

研究论文

基于局部建模的预测控制及其在芳烃异构化过程的应用

刘 君, 李丽娟, 张 湜

(南京工业大学自动化与电气工程学院, 江苏 南京 211816)

摘要: 针对一类非线性系统提出了基于局部建模的预测控制算法, 对于局部模型的训练数据选取, 同时考虑了样本数据之间的欧氏距离与向量的夹角, 使得训练数据的选取更合理, 并对芳烃异构化过程进行了实验仿真。首先通过最小二乘支持向量机进行局部建模, 并将局部模型作为算法的预测模型。然后利用粒子群优化算法进行滚动优化, 寻找到最优控制量。最终仿真实验验证了该算法的有效性和鲁棒性。

关键词: 预测控制; 局部建模; 粒子群优化; 芳烃异构化

DOI: 10.3969/j.issn.0438-1157.2012.09.014

中图分类号: TP 273

文献标志码: A

文章编号: 0438-1157 (2012) 09-2766-05

Predictive control algorithm based on local-modeling and its application in aromatics isomerization process

LIU Jun, LI Lijuan, ZHANG Shi

(College of Automation and Electrical Engineering, Nanjing University of Technology, Nanjing 211816, Jiangsu, China)

Abstract: A predictive control algorithm based on local modeling is presented for a class of non-linear systems. In order to obtain reasonable training data, both the Euclidean distance between the sample data and angle of vector are considered. And the algorithm is applied in the simulation control of aromatics isomerization process. Firstly, the local-model is obtained as predictive model by least squares support vector machine (LS-SVM) algorithm. And then, the control values are obtained by the rolling particle swarm optimization (PSO) algorithm. Finally, the presented algorithm is applied in the simulation control of aromatics isomerization process, and the results show the effectiveness and robustness of the algorithm.

Key words: predictive control; local-modeling; PSO; aromatics isomerization

引 言

模型预测控制 (model predictive control) 是 20 世纪 70 年代提出的一种先进控制方法, 并在实际工业过程中取得了很好的应用^[1]。由于实际工业

过程几乎都是非线性的, 因此针对非线性系统的预测控制一直是学者研究的热点。文献 [2] 通过利用多个神经元模型去拟合非线性过程, 并对每个神经元都建立一个预测控制器, 最后定义一定的切换规则在预测控制器之间实行切换, 实现非线性系统

2012-06-12 收到初稿, 2012-06-19 收到修改稿。

联系人及第一作者: 刘君 (1987—), 男, 硕士。

基金项目: 江苏省高校自然科学基金项目 (09KJB510003); 国家自然科学基金项目 (61203072)。

Received date: 2012-06-12.

Corresponding author: LIU jun, liujuncarter@163.com

Foundation item: supported by the Natural Science Fund for Colleges and Universities in Jiangsu Province (09KJB510003), and the National Natural Science Foundation of China (61203072).

的预测控制。文献 [3] 将即时学习技术与自适应广义预测控制结合起来，很大程度上简化了计算过程、减小了计算量，并且控制器表现出了很好的鲁棒性。文献 [4] 针对存在较大滞后的时滞非线性系统，提出了基于动态非线性逼近的增量型最小化递推预测模型、广义预测控制律、噪声估计器以及参数自适应递推预报算法，实现了对时滞非线性系统的广义预测控制。文献 [5] 将混沌优化算法应用到非线性预测控制，取得了很好的鲁棒性和抗干扰性。文献 [6] 将混沌机制与 BP 算法结合，在神经网络的权值学习过程中采用了带混沌机制的自适应学习率的 BP 算法，以此来提高神经网络收敛速度。

非线性系统的预测控制研究中，预测模型的精确度对预测控制的效果有着至关重要的作用。在常规的线性模型无法满足非线性系统控制性能要求的情况下，需要使用非线性预测模型来精确描述非线性动态过程。本文在局部学习理论的基础上，采用 LS-SVM 建立异构化过程的在线局部预测模型，利用粒子群优化算法 (PSO) 寻优得到系统的最优控制量。最后对芳烃异构化过程进行了实验仿真，验证了算法的有效性。

1 基于 LS-SVM 的局部建模

局部建模技术相比于全局建模具有直观、简单等特点，并且不用考虑输入范围空间的大小和非线性问题。局部建模的每一步都建立一个相对于输入量的局部模型，可以最大程度地提高局部建模的精度^[7]。但由于每一步都需要建模，相应地会增加计算的负担。

