

文章编号: 1002-0411(2004)01-0013-05

重油分馏塔基于混沌神经网络的 Laguerre 函数 模型自适应预测控制

张海涛, 陈宗海, 秦 廷, 王 雷, 向 微

(中国科学技术大学自动化系, 安徽 合肥 230027)

摘 要: 基于 Laguerre 函数模型的自适应预测控制方法中的性能指标, 在有约束的情况下往往难以达到全局极优, 而混沌神经网络(CNN)可以有效地避免优化过程陷入局部极小. 文章简介了 Laguerre 预测控制策略的基本方法和 CNN 的特点, 着重提出了一种利用 CNN 对控制性能指标进行寻优的新颖策略. 在重油分馏塔 Shell 模型上的仿真实验结果表明, 这种混合智能控制策略比原有控制策略在控制品质上有显著提高.*

关键词: 重油分馏塔; 混沌神经网络; Laguerre 函数; 预测控制; 自适应控制

中图分类号: TP273

文献标识码: B

A Laguerre Function Model Adaptive Predictive Control Strategy Based on a Chaotic Neural Network for Heavy Oil Distillation Column

ZHANG Hai-tao, CHEN Zong-hai, Qin Ting, Wang Lei, Xiang Wei

(Department of Automation, University of Science and Technology of China, Hefei 230027, China)

Abstract: Performance index of the adaptive predictive control strategy based on Laguerre model is hard to converge to global optima. And chaotic neural network (CNN) can effectively avoid local optima during the optimization process. In this paper, the adaptive predictive control strategy based on Laguerre model and the features of CNN are briefly introduced. And a novel strategy to apply CNN to optimize the performance index is emphatically brought forward. Simulation results on Shell model of heavy oil distillation column show that the control quality of this hybrid intelligent strategy is markedly improved compared with original control strategy.

Keywords: heavy oil distillation column; chaotic neural network; Laguerre function; predictive control; adaptive control

1 引言 (Introduction)

混沌是一种普遍的非线性现象, 它具有以下特点: (1) 类随机性: 类似随机变量的杂乱表现; (2) 遍历性: 能不重复地遍历系统状态空间一定范围内的所有状态; (3) 规律性: 由确定性的迭代式产生. 混沌的遍历性可作为搜索过程中避免陷入局部极值的一种优化机制. 受神经元混沌特性的启发, Aihara 等 (1990) 提出了混沌神经网络 (CNN, chaotic neural network) 模型, 在 HNN (Hopfield neural network) 中有机地融入混沌动态. Nozawa (1992)^[6] 基于 Euler 离散化的 HNN, 通过增加一个大的自反馈项, 提出了新的 CNN 模型. 借鉴混沌动态的遍历性特点, CNN 搜索过程不受能量障碍的限制, 从而有效地避

免了优化过程陷入局部极小解. CNN 已经成为改进 HNN 的优化效率和质量, 解决最优控制中的性能指标寻优问题的有效手段.

精馏过程包括信息流、物质流和能量流, 伴随有物理化学反应、相变过程及物质和能量的转化和传递过程, 因此它具有非线性、时变、强耦合、大时延等复杂性, 精馏塔的建模与控制一直是过程控制中的重点和难点问题. 精馏塔的 Shell 标准问题^[3,7] 由美国壳牌石油公司提出, 包括多种控制目标和控制约束、干扰、模型增益摄动等, 是控制理论界用于学术研究的合适对象. Shell 过程模型的复杂程度和控制目标的多样性, 使得 Shell 标准问题被大量用来对新的控制算法的有效性和实用性进行测试和分析^[3]. 因此, 我们选择用重油分馏塔的 Shell 过程模型作为

* 收稿日期: 2002-10-30

基金项目: 国家 2003 年度 985 计划资助项目 (KY2706); 中国科学技术大学青年基金资助项目 (KBI025)

研究对象.

本文简述了多变量系统基于 Laguerre 函数模型的自适应预测控制原理及其算法^[1,2],重点是此控制方法性能指标的寻优方法,提出了基于两阶段 CNN 的改进算法.接着,将此改进的混合控制策略应用于重油分馏塔 Shell 模型控制,进行了大量的仿真实验.仿真结果显示,在控制性能上,改进的混合控制策略与原控制策略相比,对扰动和对象特性参数摄动、大时延和非线性有更强的适应能力和更高的精度,较好地满足了重油分馏塔控制目标的要求.

