = 1/2[w^{(1)}(k) + w^{(1)}(k-1)], k=2, 3, \dots, n.$

1)求灰色微分方程,  $\hat{a} = (a, b)^T$  为参数列,且

$$B = \begin{bmatrix} -w^{(1)}(2) & 1 \\ -w^{(1)}(3) & 1 \\ \vdots & \vdots \\ -w^{(1)}(n) & 1 \end{bmatrix}, \quad Q = \begin{bmatrix} y^{(0)}(2) \\ y^{(0)}(3) \\ \vdots \\ y^{(0)}(n) \end{bmatrix},$$

则 GM(1,1)灰色微分方程为

$$y^{(0)}(k) + aw^{(1)}(k) = b.$$

2)白化灰色微分方程并求解得到

$$\hat{y}^{(1)}(k+1) = (y^{(0)}(1) - \frac{b}{a})e^{-ak} + \frac{b}{a}, \quad k = 1, 2, \dots, n. \quad (1)$$

3)应用最小二乘法辨识参数  $a$  和  $b$ ,得到

$$\hat{a} = (B^T B)^{-1} B^T Q. \quad (2)$$

4)由式(1)和(2)得到最终预测模型,并对数据进行累减处理得到预测公式为

$$\hat{y}^{(0)}(k+1) = y^{(1)}(k+1) - y^{(1)}(k) = (y^{(0)}(1) - \frac{b}{a})(1 - e^a)e^{-ak}.$$

#### 1.3 最小二乘支持向量机

Vapnik 从统计学角度研究经验建模问题,提出了统计学习理论,并根据此理论中的 SRM 原则提出了支持向量机,有效克服了神经网络的网络结构确定和全局最优点等问题<sup>[7-8]</sup>.

Suykens 等<sup>[9-12]</sup>基于 Vapnik 统计学习理论基础提出的最小二乘支持向量机(LSSVM),是 SVM 的扩展,它把 SVM 的二次规划问题转换为求解线性方程组的问题.

在支持向量机回归法中,通过非线性变换把原始样本变换为高维的线性样本,再用线性函数  $f(x) = w\phi(x) + b$  来拟合,目的是使结构风险最小(回归模型在模型推广能力和经验风险之间找到最佳平衡点).LSSVM 算法的优化目标为:

$$\begin{cases} \min_{w, b, \xi} J(w, \xi) = \frac{1}{2}w^T w + \frac{C}{2} \sum_{i=1}^N \xi_i^2; \\ \text{s. t. } y_i = w\phi(x) + b + \xi, i = 1, 2, \dots, m. \end{cases} \quad (3)$$

式中: $w$  为权矢量, $C$  为正则化参数, $\xi$  为误差变量.为求解式(3)的优化问题,引入拉格朗日函数:

$$L(w, b, \alpha, \xi) = \frac{1}{2}w^T w + \frac{C}{2} \sum_{i=1}^N \xi_i^2 - \sum \alpha_i (w\phi(x_i) + b + \xi_i - y_i).$$

式中: $\alpha_i (i=1, 2, \dots, m)$  是拉格朗日乘子.

根据 KKT 优化条件,且定义的核函数  $K(x_i, y_i) = \phi(x_i) \cdot \phi(y_i)$ ,将优化问题转化为求解线性方程组:

$$\begin{bmatrix} 0 & 1 & \dots & 1 \\ 1 & K(x_1, x_1) + \frac{1}{c} & \dots & K(x_1, x_m) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & K(x_m, x_1) & \dots & K(x_m, x_m) + \frac{1}{c} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ \alpha_1 \\ \vdots \\ \alpha_m \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ y_1 \\ \vdots \\ y_m \end{bmatrix}. \quad (4)$$

求解式(4)得到  $\alpha_i$  和  $b$ ,LSSVM 的输出为

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

#### 1.4 基于 GM(1,1)和 LSSVM 的参数预测

考虑到蒸发过程中工业数据样本具有非平稳的特征,为了提取该非平稳信号中的低频成分(趋势项)和高频成分(随机项),可以利用具有多分辨率

分析特性的小波变换. 由于灰色模型具有削弱原始数据中的随机性, 增强规律性的优点, 对得到的低频率序列建立 GM(1,1) 模型, 同时为了弥补灰色模型的理论缺陷, 利用最小二乘支持向量机具有强非线性能力和求解速度快等特点, 对各高频序列采用最小二乘支持向量机方法建模, 最后将 2 个模型叠加得到过程参数的最终预测结果. 预测模型框图如图 1 所示.