对于复杂的工业过程，单一的全局模型很难保证模型精度，在一些数据量不够的区域，模型精度往往不足，而多模型的建模方法则存在着子模型个数的选择和模型切换的问题。局部建模作为一种在线建模方法，通过历史数据库的不断更新，可以不断提高模型精度，取得比单一模型更好的建模效果。

1.1 局部建模

局部建模方法通过为每一个输入量从历史数据库中提取相似的数据进行建模，因此数据之间的相似度定义和相似度阈值的选取，决定了每个输入量相对应的训练数据。传统的数据之间相似度的定义，只考虑了数据之间的欧氏距离，而忽略了由当

前时刻数据与上一个时刻数据构成的向量之间的夹角对相似度的影响。对于当前输入量 $\mathbf{x}_q$ ，在综合考虑欧氏距离和夹角的情况下，定义相似度

$$S_i = k \sqrt{e^{-\|\mathbf{x}_q - \mathbf{x}_i\|^2}} + (1 - k) \cos(\alpha_i) \quad (1)$$

其中 k 是权重系数， α_i 表示 $\Delta \mathbf{x}_i$ 与 $\Delta \mathbf{x}_q$ 之间的夹角 ($\Delta \mathbf{x}_i = \mathbf{x}_i - \mathbf{x}_{i-1}$, $\Delta \mathbf{x}_q = \mathbf{x}_q - \mathbf{x}_{q-1}$)，并且 $\cos(\alpha_i) \geq 0$ 。若 $\cos(\alpha_i) \leq 0$ ，则认为当前数据 $\mathbf{x}_i$ 偏离 $\mathbf{x}_q$ 过大，不适合用来局部建模，应当舍弃数据点 $\mathbf{x}_i$ 。最后根据预先确定的阈值，便可以为当前输入量从历史数据库中提取到合适的训练数据。

1.2 支持向量机

支持向量机^[8] (SVM) 是从统计学习理论发展起来的一种机器学习方法，它采用结构风险最小化原则，具有很好的泛化能力，并能有效地克服维数灾难，已经在系统辨识、模式识别等领域取得了非常成功的应用。Suykens 等^[9] 将 SVM 的不等式约束改写为等式约束，并以误差平方和代替松弛变量，提出了最小二乘支持向量机 (LS-SVM)，简化了求解过程，加快了求解速度。LS-SVM 的优化问题如下所示

$$\min J = \frac{1}{2} \boldsymbol{\omega}^T \boldsymbol{\omega} + \frac{1}{2} \gamma \sum_{k=1}^N e_k^2 \quad (2)$$

$$\text{约束条件: } y_k = \boldsymbol{\omega}^T \boldsymbol{\phi}(x) + b + e_k \quad (3)$$

其中 $\boldsymbol{\phi}(x)$ 是核空间映射函数， $\boldsymbol{\omega}$ 为权矢量， e_k 为误差变量，参数 b 为偏差量， γ 为正则化参数。假定核函数 $\mathbf{K}(x_i, x_j) = \boldsymbol{\phi}(x_i)^T \boldsymbol{\phi}(x_j)$ ，根据 KKT 条件，得到 LS-SVM 的表达式

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

参数 α 和 b 的表达式为

$$\begin{bmatrix} b \\ \alpha \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & \mathbf{E}^T \\ \mathbf{E} & \mathbf{Q}\mathbf{Q}^T + \frac{\mathbf{I}}{\gamma} \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} 0 \\ \mathbf{y} \end{bmatrix} \quad (5)$$

其中， $\mathbf{E} = [1, 1, \dots, 1]^T$ ； $\mathbf{I}$ 为单位矩阵；

$$\alpha = [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n]^T$$

$$\mathbf{Q} = [\boldsymbol{\phi}(x_1)^T, \boldsymbol{\phi}(x_2)^T, \dots, \boldsymbol{\phi}(x_N)^T]^T$$