2 基于 Laguerre 函数模型的自适应预测控制方法 (The adaptive predictive control method based on Laguerre function model)

基于 Laguerre 函数的模型具有非参数化模型对系统阶次和时延变化不敏感的特点,而且表示模型的参数少于传统的参数化模型,参数便于在线辨识,易于实现自适应控制策略.就自适应控制而言, Laguerre 函数模型明显优于传统的以模型算法控制 (Model Algorithm Control, MAC) 和动态矩阵控制 (Dynamic Matrix Control, DMC) 为代表的基于非参数化模型的算法和以广义预测控制 (Generalized Predictive Control, GPC) 为代表的基于参数化模型的算法.

基于 Laguerre 函数模型的自适应预测控制策略^[1,2]的突出特点是不需要关于对象的阶次和时延的先验知识,对对象增益摄动、时延以及干扰有很强的鲁棒性.因此可以广泛应用于那些具有大时延、结构和参数慢时变、强干扰和摄动的复杂工业过程控制器的设计.

复杂工业过程控制应用中,往往对控制量的大小有限制.这就使得基于传统寻优方法得到的控制率并不是全局极优.设系统为 m 输入、 m 输出的系统,预测控制的性能指标为:

$$J(k) = \| Y_r(k+1) - \hat{Y}(k+1) \|_Q^2 + \| U_M(k) \|_R^2 \quad (1)$$

$$\text{s.t. } U_M(k) \leq B$$

设 N 、 P 、 M 分别为 Laguerre 级数的阶数、预测时域长度和控制优化时域长度,式中,在 $k+1$ 时刻 $Y_r(k+1)_{P \times 1}$ 为被控量参考轨迹, $\hat{Y}(k+1) = \hat{Y}_P(k+1) + H_u U_M(k)$, $\hat{Y}(k+1)_{P \times 1}$ 为未来 P 步输出的修正值, $\hat{Y}_P(k+1)_{P \times 1}$ 为预测输出的修正值, H_u 为系数向量, $U_M(k)_{M \times 1}$ 为系统未来 M 步控制量序列, $B_{m \times M}$ 为常数矩阵, Q 、 R 为相应的正

定加权矩阵.对(1)的寻优,传统的方法是递推最小二乘法,但对多变量系统,在控制量有约束的情况下,往往使性能指标陷入局部极值,影响了控制的品质.因此考虑用一种能有效避免局部极值的手段对寻优方法进行改进. Laguerre 预测控制方法详见文献[1,2].

3 控制性能指标的两阶段 CNN 寻优算法 (A two phases CNN optimization algorithm of the control performance index)

(1)式可以化为以下的二次规划的标准形:

$$\min \phi(X) = \frac{1}{2} X^T T X + E^T X \quad (2)$$

$$\text{s.t. } X \leq B$$

其中, $X = U_M(k)$, $T = 2(H_u^T Q H_u + R)$, $E = -2H_u^T Q(Y_r(k+1) - \hat{Y}_P(k+1))$, T 正定.

由 Kuhn-Tucker 条件^[4], (2)式可以化为以下等效规划:

$$\min_{\lambda \geq 0} \left| A^T \lambda + \frac{1}{2} A^T D \lambda \right| \quad (3)$$

其中, $A = B + T^{-1} E$, $D = T^{-1}$, 显然 D 正定.当约束条件少于变量个数时,此等效规划可以有效减小问题的网络规模,降低计算的复杂度.

由 Kuhn-Tucker^[4]条件,若 λ^* 为等效规划(4)的解,则必须满足以下条件:

$$(\lambda^*)^T (D \lambda^* + C) = 0$$

$$\lambda^* \geq 0, D \lambda^* \geq 0 \quad (4)$$

λ^* 是(3)的解,当且仅当

$$(\lambda - D \lambda - A)^+ = \lambda \quad (5)$$

令 $L = \lambda - D \lambda - A$, $mN = n$, 则 $L = [l_1^+, \dots, l_n^+]^T$, $l_i^+ = \max(0, l_i)$, $i = 1, \dots, n$. 于是依据全局极优连续型 HNN 的构造方法^[5], 二次规划(3)可构造为:

$$\frac{d\lambda}{dt} = (I_{n \times n} + D)((\lambda - D \lambda - A)^+ - \lambda) \quad (6)$$

式中 I 为单位阵, $\lambda = [\lambda_1, \dots, \lambda_n]^T$, 该网络全局稳定并收敛到问题的最优解.

