

基于模糊最小二乘支持向量机的蒸发过程预测控制研究

阳春华¹ 钱晓山^{* 1 2}¹(中南大学信息科学与工程学院, 长沙 410083) ²(宜春学院物理科学与工程技术学院, 宜春 336000)

摘要 针对氧化铝蒸发过程的多变量、非线性和大滞后特点及不同时间和空间样本数据不同的特征, 提出了基于末位淘汰机制的混沌粒子群算法的综合加权模糊最小二乘支持向量机蒸发过程预测控制方法。用变异混沌粒子群算法对模型预测控制进行滚动优化, 计算出最优控制序列。以某氧化铝厂蒸发过程生产数据进行实验验证分析, 结果表明: 模型预测结果中相对误差小于 8% 的样本达到 93.9%, 出口浓度稳定在 240 g/L 附近, 其控制性能得到显著改善, 同时也起到了降低能耗的目的。

关键词 蒸发过程; 预测控制; 模糊最小二乘支持向量机; 混沌粒子群算法

1 引言

蒸发过程是氧化铝生产工艺中的一个重要工序, 是一类具有非线性、多变量以及长流程等特点的复杂工业过程, 采用常规的建模与控制方法难以达到理想的效果, 过程操作优化很难实施。目前实际生产中只使用简单的 PID 调节, 不能取得很好的控制效果, 很难做到出口料液浓度的稳定, 且新蒸汽消耗量大。鉴于此, 蒸发系统的建模与控制技术得到广泛的研究^[1-3]。为了满足控制要求, 本研究从过程控制的角度出发, 通过过程的优化控制来稳定出口浓度, 减少新蒸汽的消耗。

预测控制采用模型预测、在线滚动优化和反馈校正等策略, 具有适应能力强、控制效果好、鲁棒性强等优点, 在工业过程控制中获得了大量成功的应用^[4-6]。预测控制中, 预测模型的精度对控制效果至关重要。常用的建模方法主要有神经网络和支持向量机等方法。支持向量机因克服了神经网络的一些缺陷, 具有更强的泛化能力, 因而成为当前的研究热点^[7-10]。本研究结合过程机理研究和数据分析, 提出了一种综合考虑样本时间和空间影响的模糊支持向量机的过程预测控制方法, 采用带末位淘汰机制的混沌粒子群算法进行非线性滚动优化。以蒸发过程生产数据进行实验验证分析。结果表明, 预测模型精度高。基于该方法的预测控制能将出口浓度稳定控制在设定范围, 有效减少了新蒸汽的消耗量。

2 蒸发过程工艺描述

蒸发过程主要是对蒸发母液进行浓缩, 使其苛性碱的浓度达到规定的指标, 其工艺流程如图 1a 所示。蒸发母液分别进入 VI 效及 IV 效, V 效出料 V 效, V 效出料经过料泵与 III 闪出料混合后送到调配槽。进入 IV 效的原液经 IV、II 效、II 效、I 效、I 闪、II 闪、III 闪蒸发浓缩后, 进入蒸发出料泵送到调配槽。发热源来自于热电厂蒸汽, 蒸汽通入 I 效蒸发器, 产生的一次蒸汽冷凝水, I 效产生的二次蒸汽通入 II 效、强制效蒸发器, II 效产生的二次蒸汽通入 II 效蒸发器, 强制效产生的二次蒸汽通入 IV 效分离器, II 效产生的二次蒸汽通入 IV 效蒸发器, IV 效产生的二次蒸汽通入 V 效蒸发器, V 效产生的二次蒸汽通入 V 效蒸发器, V 效产生的二次蒸汽通入水冷器, 保证蒸发系统保持一定的真空度。

3 基于模糊最小二乘支持向量机的模型预测控制

蒸发过程的预测控制框图如图 1b 所示。主要包括模型预测、反馈校正和滚动优化等部分。通过建立被控对象的基于模糊最小二乘支持向量机的预测模型, 利用当前的过程对象信息预测出未来时刻的输出值, 根据参考轨迹以及优化性能指标, 应用带末位淘汰机制的混沌粒子群算法得出优化的控制序列。

