

神经模糊逆模/PID 复合控制在 CSTR 中的应用*

刘士荣

俞金寿

(宁波大学自动化系·宁波·315211) (华东理工大学自动化研究所·上海·200237)

摘要: 研究了基于广义基函数神经模糊模型的逆系统实现及其直接逆模控制, 并提出将直接逆模控制与 PID 反馈控制相结合的复合控制策略. 该控制策略已应用于 CSTR 的反应浓度控制. 仿真结果表明, 神经模糊逆模/PID 复合控制能克服因辨识逆模型不精确引起的缺陷, 并具有良好控制性能.

关键词: 神经模糊模型; 逆系统; 逆模控制; PID 控制; 化学反应器

文献标识码: A

Composite Control Combining Neuro-Fuzzy Inverse Control with PID Control and Its Application in a Continuous Stirred Tank Reactor

LIU Shirong

(Department of Automation, Ningbo University · Ningbo, 315211, P. R. China)

YU Jinshou

(Research Institute of Automation, East China University of Science and Technology · Shanghai, 200237, P. R. China)

Abstract: This paper studies the realization of inverse systems and direct inverse control strategies based on the generalized basis function neural fuzzy network (GBFNFN), and presents the composite control strategy combining neuro-fuzzy inverse control with PID control. The composite control strategy has been applied to the control of the concentration of a continuous stirred tank reactor (CSTR). Simulation results show that the composite control strategy can overcome the defects of direct inverse control caused by inaccuracy of the identified inverse-model, and that the system can have good control performances.

Key words: neuro-fuzzy models; inverse-system; direct inverse control; PID control; chemical reactor

1 引言(Introduction)

逆系统方法是通过动态系统的“逆”的概念来研究一般非线性控制系统反馈线性化设计的一种方法. 常规的逆系统方法要求受控对象的精确数学模型, 这对于大多数工业过程难以做到, 即使建立了非线性动力学模型一般也难以求得逆模型的解析形式. 为了克服逆系统方法在工程应用中的困难, 广泛流行着利用受控对象的输入输出数据建立对象的逆模型. 运用模糊模型、神经网络以及神经模糊模型来建立受控对象的逆模型及其逆模控制已受到过程控制界的关注^[1,2]. 但是, 基于输入输出数据辨识的逆模型存在未建模动、静态以及直接逆模控制的鲁棒性不足等问题.

本文研究了一般非线性系统的神经模糊模型逆系统的结构与辨识, 并将其应用于非线性动态系统的直接逆模控制; 为了克服基于输入输出数据辨识

的逆模型不精确引起的直接逆模控制不足, 提出了直接逆模控制与 PID 控制结合的复合控制策略, 并通过 CSTR 的逆模型辨识、直接逆模控制和逆模/PID 控制来证明神经模糊逆模/PID 复合控制的优越性.

2 逆系统的神经模糊模型实现(Realization of inverse systems based on neuro-fuzzy models)

关于逆系统的定义可见文献[3~5], 在此假设所讨论的系统是满足上述文献所定义的可逆系统.

2.1 广义基函数神经模糊模型(Generalized basis function neuro-fuzzy model)

文献[6]定义了广义基函数神经模糊网络 GBFNFN (generalized basis function neural fuzzy network), 该网络拓扑结构及输入输出关系如图 1 所示. 以 GBFNFN 为基础的神经模糊模型 (neuro-fuzzy model, 简称 NF 模型) 输出为

* 基金项目: 国家自然科学基金(69870411)资助项目.

收稿日期: 2000-03-20; 收修改稿日期: 2000-08-15.