$$\mathbf{y} = [y_1, y_2, \dots, y_N]^T$$

LS-SVM 很大程度上简化了计算过程，求解速度也有了很大的提高。

2 基于局部建模的预测控制算法

2.1 算法原理

基于局部建模的预测控制算法结构框图如图 1 所示。对于每个时刻的输入量，利用在线局部建模

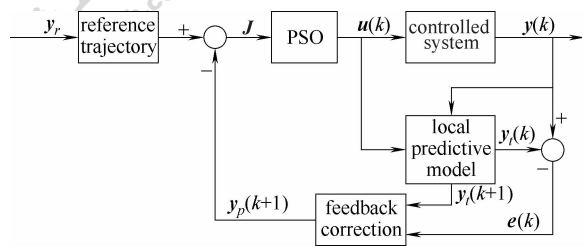


图 1 基于局部建模的预测控制算法框图

Fig. 1 Chart of predictive control algorithm based on local-modeling

算法建立预测模型, 通过计算预测误差去校正下个时刻的估计输出值, 然后建立性能指标函数, 并采用 PSO 算法求解, 得到最优控制量, 最后更新历史数据库。

假定一个 m 维输入、 n 维输出的非线性系统, 通过系统的输入量, 可以得到系统的输出 $y(k)$ 和估计输出 $y_i(k)$, 求得偏差 $e(k)$ 后, 便可以校正系统下一个时刻的估计输出值

$$y_p(k+1) = y_i(k+1) + He(k) \quad (6)$$

式中 H 是误差校正对角矩阵。

最终可以得到预测控制算法的滚动优化性能函数

$$J = \sum_{i=1}^n q_i [y_{ri}(k+1) - y_{pi}(k+1)]^2 + \sum_{j=1}^m r_j [\Delta u_j(k)]^2$$

$$\text{s. t.} \quad u_{j,\min} \leq u_j(k) \leq u_{j,\max}, j = 1, 2, \dots, m \quad (7)$$

式中 q_i 和 r_j 分别是对跟踪误差和控制作用变化抑制的加权矩阵。

2.2 PSO 优化

粒子群优化算法^[10]是一种模拟鸟群觅食行为的种群优化算法, 通过不断地修正粒子运动状态, 最终完成复杂空间最优解的搜索。PSO 算法随机初始化一群粒子, 每个粒子均在搜索空间运动, 并与其他粒子进行信息交流, 根据本身的飞行经验和同伴的飞行经验动态调整自身的运动轨迹。由于粒子可以自己修正运动轨迹并与其他粒子交换信息, 因此具有较强的搜索功能。

以控制量 $u(k)$ 为待优化变量, 通过 PSO 算法求解预测控制算法的性能指标函数, 最终完成最优控制量的求解。

2.3 算法步骤

根据图 1 的算法结构框图和算法原理, 具体步骤如下:

(1) 初始化系统参数、PSO 参数、LS-SVM 参数, 依据时间序列建立系统的历史数据库, 并确

定一个相似度阈值。

(2) 对于当前输入量, 根据相似度公式计算与历史数据库中数据的相似度值, 提取出满足阈值要求的历史数据, 作为当前输入量的训练数据, 利用 LS-SVM 建立当前时刻输入量的局部模型。

(3) 通过局部模型得到当前时刻的估计输出值 $y_i(k)$, 并与系统输出比较后得到偏差 $e(k)$ 。

(4) 利用偏差校正每一次滚动优化中的下个时刻估计输出值 $y_p(k+1)$, 通过 PSO 算法求解目标函数, 得到最优输入控制量 $u(k)$ 。

(5) 将数据对 $(u(k), y(k))$ 加入历史数据库中, 剔除数据库中最早的一组数据对, 更新数据库; 返回步骤 (2), 继续执行。

3 仿真实验

芳烃临氢异构化是石化过程中的一个重要化学反应过程, 具有复杂性、非线性等特点, 整个过程以将对二甲苯 (PX) 转化到平衡浓度为目标。反应过程中循环氢流量的大小可以影响催化剂的寿命和反应的速率, 进料流量则对异构化反应活性和副反应的产生有着很大的影响。