2009-09-01 收稿; 2009-11-09 接受

本文系国家自然科学基金 (Nos. 60634020, 60874069, 60804037), 国家 863 资助项目 (No. 2006AA04Z181) 资助

* E-mail: qxsst@139.com

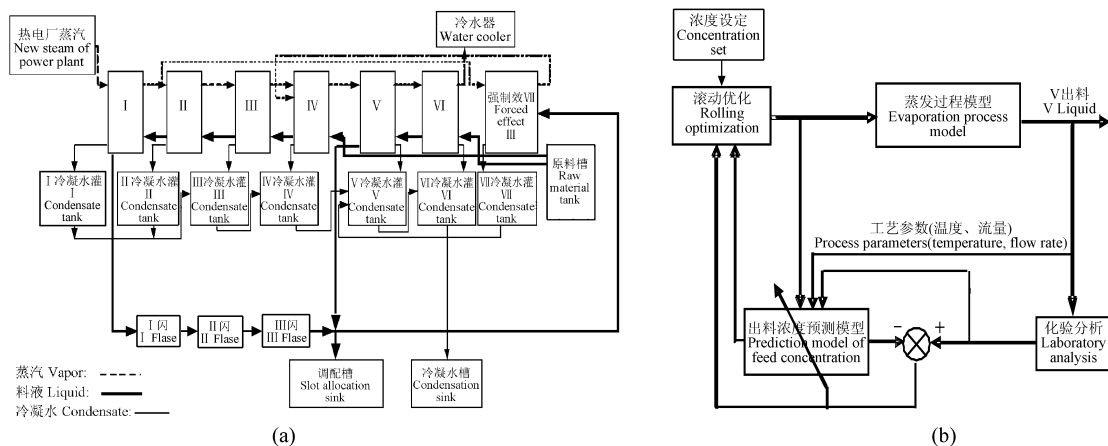


图 1 蒸发过程工艺流程 (a)和蒸发过程预测控制系统框图 (b)

Fig 1 Flow diagram of evaporation process (a) and block diagram of predictive control system (b)

3.1 基于加权模糊最小二乘支持向量机的预测模型

LSSVM^[11]算法是标准支持向量机的一种扩展, 优化指标采用了 ξ 的平方项, 并用等式约束代替了标准支持向量机的不等式约束。从而推出不同的一系列等式约束, 即将二次规划问题转变成线性方程组的求解, 简化了计算复杂性, 求解速度相对加快, 其目标是使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, 即结构风险最小。即优化问题为:

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

式中, $\|w\|^2$ 为控制模型的复杂度; C 为误差惩罚参数; J 为误差控制函数。

标准的 LSSVM 对于孤立点过分敏感并造成模型的过拟合, 因此对不同的样本赋予不同的影响因素。考虑到样本数据来自工业现场, 数据噪声大, 样本数据存在不同程度的奇异值^[12-14]; 此外, 由于系统参数缓慢变化, 不同时期历史数据所起的作用不一样, 离当前时间越远则系数越小, 所起的作用也越小。因此, 对建模样本集中样本向量的每一个变量均引入加权模糊隶属度, 即赋予各样本不同的权重以体现各样本对建模参数的不同影响, 然后对其模糊化。公式 (1) 中的目标函数可写为:

$$\min_{w, b, \xi} J(w, \xi) = \frac{1}{2} \|w\|^2 + \frac{C}{2} \sum_{i=1}^N \mu_i \xi_i^2 \quad (2)$$

式中, $\mu_i = \delta_i \prod_{j=1}^m \mu_j^b$, $\mu_j^b = e^{-\frac{(\bar{x}_j - x_j)^2}{\zeta_j}}$, $\delta_i = \frac{N-i}{N} (\delta_{max} - \delta_{min}) + \delta_{min}$