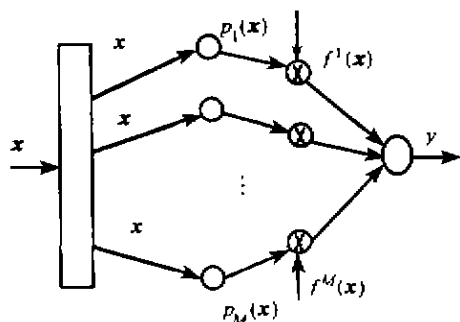


图1 广义基函数神经模糊网络

Fig. 1 Generalized basis function neuro-fuzzy network

$$y = f(x) = \sum_{i=1}^M p_i(x) f^i(x), \quad (1)$$

其中 $p_i(\cdot)$ 是隐节点的输出, 它可以是归一化的形式

$$p_i(x) = \frac{\phi_i(x)}{\sum_{i=1}^n \phi_i(x)}, \quad \sum_{i=1}^n p_i(x) = 1, \text{ 或是非归一化}$$

形式 $p_i(x) = \phi_i(x)$, 在此 $\phi_i(\cdot)$ 是模糊基函数(在模糊系统中, 又称隶属函数), $f^i(\cdot)$ 是关于输入向量 x 的函数; 当 $p_i(\cdot)$ 是归一化形式时, (1)式可表示为基于规则的 Takagi-Sugeno-Kang 模糊模型(简称为 TSK 模型), $p_i(\cdot)$ 是 TSK 模型的前件推理结果。

文献[6,7]研究了基于聚类的 GBFNFN 模型结构与参数辨识问题, 提出了集模型准则、基于正交变换的模型结构分析、聚类删减、聚类合并与添加、参数辨识等为一体的神经模糊模型结构/参数迭代优化算法框架。以下的神经模糊逆模型就是运用了文献[6,7]的建模方法。

2.2 逆系统的神经模糊模型实现(Realization of inverse systems based on neuro-fuzzy models)

由于受控对象有连续和离散(或连续系统离散化)两类, 文献[8]关于连续系统的神经网络 α -阶逆系统的构造方法的一些结果, 可以平行地推广到神经模糊模型 α -阶逆系统的构造, 无非只要用图1所示的 GBFNFN 替代神经网络。在此仅讨论离散系统神经模糊模型的逆系统构造方法。

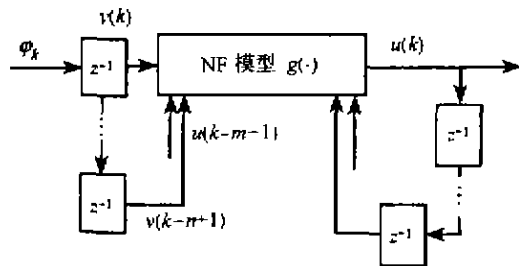
设 SISO 离散非线性系统 $\Sigma: u(k) \rightarrow y(k)$, 由如下差分方程表示

$$\begin{aligned} y(k+1) = f(y(k), y(k-1), \dots, y(k-n+1), \\ u(k), u(k-1), \dots, u(k-m+1)), \end{aligned} \quad (2)$$

初始条件 $y_0 = [y(0), y(-1), \dots, y(-n+1)]$, $u_0 = [u(0), u(-1), \dots, u(-m+1)]$ 。若令 $y(k+1) = \varphi_k$, 类似地可得系统 Σ 的 n -阶延迟逆系统 $\Pi_n: \varphi_k \rightarrow u(k)$ 的方程

$$\begin{aligned} u(k) = g(\varphi_k, y(k), \dots, y(k-n+1), \\ u(k-1), \dots, u(k-m+1)). \end{aligned} \quad (3)$$

图2是上式 n -阶延迟逆系统的实现。

图2 NF n -阶逆系统结构Fig. 2 Structure of n th-order inverse system

基于离散系统的输入输出数据 $\{u(k), y(k)\}$ 的逆系统建模比连续系统的逆系统建模来得方便。在采样周期(或计算步长)足够小的条件下, 运用连续系统的分析与设计方法、离散化实现已成为应用较为广泛的方法。以下的连续系统逆模型和逆模控制都采用了离散化处理。

3 神经模糊逆模/PID 复合控制(Composite control combining neuro-fuzzy inverse control with PID control)

将辨识好的神经模糊逆模型直接与原非线性系统串联起来, 就构成近似的伪线性系统; 于是可用 PID 控制、极点配置、二次最优控制、解耦控制、鲁棒控制理论进行设计。但在实际工程中, 利用受控对象的输入输出数据建立的对象正模型或逆模型, 一般都会存在未建模动、静态等问题。所以, 运用逆系统方法建立的“伪线性系统”只可能消除大部分或部分非线性特征。