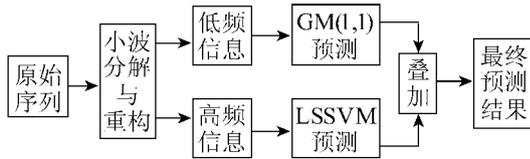


图1 预测模型

Fig.1 Prediction model block diagram

设  $X$  为原始待预测信号序列, 对该序列数据进行小波分解和重构, 得到  $X = A_J + D_1 + D_2 + \dots + D_J$ , 其中,  $A_J: \{a_{j,1}, a_{j,2}, \dots\}$  为第  $J$  层低频信号的重构,

$D_1: \{d_{1,1}, d_{1,2}, \dots\}, \dots, D_J: \{a_{1,J}, a_{2,J}, \dots\}$  为第 1 层至第  $J$  层高频信号的重构, 即

$$X_i = A_{J,i} + D_{1,i} + D_{2,i} + \dots + D_{J,i}$$

若已知  $\{t_i | i \leq N\}$  时刻的  $X_i$  值, 预测  $k$  步以后的状态值, 然后叠加求解得

$$\bar{X}_{N+k} = \bar{d}_{1,N+k} + \bar{d}_{2,N+k} + \dots + \bar{d}_{J,N+k} + \bar{a}_{J,N+k}$$

## 2 建模与验证分析

氧化铝多效蒸发过程的目的是浓缩蒸发原液, 使出口铝酸钠溶液浓度达到规定的生产指标. 工艺流程如图 2 所示, 蒸发原液分别从 VI 效和 IV 效进, V 效与 III 闪混合出料. 从 IV 效进的原液依次经过 IV 效、III 效、II 效、I 效、I 闪、II 闪、III 闪浓缩后出料, 而从 VI 效进的原液经过 VI 效和 V 效蒸发浓缩出料. 新蒸汽通入 I 效蒸发器, 产生的二次蒸汽通入 II 效和强制效, 每效产生的二次蒸汽供给给下一效蒸发器, V 效产生的二次蒸汽通入水冷器, 保证蒸发系统的真空度.

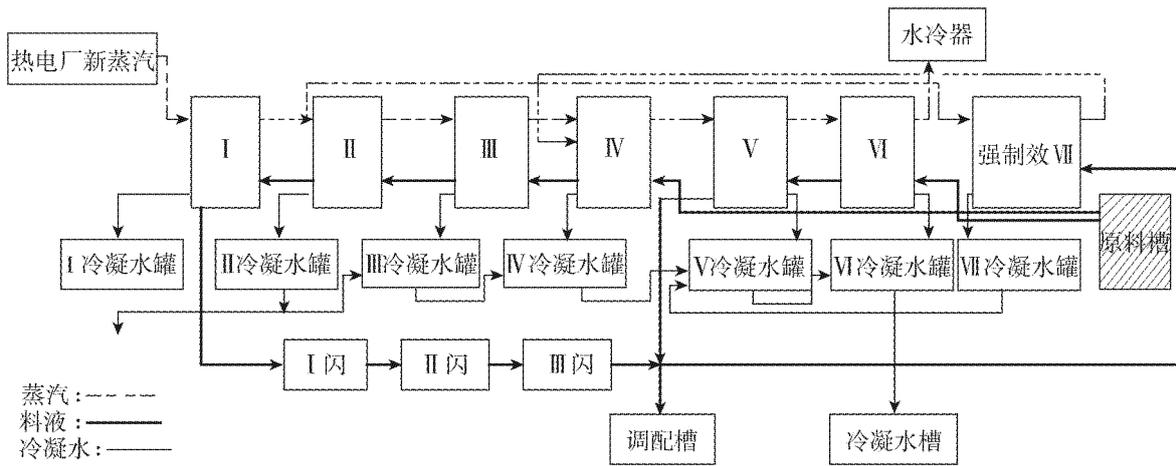


图2 蒸发过程工艺流程

Fig.2 Flow diagram of evaporation process

结合工艺流程和实际生产操作分析, 影响蒸发出口料液浓度的主要因素有进料的温度、流量和浓度、蒸汽的压力和流量、蒸发器的真空度、蒸发器的料液位、不凝性气体及冷凝水的排除、各效的料液温度、压力等. 通过机理研究和数据相关性分析, 进料温度、进料流量、进料浓度、新蒸汽温度、新蒸汽流量为主要影响因素. 取实际工业现场数据样本 150 组, 在模型训练之前对样本进行归一化等处理, 随机选取其中的 100 组作为训练, 50 组为验证样本, 分别对单个 GM(1,1) 模型、LSSVM 模型、两者混合模型进行训练、预测和比较.