定理 1^[5] 当 D 正定, Hopfield 网络(6)全局稳定于系统(4)的唯一平衡点 λ^* . D 半正定时,最优解不唯一,但系统仍是 Lyapunov 稳定的.证明参见文献[5].

基于上述内容构造出的全局极优连续 HNN 模型的标准形式如(7)式所示:

$$\frac{dx_i}{dt} = -\frac{1}{\tau} x_i + \sum_{j=1}^n \omega_{ij} y_j + \Omega_i \quad (7)$$

对第 i 个神经元, x_i 为输入, y_i 为输出, Ω_i 为偏置. 本文将构造两阶段暂态 CNN 寻优网络, 具体做法如下: 将标准连续 HNN 动态模型离散化得:

$$x_i(k+1) = (1 - \Delta t / \tau) x_i(k) + \Delta t \left| \sum_{j=1}^n \omega_{ij} y_j + \Omega_i \right| \quad (8)$$

式中 Δt 为离散化步长; $x_i(k)$ 为对第 i 个神经元的输入; $y_i(k)$ 为输出. 依前文提到的 Nozawa 提出的 CNN 模型^[6,8], 设 $1 - \Delta t / \tau = \alpha, 0 \leq \alpha \leq 1$ 为神经隔膜的阻尼因子, $\Delta t = \beta$; 同时在网络中引入非线性自反馈, 融入归一化的内部暂态混沌序列 $\eta(k)$ ^[8], 并引入模拟退火的机制, 构造用于寻优的 CNN, 有:

$$\begin{cases} x_i(k+1) = \alpha x_i(k) + \beta \left(\sum_{j \neq i} \omega_{ij} y_j(k) + \Omega_i \right) - z_i(k) (y_i(k) - \Omega_0) \\ z_i(k+1) = (1 - \nu) z_i(k) \quad \nu \in [0, 1] \\ y_i(k) = \frac{1}{1 + \exp(-\mu x_i(k) (1 + \eta(k)))} \\ \eta(k+1) = \frac{\eta(k)}{\ln(e + \xi(1 - \eta(k)))} \end{cases} \quad (9)$$

式中 $z_i(k)$ 为每个神经元的抑制自反馈连接的强度, Ω_0 为一定的阈值, $\nu (0 \leq \nu \leq 1)$, ξ, μ 分别为 $z_i(k)$ 和 $\eta(k)$ 的衰减因子. (9) 中第 3 式为神经元的激励函数, 第 2、4 式则是模拟退火的类温度更新函数. 该网络具有混沌动态的行为: 通过 $z_i(t)$ 的不断衰减, 通过一个 RPDB (Reversed Period Double Bifurcations) 连续混沌分叉过程, 网络将逐渐趋近于稳定的平衡点.

此 CNN 对 (3) 式的优化经历两个阶段^[8]: 1) 暂态混沌动力学阶段: 此时混沌搜索以其固有的内随机性和轨道遍历性进行全局搜索和自组织, 克服了原有 Laguerre 控制策略中搜索算法采用分布式遍历搜索机制带来的局限性, 找到了几乎所有可能搜索到全局极值的区域; 2) 梯度下降动力学阶段: 此时暂态混沌动力学行为消失, 网络基本由梯度下降动力学控制, 此时搜索切换到了以 (6) 式表征的 HNN 搜索方式, 依据定理 1, 网络将最终收敛到一个稳定的平衡点^[5]. 大量的优化搜索仿真实验表明, 这种两阶段的 CNN 搜索方式, 不仅可以有效避免寻优过程陷入局部极值, 而且与上述全局收敛型 HNN^[5] 相比, 具有更快的收敛速度和更高的寻优效率. 算法其他更详细的实现步骤和必要的参数设定参见文献 [5, 6, 8], 限于篇幅, 不再赘述.