神经模糊直接逆模控制有两种方案: 1) 用神经模糊逆模型与非线性对象直接串联, 逆模型作为控制器, 这种控制结构依赖于逆模型的精度; 2) 另一种方案是逆模型参数在线学习调整的直接逆模控制系统, 能适当改善直接逆模控制的鲁棒性。由于这两种控制方案都无输出误差的反馈, 仅依靠逆模型参数修正, 系统的鲁棒性、稳定性难以有较大的改善, 而且需要较大的实时计算开销。

为了克服因逆模型辨识不精确而带来的直接逆模控制的缺点, 我们提出将 PID 控制与直接逆模控制结合, 构成如图3所示的逆模/PID 复合控制。在图3中, NF 逆模型具有前馈控制器作用, PID 控制具有反馈控制作用; 但对对象的非线性特征主要是由 NF 逆模型来抵消。

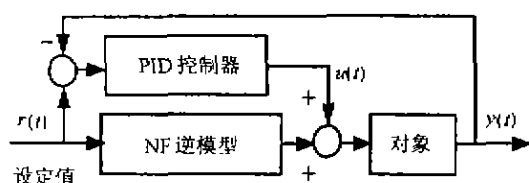


图3 NF 逆模/PID 复合控制

Fig. 3 Control structure with NF inverse control and PID control

4 CSTR 的神经模糊逆模型与逆模控制 (Neuro-fuzzy models based inverse-model and inverse control of CSTR)

4.1 CSTR 系统简介 (Brief introduction of the CSTR)

具有简单不可逆放热反应的连续搅拌型化学反应器 CSTR 的结构如图 4 所示. 图中: C_A 是生成物 A 的浓度, T 是反应器温度, Q 是出料流速; C_{Af} 是进料浓度, Q 是进料流速, T_f 是进料温度, 一般假设反应器的进、出料相等; Q_c 是冷却剂流速, T_c 是冷却剂出口温度, T_{cf} 是冷却剂进口温度. 通常选择 C_A 和 T 是过程输出, Q , Q_c 和 T_{cf} 是过程输入 (一般设 Q_c 为控制变量, T_{cf} 和 Q 为外部扰动变量).

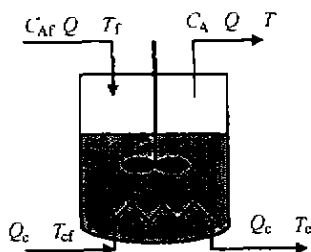


图4 CSTR 原理结构图

Fig. 4 Continuous stirred tank reactor

CSTR 的输入输出动力学方程为

$$\begin{aligned} \frac{dC_A}{dt} &= \frac{Q}{V} (C_{Af} - C_A) - k_0 C_A \exp\left(-\frac{E}{RT}\right), \quad (4) \\ \frac{dT}{dt} &= \frac{Q}{V} (T_f - T) + \frac{(-\Delta H) k_0 C_A}{\rho C_p} \exp\left(\frac{E}{RT}\right) + \\ &\quad \frac{\rho_c C_{pc}}{\rho C_p V Q_c} \left[1 - \exp\left(\frac{-hA}{Q_c \rho_c C_{pc}}\right)\right] (T_{cf} - T). \end{aligned} \quad (5)$$

表1 CSTR 参数与操作条件

Table 1 Parameters and operation conditions of CSTR

$Q = 100(\text{L/min})$	$E/R = 9.95 \times 10^3(\text{K})$
$C_{Af} = 1.0(\text{mol/L})$	$-\Delta H = 2 \times 10^5(\text{cal/mol})$
$T_f = 350(\text{K})$	$\rho, \rho_c = 1000(\text{g/L})$
$T_{cf} = 350(\text{K})$	$C_p, C_{pc} = 1(\text{cal/g K})$
$V = 100(\text{L})$	$Q_{d0} = 103.41(\text{L/min})$
$hA = 7 \times 10^5(\text{cal/min K})$	$T_0 = 440.2(\text{K})$
$k_0 = 7.2 \times 10^{10}(1/\text{min})$	$C_{A0} = 0.0836(\text{mol/L})$

表1给出了 CSTR 参数和操作条件, 表中 Q_{d0} , T_0 和 C_{A0} 分别为 CSTR 的一个稳态工作点对应的稳态值.