其中, x_j 为第 j 个自变量的样本均值, ζ_j 为其样本方差; δ_i 为基于时间的线性加权系数。核函数选用径向基函数:

$$K(x_k, x_j) = \exp\left[-\frac{\|x_k - x_j\|^2}{\sigma^2}\right] \quad (3)$$

定义核函数 $K(x_i, y_i) = \varphi_{x_i} \cdot \varphi_{y_i}$, 根据 KTT 条件, 求解拉格朗日乘子 α_i 及参数 b 由此确定 LS-SVM 的输出为:

$$y(x) = \sum_{i=1}^m \alpha_i K(x, x_i) + b \quad (4)$$

通过机理分析及数据相关性分析, 选取进料温度 t_1 、进料流量 f_1 、进料浓度 d_{in} 、新蒸汽温度 t_2 、新蒸汽流量 f_2 为输入变量, 将上述变量组成的自变量矩阵代入式 (1) 中的约束项, 即可采用模糊最小二乘支持向量机, 则出口浓度预测模型可表示为:

$$y_r(k+j) = SVM[y(k-1), \Lambda, y(k-l+1), T(k), \Lambda, T(k-m+1), L(k), \Lambda, L(k-n+1), f(k), \Lambda, f(k-p+1), C(k), \Lambda, C(k-q)] \quad (5)$$

式中, $y_r(k+j)$ 为出口浓度该时刻起的预测值, y , T , L , f 和 C 分别表示进料浓度、进料温度和流量、新蒸汽温度和流量。 l , m , n , p 和 q 分别表示输入变量相应的阶数, 通过多次实验, 分别取为 2, 2, 1, 1 和 2, 3, 2。 反馈校正

由于模型失配以及外来干扰的影响, 模型的预测输出与对象实际输出之间会存在一定的偏差。将实际测量得到的非线性系统输出值与模型预测值 $\hat{y}_p(k)$ 比较, 可得到预测误差表达式:

$$e(k) = y(k) - \hat{y}_p(k) \quad (6)$$

这一误差信息反映了模型中未包括的不确定因素对输出的影响, 可用来预测未来的输出误差, 以补充基于模型的预测。通过误差加权的方式对未来输出进行修正, 可以得到校正后下一周期的闭环预测输出为:

$$y_p(k+i) = \hat{y}_p(k+i) + h_i e(k) \quad (7)$$

式中 h_i 为校正系数。

3.3 基于混沌 PSO 的优化控制

粒子群优化算法是基于群体的进化计算技术, 其思想来源于人工生命和演化计算理论, 最早是由 Eberhart 和 Kennedy^[15, 16] 提出, 是受启于鸟群觅食行为而提出的一种生物进化算法^[17], 原理简单、易于实现, 全局收敛, 对解决高维问题也有一定的优势。

滚动优化的思想是通过迭代法, 在有限预测步数内, 搜索控制向量 $U = [u(k), u(k+1), \dots, u(k+l-1)]$, 使目标函数达到最小。非线性优化器的目标函数为:

$$\min J(k) = \sum_{j=1}^p [y_p(k+j) - y_r(k+j)]^2 + \sum_{i=0}^{l-1} r_i [\Delta u(k+i)]^2 \quad (8)$$

$$\Delta u(k+i) = u(k+i) - u(k+i-1) \quad (9)$$

通过选择该时刻起 L 个时刻的控制增量, 使系统在未来 p 个时刻的输出值 y_p 尽可能接近其期望值 y_r 。 p ($p \geq 1$) 为预测步数, l ($0 \leq l \leq p$) 为控制域长度, 本过程中均取为 2; r_i 为控制加权, 取为 0.3。性能指标第二项是对控制增量的约束, 抑制过于剧烈的控制增量, 防止系统超出限制范围或发生剧烈振荡。