4 智能混合 Laguerre 控制策略在重油分馏塔 Shell 模型中的应用 (The application of intelligent hybrid Laguerre control strategy to Shell model of heavy oil distillation column)

本文的实验对象 Shell 模型是以流化催化裂化装置中的重油分馏塔^[3]为基础建立的多变量、多目标、有约束、大范围摄动和强扰动的被控过程模型. 如图 1 所示, 重油分馏塔具有三个产品抽出口和三个侧线循环回流环, 由进料带入的汽态过热蒸汽流提供分馏塔热量. 塔顶和侧线产品收率由经济利益和工艺要求等具体因素决定, 对塔底产品没有具体指标要求. 三个回流环完成产品分离任务, 其中塔底热焓控制器底热负荷是塔的一个控制量, 而其他两个回流环的热负荷则视为塔的扰动量.

Shell 模型的标准控制问题包括 5 个部分: 过程模型、模型增益摄动、控制目标、控制约束和测试案例. 测出过程的各个通道的输入输出数据, 用一阶惯性加纯滞后传函 $G(s) = Ke^{-\tau s} / (TS + 1)$ 去逼近它, 从而形成一个传函矩阵, 构成过程模型. 重油分馏塔实际上有 7 个被控量: 塔顶终馏点、塔底终馏点、塔顶温度、顶部回流温度、侧线抽出温度、中部回流温度和塔底回流温度; 3 个控制量: 顶部抽出、侧线抽出和塔底回流负荷; 2 个扰动量: 中段回流负荷和塔顶回流负荷.

本文的 Shell 模型将标准 Shell 模型进行了简化, 在过程模型传函矩阵中切割出一块 2×2 的方阵, 即以顶部抽出 u_1 和塔底回流负荷 u_2 作为控制量, 以塔顶终馏点 y_1 和塔底回流温度 y_2 作为被控量, 以中段回流负荷 d_1 和塔顶回流负荷 d_2 作为扰动. 控制约束为: 1) 控制量变化率上限: 0.5/分钟; 2) 控制量约束: $u_1 < 0.8$, $u_2 < 2.5$; 3) 采样时间最快为 30s. 此外加入了较大的阶跃型模型增益摄动. 采样周期 T 为 4 分钟. 简化后的系统表达为:

$$\begin{cases} y_1 \\ y_2 \end{cases} = \begin{bmatrix} \frac{4.05 e^{-16s}}{50s+1} & \frac{1.77 e^{-12s}}{60s+1} \\ \frac{5.39 e^{-8s}}{50s+1} & \frac{5.72 e^{-4s}}{60s+1} \end{bmatrix} \begin{cases} u_1 \\ u_2 \end{cases} + \begin{cases} \frac{1.2 e^{-12s}}{45s+1} & \frac{1.44 e^{-12s}}{40s+1} \\ \frac{1.14}{27s+1} & \frac{1.26}{32s+1} \end{cases} \begin{cases} d_1 \\ d_2 \end{cases} \quad (10)$$

将每个通道传函加上零阶保持器后通过 z 变换离散化, 形成的差分方程作为研究对象. 由于在重油分馏塔控制中经常发生扰动和对对象特性的摄动,

因此,为了验证控制策略的鲁棒性和抗干扰能力,我们采取的控制案例是在同时有增益摄动和扰动的情

况下,让被控量 y_1 、 y_2 跟踪不同设定值的方波信号:
 $w_1 = 1.00, 2.00$; $w_2 = 1.60, 3.15$.

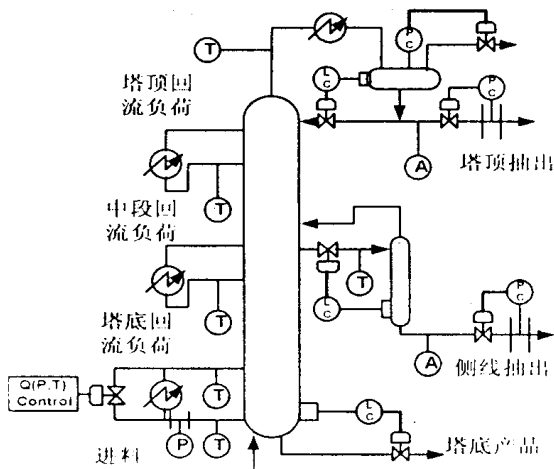


图1 重油分馏塔结构图(Shell 标准问题)