4.2 CSTR 的神经模糊逆模型 (Neuro-fuzzy inverse-model of CSTR)

文献[6]已分别建立了 CSTR 系统的反应物浓度 C_A 和反应器温度 T 的神经模糊模型. 对于输出为 C_A , 输入为 $[C_A(t) T(t-1) Q_c(t)]^T$, 聚类数 (规则数) 为 13 神经模糊模型

$$\hat{C}_A(t+1) = \text{NF}_{C_A}(C_A(t), T(t-1), Q_c(t)). \quad (6)$$

对应的神经模糊逆模型

$$\hat{Q}_c(t) = \text{NF}_{Q_c}(C_A(t+1), C_A(t), T(t-1)), \quad (7)$$

式中的 $C_A(t+1)$ 是期望输出的一步预测值.

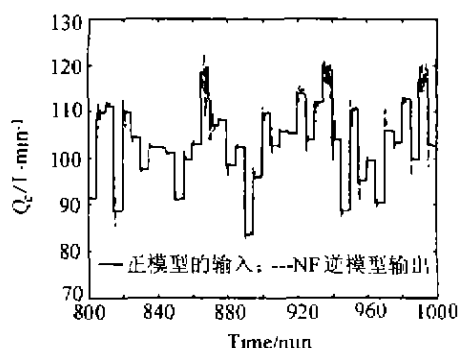


图5 NF 逆模型训练输出

Fig. 5 Output of NF inverse model training

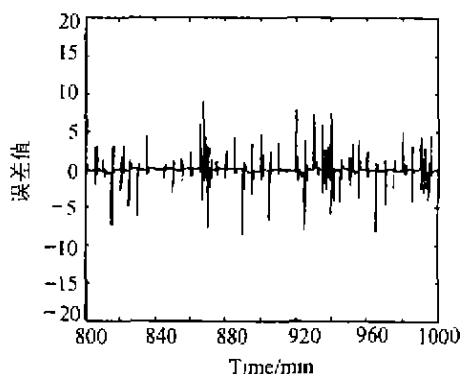


图6 NF 逆模型训练误差

Fig. 6 Error of inverse model training

用建立正模型的同样输入输出数据, 设初始 NF 逆模型的聚类数为 38, 运用神经模糊模型迭代优化算法, 优化过程为 38-23-32-30, 最后获得聚类数为 30 的 NF 逆模型. 图 5 是逆模型训练的部分输出 $\hat{Q}_c(t)$ (即正模型的输入); 图 6 是逆模型的部分训练误差分布. 从图 6 可知: 逆模型的光滑性较差, 在相当多的数据点存在尖峰误差; 但考虑到该模型主

要用于控制,对逆模型的一些建模指标可以适当降低,实践证明这种设想是合理的.

4.3 CSTR 的 NF 直接逆模控制(Neuro-fuzzy direct inverse control of the CSTR)

将 NF 逆模型与 CSTR 模型串联构成 CSTR NF 直接逆模控制;逆模型输入是反应浓度的设定值 C_A , 逆模型的输出是 $\hat{Q}_c(t)$ 作为 CSTR 的输入, CSTR 的输出是 $C_A(t)$. 设 CSTR 从原稳态工作点 $C_{A0} = 0.0836(\text{mol/L})$ 跃变到新的工作点分别为 $C_A = 0.15(\text{mol/L})$, $C_A = 0.07(\text{mol/L})$. 在仿真中,我们将控制周期取为 $T_s \approx 0.025\text{min}$, 比建模采样周期 (0.1min) 小 4 倍. 稳态误差按下式计算

$$E = \left| \frac{y_r - \gamma(\infty)}{y_r - y_0} \right| \times 100\%. \quad (8)$$

直接逆模控制的主要控制性能分别为: 1) 设定值 $C_{AR} = 0.15(\text{mol/L})$, 系统响应无超调地约经过 2.5min 进入稳态, 稳态误差 $E = 3.4\%$; 2) 设定值 $C_{AR} = 0.07(\text{mol/L})$, 系统响应无超调地约经过 0.5min 进入稳态, 但是稳态误差 $E = 24.2\%$.