芳烃异构化过程的动力学方程^[11]如下

$$k_{ij} = k_{0ij} \exp\left(\frac{-E_{0ij}}{RT}\right) \phi \quad (8)$$

$$\phi = \exp(-\alpha t) P_h^\beta \text{WHSV}^\mu \quad (9)$$

$$P_h = \frac{m_{\text{H}_2/\text{HC}} P_t}{1 + m_{\text{H}_2/\text{HC}}/Y_{\text{H}_2}} \quad (10)$$

$$\frac{d}{dt} \mathbf{a} = \mathbf{K} \mathbf{a} \quad (11)$$

其中, α 是催化剂失活常数, t 为催化剂的使用时间, μ 表示空速指数, WHSV 为质量空速, 表示每小时通过催化剂的反应物料的质量; β 为压力指数, $m_{\text{H}_2/\text{HC}}$ 为氢烃比, P_t 为反应器的出口压力, Y_{H_2} 表示循环氢的浓度, $\mathbf{a} = (a_1, a_2, a_3, a_4, a_5, a_6)^T$, a_i 为反应产物中 i 组分的质量分数。 $\mathbf{K}_r$ 为 6×6 阶常数矩阵, 其元素 $K_{rij} = k_{ij}$ ($i \neq j$)。

依据提出的算法, 以芳烃异构化过程的动力学方程为控制对象, 并依据经过处理后的实际工业数据建立初始的历史数据库, 进行实验仿真。选择产物中 PX 浓度和乙苯 (EB) 浓度为被控变量, 以进料流量和循环氢流量作为操作变量。实验中 LS-SVM 的核函数选择径向基函数 (RBF)

$$\mathbf{K}(x, x_i) = \exp(-\|x - x_i\|_2^2 / \sigma^2) \quad (12)$$

选取核参数 $\sigma^2=4$, $\gamma=10$; 为了比较本文的训练数据选取策略和只考虑欧氏距离的训练数据选取策略, 以异构化过程的 400 组实际工业数据进行建模, 两种方法选取相同的相似度阈值 $Std=0.7$ 。模型精度评价采用均方根误差指标 (RMSE)

$$RMSE = \frac{\|Y - Y_r\|_2}{\sqrt{N}} \tag{13}$$

两种训练数据选取方法下的建模精度如表 1 所示, 实验结果表明本文方法的优越性。

表 1 模型误差对比

Table 1 Comparison of model error

Item	Distance and angle	Distance
PX density	0.0081	0.0202
EB density	0.0127	0.0594

进料流量和循环氢流量的初始给定值分别为: $u1(1) = 200 \text{ t} \cdot \text{h}^{-1}$, $u2(1) = 350000 \text{ m}^3 \cdot \text{h}^{-1}$ 。PX 浓度的初始设定值 $yset1=17.2$, EB 浓度初始设定值 $yset2=11.9$ 。在 $k=40$ 给系统加入扰动 $k=60$ 改变控制器的设定值, 观察算法的抗干扰能力和有效性。为了兼顾算法的实时性, PSO 参数中选取 10 个粒子迭代 40 次, 最终优化每个控制量的时间大约为 9 s。控制曲线见图 2 和图 3, 其中 y_r 表示系统的参考轨迹。

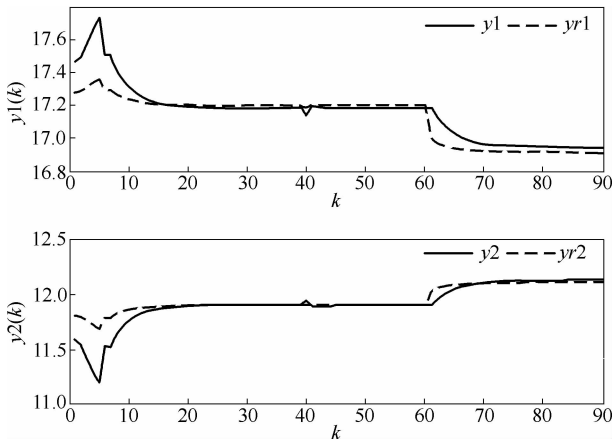


图 2 局部建模控制曲线 (y_1 : PX 浓度, y_2 : EB 浓度)
Fig. 2 Control curve of control algorithm based on local model (y_1 : PX density, y_2 : EB density)

本文还离线建立单模型的预测模型, 并用 PSO 算法进行滚动优化对异构化过程实验仿真, 比较两种算法的模型误差和最终的控制精度。RMSE 的对比值如表 2 所示, 其中 M_error 表示模型误差, C_error 表示控制误差。