Fig.1 Structure of heavy oil distillation column(Shell standard problem)

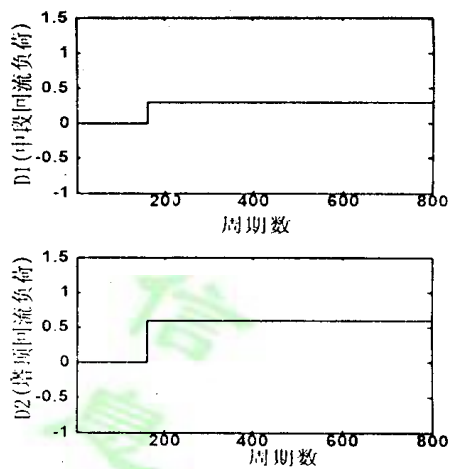


图2 阶跃型干扰

Fig.2 Step disturbances

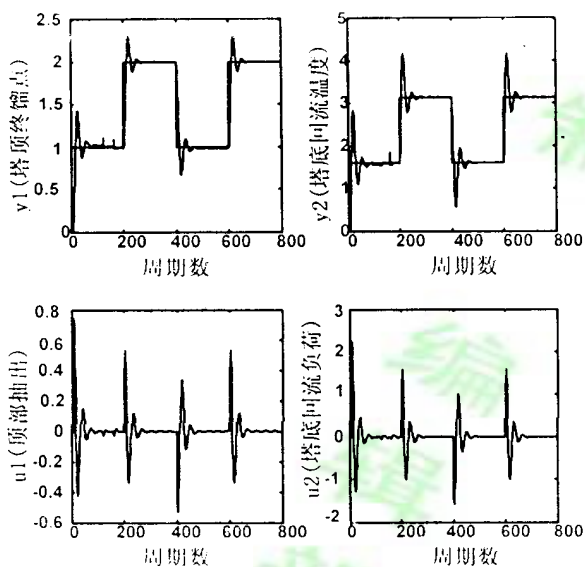


图3 改进的 Laguerre 策略的控制效果

Fig.3 Control performance of improved Laguerre strategy

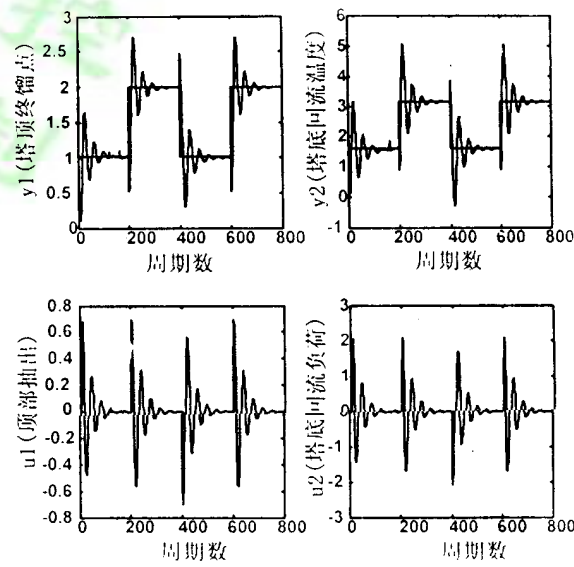


图4 标准 Laguerre 策略的控制效果

Fig.4 Control performance of standard Laguerre strategy

具体说来,分别利用基于 CNN 的智能混合 Laguerre 控制策略和标准 Laguerre 控制策略进行了 800 个周期的控制,控制效果分别如图 3、4 所示.在两种情况下,均在第 120 个周期在 u_2 对 y_2 传函通道均加入了 2% 的增益摄动,并且在第 160 个周期加入了 d_1 、 d_2 的阶跃型扰动,如图 2 所示.其中 Laguerre 控制策略参数为: $p=1.5, T=2, N=7$,各通道的预测时域长度 $p=8$,控制优化时域 $M=5$,控制量加权 $r=0.2$,柔化因子 $\alpha=[0.7 \ 0.5]$,遗忘因子 $\lambda=[1.8 \ 1.8]$,诸参数具体意义见文献[1,

2].图 3 中,对系统施加基于 CNN 控制指标最优搜索的改进 Laguerre 控制策略,以验证这种新策略的有效性.CNN 各参数取值分别为: $\alpha=0.9, \mu=250, I_0=0.65, \gamma=0.001, \xi=0.005, \eta(0)=0.6, y_i(0)=0.5, z_i(0)=0.1, 1 \leq i \leq n$,诸参数意义见式(9).由于 Shell 模型是已经标准化过的模型^[3],因此图 2、3、4 的纵坐标都不带单位,横坐标单位均为周期数.