实际过程中, 大多数系统存在约束条件, 如对控制量、输出量的限幅等, 在考虑约束的情况下则需求解有约束的二次规划。本研究采用带末位淘汰机制的混沌 PSO 进行滚动优化, 将控制域上的一组控制变量作为混沌 PSO 要寻优的位置向量, 粒子群优化的适应度函数定义为滚动优化的目标函数, 以目标函数最小作为算法的评价标准, 寻找出最优控制序列。这里引入末位淘汰是为了提高 PSO 算法的收敛速度和收敛精度, 提高解的质量, 降低早熟收敛的比率, 其思想为: 每次进行适应值计算后, 选择适应值最小的微粒淘汰, 再重新生成一个新的微粒, 这样一直有新的微粒持续不断地补充到群体中来, 保持种群多样性; 另外引入具有遍历特性的混沌机制, 改进 PSO 的全局收敛性。

3.4 实验仿真与分析

预测控制的基本步骤为首先建立蒸发过程出口浓度的预测模型, 根据预测结果与设定值之间的误差采用混沌粒子群算法优化新蒸汽的流量来实现过程的优化。采用前面所规定的性能指标, 利用上述的混沌粒子群算法求取最优预测控制信号序列。

为了验证所提出预测控制策略的有效性, 采用历史数据进行训练和采用连续生产数据进行验证的方法。采用以前保存的生产数据作为训练样本数据, 对上述提出的出口浓度预测方法进行训练, 得到出口浓度预测模型的参数。然后采用现场连续运行一个月的数据 (共 180 组数据) 进行滚动优化计算, 将所得的优化计算结果以及现场工艺参数输入给过程模型, 得到对应工艺操作参

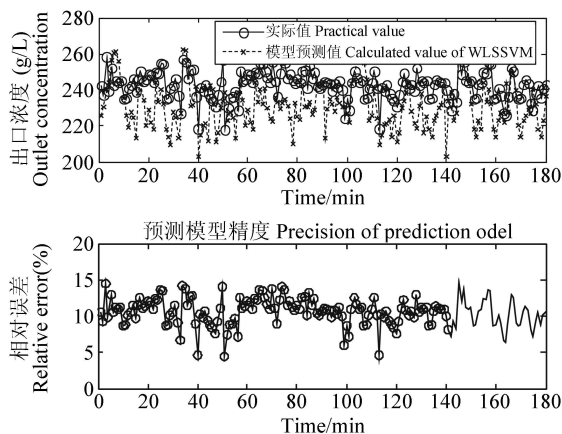


图 2 模型预测精度分析

Fig 2 Analysis of model prediction accuracy

(○) 实验值 (Practical value); (+) 模型预测值 (Calculated value of WLSSVM)。

数下的过程输出。模型预测精度分析如图 2 所示, 出口浓度与人工设定操作结果的比较结果如图 3 同时为了显示加权最小二乘支持向量机的预测效果, 将其与普通最小二乘支持向量机进行比较如图 4

通过统计分析, 普通 LSSVM 模型预测的最大相对误差为 16.18%, 均方误差为 0.081348 而模糊加权 LSSVM 模型预测结果中相对误差小于 8% 的样本达到 93.9%, 最大相对误差为 13.2%, 均方误差为 0.05691, 与普通 LSSVM 模型比较具有更高的精度。

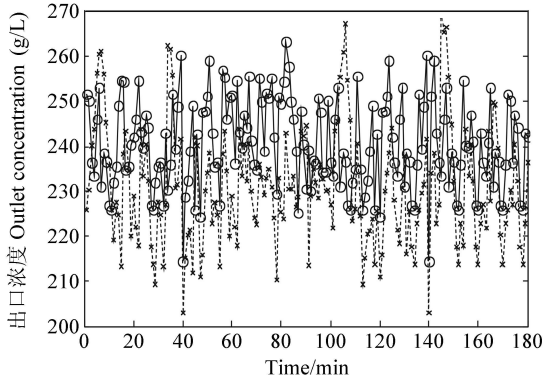


图 3 出口浓度人工操作结果与预测控制结果对比

Fig 3 Comparison of outlet concentration between manual operation and predictive control