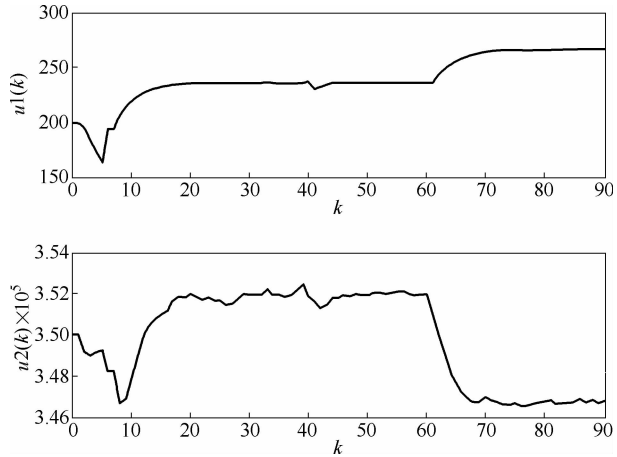


图 3 局部建模控制控制量
(u_1 : 进料流量, u_2 : 循环氢流量)

Fig. 3 Control values of control algorithm based on local-model (u_1 : feed flow, u_2 : recycle hydrogen flow)

表 2 RMSE 对比

Table 2 Comparison of RMSE

Error	Single model	Local-model
M_error		
PX density	0.1565	0.0071
EB density	0.1108	0.0116
C_error		
PX density	0.1251	0.1088
EB density	0.1457	0.1132

由实验结果可以看出, 虽然开始阶段被控变量存在较大的振荡, 但因为局部模型具有的即时学习能力和历史数据库的不断更新, 可以不断地改善预测模型的精度。本文提出的算法与离线建模的单模型预测控制算法相比, 预测模型的模型误差较小, 并且最终的控制精度也较高。实验中还通过加入扰动和改变被控变量的设定值, 观察算法的抗干扰能力和鲁棒性, 实验结果表明本算法可以快速地克服扰动, 并能跟踪参考轨迹的变化, 具有较好的自适应能力。

4 结 论

本文在局部建模技术和 PSO 优化的基础上, 兼顾考虑数据之间欧氏距离和样本数据向量之间的夹角对于数据相关性的影响, 提出了一种非线性系统的预测控制算法, 在芳烃异构化进行了实验仿真并与单模型的预测控制算法进行了对比。本算法具有较好的模型精度和控制精度, 可以较好地处理 MIMO 非线性系统的控制问题, 最终取得了较好的实验效果。

References

- [1] Xi Yugeng (席裕庚). Predictive Control (预测控制)[M]. Beijing: National Defense Industry Press, 1993
- [2] Liu Xueqin (刘雪芹), Liu Xiaohua (刘晓华). Multiple neuron models predictive control for nonlinear systems [J]. *Control Engineering of China* (控制工程), 2005, **12** (S): 128-130
- [3] Yasuki K, Min-Sen C. Adaptive generalized predictive control based on JITL technique [J]. *Journal of Process Control*, 2009, **19**: 1067-1072
- [4] Shen Yongliang (沈永良), Hu Zhiqiang (胡致强), Zhao Jianhua (赵建华). Predictive control for nonlinear systems based on dynamic approximate nonlinearization [J]. *Control and Decision* (控制与决策), 2007, **22** (1): 100-104
- [5] Yang Hong (杨红), Luo Fei (罗飞), Xu Yuge (许玉格), Liang Xiaobin (梁筱斌). New LS-SVM nonlinear predictive controller method based on chaos optimization [J]. *Computer Engineering and Applications* (计算机工程与应用), 2010, **46** (5): 229-232
- [6] Song Ying (宋颖), Chen Zengqiang (陈增强), Yuan Zhuzhi (袁著祉). A nonlinear predictive controller based on chaos optimization [J]. *Control Theory & Applications* (控制理论与应用), 2007, **24** (4): 561-564
- [7] Cheng Cheng, Min-Sen Chiu. A new data-base methodology for nonlinear process modeling [J]. *Chemical Engineering Science*, 2004, **59**: 2801
- [8] Vapnik V N. The Nature of Statistical Learning Theory [M]. New York: Springer Verlag, 1995
- [9] Suykens J A K, Vandewalle J. Multiclass least squares support vector machines//International Joint Conference on Neural Networks [C]. Washington, 1999
- [10] Kennedy J, Eberhart R C. Particle swarm optimization//Proceeding of IEEE International Conference on Neural Networks [C]. Piscataway, NJ: IEEE Press, 1995: 1942-1948
- [11] Xu Ouguan (徐欧官). Studies on process modeling and its application of aromatics transformation in aromatics combination unit [D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2007