从仿真结果可以看出,同时存在较大的增益摄

动和扰动的前提下,两种 Laguerre 控制策略都能跟踪设定值的波形.但是,对于有约束的预测控制问题,改进的 Laguerre 控制策略的控制精度更高,超调量更小,调整时间更短,鲁棒性和自适应能力更强,因此比标准 Laguerre 控制策略更适合于精馏塔的自适应预测控制.

5 结论 (Conclusion)

CNN 具有遍历的特性,能有效避免搜索陷入局部极值.本文将 Laguerre 控制策略中的寻优方法由递推最小二乘法改为暂态 CNN 两阶段搜索.在重油分馏塔 Shell 模型的仿真控制结果表明,基于 CNN 寻优的 Laguerre 函数模型自适应预测控制策略比传统的 Laguerre 控制策略具有更好的控制品质,可以广泛应用于那些具有大时延、结构和参数慢时变、强干扰和摄动的复杂工业过程控制器的设计,具有良好的应用推广价值.

参 考 文 献 (References)

- [1] 张海涛,李嗣福.扩散炉基于 Laguerre 函数模型的自适应预测控制[J].系统工程与电子技术,2002,24(4):54~57.
- [2] 李嗣福,等.一种增广的 Laguerre 模型自适应预测控制算法[J].中国科学技术大学学报,2001,31(1):92~98.
- [3] Prett D M, Morari M. The Shell Process Control Workshop

[M]. Boston: Butterworths, 1987.

- [4] 吴沧浦.最优控制的理论与方法[M].北京:国防工业出版社,2000.15~21.
- [5] Xia Y S, et al. A general methodology for designing globally convergent optimization neural networks[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1998, 9(6):1331~1343.
- [6] Nozawa H. A neural network model as a globally coupled map and application based on chaos[J]. Chaos, 1992, 2(3):377~386.
- [7] Wang L, Zhang H T, Chen Z H. Hybrid RBF neural network based prefractionator modeling and control[A]. International Conference on Control and Automation[C]. Xiamen:2002. 463~467.
- [8] Chen L, Aihara K. Chaotic simulated annealing by a neural network model with transient chaos[J]. Neural Networks, 1999, 8(6):915~930.

作者简介

张海涛(1977-),博士研究生.研究领域为复杂过程智能建模与优化控制.

陈宗海(1963-),教授,博士生导师.研究领域为复杂系统的建模仿真与优化控制,模式识别与智能系统.

秦 廷(1977-),硕士研究生.研究领域为智能建模与控制.

王 雷(1972-),讲师.研究领域为过程建模、仿真与控制.

向 微(1980-),硕士研究生.研究领域为智能建模与控制.

(上接第12页)

- [2] 冯冬青,马书磊,陈铁军,等.一类时变非线性系统的参数反馈模糊控制器分析与设计[J].信息与控制,2002,31(4):310~314.
- [3] 于 标.时变滞后系统的一种自校正模糊控制[J].东北电力学院学报,2002,22(2):14~17.
- [4] 张乃尧,阎平凡.神经网络与模糊控制[M].北京:清华大学出版社,1998.
- [5] Goldberg D E. Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning[M]. Reading: Addison Wesley, 1989.
- [6] 李东辉. FUZZY 控制规则自调整和 FUZZY 控制系统寻优及

其仿真研究[J].模糊数学,1986,6:53~61

作者简介

冯冬青(1958-),男,教授,博士研究生.研究领域为计算机智能控制.

马书磊(1972-),男,硕士研究生.研究领域为计算机智能控制.

费敏锐(1961-),教授,博士生导师.研究领域为智能控制.