(O) 实验值 (Practical value); (+) 模型预测值 (Calculated value of WLSVM)。

在优化目标值设定为 240 mg/L 的情况下, 将预测控制的优化结果以及工艺参数值输入过程模型并将获得的结果与人工操作的结果进行了比较, 结果如图 4 所示。

从图 4 可以看出, 优化控制得到的出口浓度在 240 g/L 附近波动, 而人工操作得到的结果波动较大; 同时可以看出, 蒸发过程出口浓度稳定在 240 g/L 附近, 有利于蒸发过程的平稳生产, 减少新蒸汽的消耗量。

在预测控制过程中, 滚动优化中混沌 PSO 优化时间一般需要 3~5 min, 但这个时间值相对于蒸发过程 (约 30 min) 的控制周期而言, 混沌 PSO 每次滚动优化所需的时间远小于控制周期, 基于 FLSSVM 和混沌 PSO 的预测控制算法完全满足实时性要求。

另外, 滚动优化中的末位淘汰机制的混沌 PSO 即保证了目标的快速收敛, 又避免寻优中陷入局部最优。同时由于普通 LSSVM 的预测误差较大, 不利于蒸汽流量的稳定, 故本文提出模糊加权 LSSVM。该模型预测精度高, 有利于稳定生产。

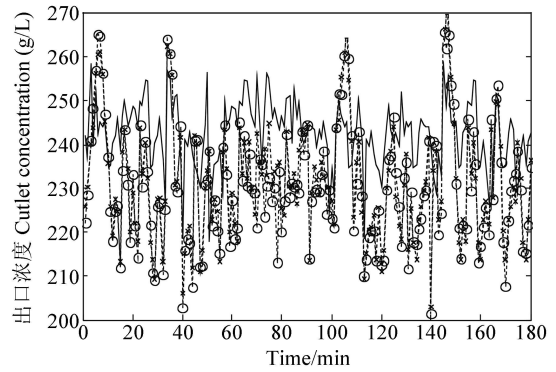


图 4 模型预测比较图

Fig 4 Plot of comparing with fuzzy least square support vector machine (FLSSVM) and least square support vector machine (LSSVM) model prediction

(-) 实验值 (practical value); (x) 模型预测值 (Calculated value of FLSSVM); (O) 模型预测值 (Calculated value of LSSVM)。

References

- 1 Runyon C H, Rumsey T R, McCarthy K L. *Journal of Food Engineering*, **1991**, 14(3): 185~201
- 2 Kam K M, Tade M O. *Computers & Chemical Engineering*, **2000**, 23(11/12): 1795~1810
- 3 Rangaiah G P, Saha P, Tade M O. *Chemical Engineering Journal*, **2002**, 87(3): 285~299
- 4 HOU Zhixiang (侯志祥), WU Yihu (吴义虎), YUAN Song-Gui (袁松贵). *Journal of Central South University of Technology (Natural Science)* (中南大学学报·自然科学版), **2007**, 38(6): 1162~1168
- 5 Peng H, Wu J, Inoussa G. *Control Engineering Practice*, **2009**, 17(1): 59~66
- 6 Pao B L, Bruno M, Claudio A. *Control Engineering Practice*, **2008**, 16(10): 1216~1230
- 7 ZHANG Ke-Jun (张克俊), SUN Shou-Qian (孙守迁), TANG Yong-Bo (唐勇波), SHI Hong-Zong (司宏宗). *Chinese J. Anal. Chem.* (分析化学), **2009**, 37(3): 425~428
- 8 HUANG Kang (黄康), WANG Hu-Jun (王辉君), XU Hu-Rong (徐惠荣), WANG Jian-Ping (王剑平), YANG Yi-Bin (应义斌). *Spectroscopy and Spectral Analysis* (光谱学与光谱分析), **2009**, 29(4): 931~934
- 9 WANG Yuan-Yuan (王圆圆), CHEN Yun-Hao (陈云浩), LI Jing (李京). *Spectroscopy and Spectral Analysis* (光谱学与光谱分析), **2009**, 29(3): 735~739