首先采用小波变换对原始序列进行 4 层分解和重构, 得到低频信号序列  $\bar{l}_4$  和高频信号序列  $h_4, h_3, h_2, h_1$ . 然后在低频序列建模过程中, 采用 GM(1,1)

模型进行预测得到预测值  $\bar{l}_4$ . 对高频率序列构建最小二乘支持向量机模型进行预测, 得到相应的预测值  $\bar{h}_4, \bar{h}_3, \bar{h}_2, \bar{h}_1$ . 采用的核函数均为径向基函数. 通过多次实验比较和分析, 得到的 4 个高频子序列的重构维数为 8, 而  $\bar{h}_4, \bar{h}_3, \bar{h}_2, \bar{h}_1$  模型中, 正则化系数  $C$  和核函数宽度参数  $\sigma$  分别选取为 (52, 0.004 8)、(42, 0.003 2)、(30, 0.006 0) 和 (16, 0.005 9). 用式 (5) 求得最终出口浓度的预测值  $\bar{f}_4$ :

$$\bar{f}_4 = \bar{l}_4 + \bar{h}_4 + \bar{h}_3 + \bar{h}_2 + \bar{h}_1 \tag{5}$$

运用 GM(1,1) 模型、支持向量机模型和本文所提出的预测建模方法分别对出口浓度进行预测, 采用 Matlab 7.0 进行仿真, 得到的结果分别如图 3 ~ 5 所示.

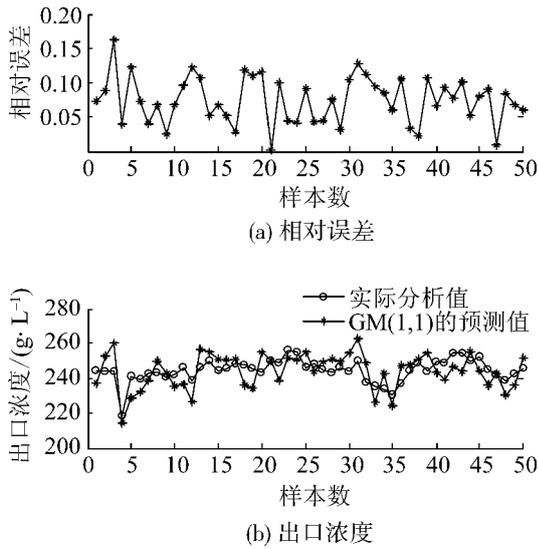


图3 灰色模型仿真结果

Fig.3 Simulation results of the GM(1,1) model

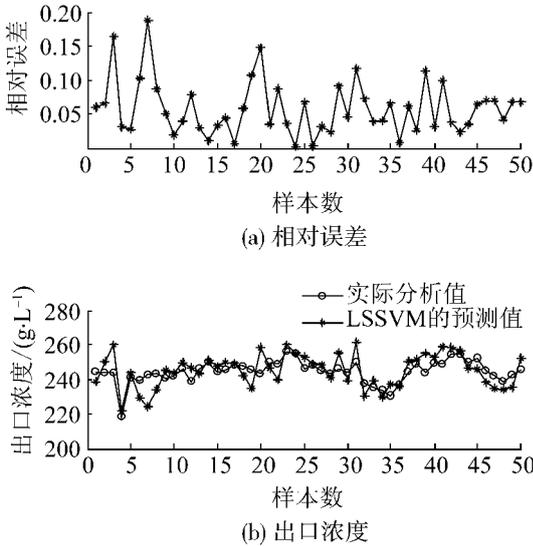


图4 最小二乘支持向量机模型仿真结果

Fig.4 Simulation results of the LSSVM model

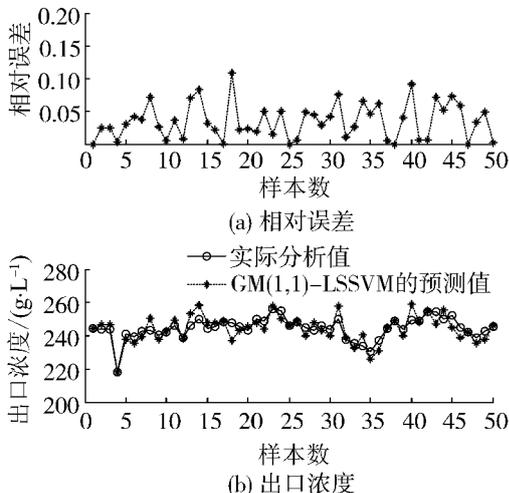


图5 灰色支持向量机模型仿真结果

Fig.5 Simulation results of the GM(1,1)-LSSVM model

从图3~5中可以看出,3个模型精度都比较高,其最大相对误差均在20%以内.同时通过比较分析,GM(1,1)-LSSVM模型预测结果中相对误差大于10%的样本2个,均方差为 $2.9746 \times 10^{-5}$ ;而LSSVM模型相对误差大于10%的样本9个,均方差为 $5.0416 \times 10^{-5}$ ,GM(1,1)模型预测结果中相对误差大于10%的样本17个,均方差为 $6.7459 \times 10^{-5}$ ,可见GM(1,1)-LSSVM模型的实验结果最好,说明其跟踪性能更好.

### 3 结束语

针对有色冶炼工业过程的强非线性、滞后大、数据样本非平稳的特点,本文将建立的一种基于小波变换集成GM(1,1)和LSSVM模型的参数预测方法,应用于氧化铝蒸发过程料液出口浓度的预测.实验结果表明,所提出的集成预测模型与单一灰色模型和最小二乘支持向量机模型相比,其泛化能力更强、模型精度更高、跟踪性能更好,为复杂工业过程的优化控制提供了新的思路.但该方法对在不同工况下样本的预测精度有所下降,此问题还有待进一步研究.

### 参考文献:

- [1] 王晓兰,王明伟. 基于小波分解和最小二乘支持向量机的短期风速预测[J]. 电网技术, 2010, 34(1): 179-184. WANG Xiaolan, WANG Mingwei. Short-term wind speed forecasting based on wavelet decomposition and least square support vector machine [J]. Power System Technology, 2010, 34(1): 179-184.
- [2] 张华,任若恩. 基于小波分解和残差GM(1,1)-AR的非平稳时间序列预测[J]. 系统工程理论与实践, 2010, 30(6): 1016-1020. ZHANG Hua, REN Ruoen. Non-stationary time series prediction based on wavelet decomposition and remanet GM(1,1)-AR [J]. Systems Engineering Theory and Practice, 2010, 30(6): 1016-1020.
- [3] LI Derchiang, FANG Yaohwei. An algorithm to cluster data for efficient classification of support vector machines [J]. Expert Systems with Applications, 2008, 34(3): 2013-2018.
- [4] COMAK E, ARSLAN A. A new training method for support vector machines: clustering k-NN support vector machines [J]. Expert Systems with Applications, 2008, 35(3): 564-568.
- [5] KULKARNI A, JAYARAMAN V K, KULKARNI B D. Knowledge incorporated support vector machines to detect faults in Tennessee Eastman process [J]. Computers &

Chemical Engineering,2005,29(10) : 2128-2133.

- [6] MALLAT S C. A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,1989,11(7): 674-693.
- [7] 胡昌华,李国华,刘涛,等.基于MATLAB6.X的系统分析与设计—小波分析[M].西安:西安电子科技大学出版社,2004: 45-49.
- [8] 刘思峰,党耀国,方志耕,等.灰色系统理论及其应用[M].北京:科学出版社,2004: 12-13.
- [9] VAPNIK V N. An overview of statistical learning theory[J]. IEEE Transactions on Neural Networks,1999,10(5) : 988-999.
- [10] SUYKENS JA K,VANDEWALLE J. Least squares support vector machine classifiers[J]. Neural Processing Letters,1999,9(3) : 293-300.
- [11] SUYKENS JA K. Optimal control by least squares support vector machines[J]. Neural Networks,2001,14(1):23-25.
- [12] 邓兴升.统计学习理论在大地测量中的应用[D].武汉:武汉大学,2007: 766-70.
- DENG Xingsheng.The application of statistical learning theory in geodesy [D]. Wuhang: Wuhang University, 2007: 66-70.
- [13] CRITINANINI N, SHAW-TAYLOR J. An introduction to support vector machines and other kernel-based learning methods[M]. London, UK: Cambridge University Press, 2000: 25-27.
- [14] 邓乃扬,田英杰.支持向量机—理论、算法与拓展[M].北京:科学出版社,2004:115-17.7.

#### 作者简介:



徐丽莎,女,1984年生,讲师,主要研究方向为复杂工业过程建模、优化与控制、嵌入式系统。



钱晓山,男,1980年生,讲师,博士研究生,主要研究方向为复杂工业过程建模、优化与控制。



阳春华,女,1965年生,教授,博士生导师,博士,中国有色金属学会计算机学术委员会秘书长,中国自动化学会理事、应用专业委员会委员、技术过程故障诊断与安全性专业委员会委员,中国人工智能学会智能控制与智能管理专业委员会委员,湖南省自动化学会常务理事.主要研究方向为复杂工业过程建模、优化控制、智能信息处理.完成或在研国家自然科学基金、国家"863"与"973"计划、国家高技术产业化等科研项目36项.曾获国家科技进步二等奖2项,省部级科技进步奖16项.申请国家发明专利19项、授权6项,申请软件著作权8项,发表学术论文300余篇,其中被SCI、EI检索110余篇。