- 10 YAO Wei-Feng(姚卫峰), HU Yu-Zhu(胡育筑), MOU Ling-Li(牟玲丽), YU Bo-Yang(余伯阳). *Chinese J. Anal. Chem.* (分析化学), **2009**, 37(3): 383~388
- 11 Suykens J A K, Vandewalle J *Neural Processing Letters*, **1999**, 9(3): 293~300
- 12 Hu G S, Zhu F F, Ren Z. *Expert Systems with Applications* **2008**, 35(1-2): 143~149
- 13 SHIEH M D, YANG C C. *Computers & Industrial Engineering*, **2008**, 55(1): 150~164
- 14 JIN B, TANG Y C, ZHANG Y Q. *Information Sciences*, **2007**, 177(2): 476~489
- 15 Eberhart R C, Kennedy J *IEEE International Conference on Neural Network*, Perth, Australia **1995** 1942~1948
- 16 Eberhart R C, Kennedy J *Proc of Sixth International Symposium on Micro Machine and Human Science*, Nogyo Japan **1995**, 39~43
- 17 Xiong W L, Xu B G. *Journal of System Simulation*, **2006** 18(9): 2442~2446

Predictive Control Study for Evaporation Process Based on Fuzzy Least Square Support Vector Machine

YANG Chun-hua¹, QIAN Xiao-Shan^{*1,2}

¹(School of Information Science & Engineering, Central South University, Changsha, 410083)

²(Physical Science and Technology College, Yichun University, Yichun 336000)

Abstract Aiming at the characteristics of multivariable, nonlinearity, large time-delay in alumina evaporation process and the different features of various temporal and spatial samples, a predictive control strategy combining the fuzzy least square support vector machine (LS-SVM) with weight factor and chaotic particle swarm optimization (CPSO) with last out mechanism was proposed. To achieve rolling optimization in predictive control, a CPSO algorithm with last out mechanism was introduced to calculate the control sequence. The experimental verification analysis was performed using the industrial production data from evaporation process of an alumina plant. The results show that percentage of the samples with prediction relative error less than 8% was up to 93.9%, while the outlet concentration was stabilized at about 240 g/L, and the prediction control performance is greatly improved and plays a role in reducing energy consumption.

Keywords Evaporation process; Prediction control; Fuzzy Least square support vector machine; Chaos particle swarm optimization

(Received 1 September 2009; accepted 9 November 2009)

IKA 中试产品, 整装面世

IKA 是全球混合分散技术的领导者, 是全球唯一的可以为用户提供从实验室到工业生产一整套解决方案的品牌。作好了基础研发的实验室配方是否可以用于规模生产? 科学家必须将这个配方交给中试部门作评估。中试部门拥有一系列的小试/中试设备, 以保证规模生产前的评估鉴定。

若用户要从不同的品牌供应商寻找不同阶段的设备, 这将有极大的不便。而 IKA 的实验室设备、中试设备及工业设备都具有相同的设备特性, 这种扩大转移将会非常顺利。

2010年, IKA 集团将中试产品线进行优化, 对所有的中试设备进行重新整理, 以保证最大限度的满足客户小试/中试的要求。

整装后的中试产品是: (1) RW 28 悬臂式搅拌器; (2) RW 47D 悬臂式搅拌器; (3) T65D 分散均质机; (4) MiniMR 中型磁力搅拌器; (5) MaxiMR 大型磁力搅拌器; (6) Lab Reactor 实验室反应釜; (7) Magic lab 多功能分散乳化机; (8) Lab pilot 2000/04 实验室先锋-在线式分散乳化机; (9) Process pilot 2000/04 中试先锋-在线式分散乳化机。

这些小试/中试设备必将给中国市场带来极大的影响。IKA 相关人士说: “我们的德国技术能给客户带来极大的便利, 这才是最主要的”。我们拭目以待。