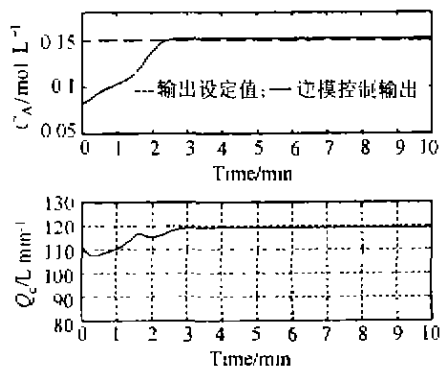


图 7 CSTR NF 直接逆模控制响应曲线

Fig 7 Response of CSTR using NF inverse control

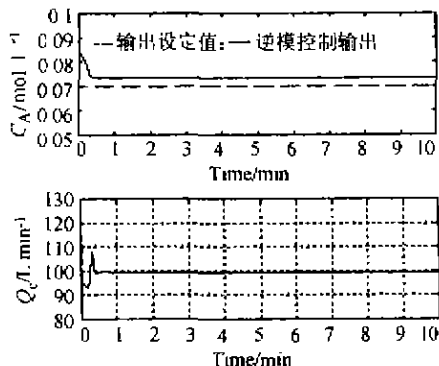


图 8 CSTR NF 直接逆模控制响应曲线

Fig 8 Response of CSTR using NF inverse control

图 7 和图 8 分别给出系统设定值跃变到新的工作点, 系统输出响应 $C_A(t)$ 和 $Q_c(t)$ 控制量的变化规律. 从仿真结果还可以进一步观察到: 在 CSTR 的

工作范围内, 当设定值 $C_{AR} < C_{A0}$ 时, 进一步减小反应物浓度的设定值, 直接逆模控制会变得不稳定.

4.4 CSTR 的 NF 逆模/PID 复合控制(Composite control combining neuro-fuzzy inverse control with PID control of the CSTR)

CSTR 的 NF 逆模/PID 复合控制结构如图 3 所示, PID 反馈控制主要用来改善系统直接逆模控制造成的不足. 对于 CSTR 的仿真研究表明: 由于 CSTR 在 $C_{AR} > C_{A0}$ 和 $C_{AR} < C_{A0}$ 的非线性特性的区别很大, 例如在 $C_{AR} < C_{A0}$ 时, PID 控制性能明显优于其它的复杂控制策略(如直接逆模控制、内模控制等). 为此, 在 CSTR 的 NF 逆模/PID 复合控制结构中, 控制规律根据设定值进行切换. 当 $C_{AR} > C_{A0}$ 时, 实施逆模/PID 复合控制; 当 $C_{AR} < C_{A0}$ 时, 实施常规 PID 控制.

PID 控制器参数: 当 $C_{AR} \leq C_{A0}$, $K_p = 1.2 \times 10^3$, $K_i = 0.1 \times 10^3$, $K_d = 1.0 \times 10^3$, 积分分离误差限: 20%; 当 $C_{AR} > C_{A0}$, $K_p = 0.5 \times 10^3$, $K_i = 0.025 \times 10^3$, $K_d = 0.0$, 积分分离误差限: 20%.

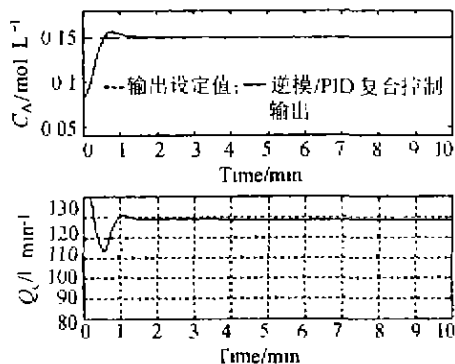


图 9 CSTR NF 逆模/PID 复合控制响应曲线

Fig. 9 Response of CSTR using inverse control/PID control

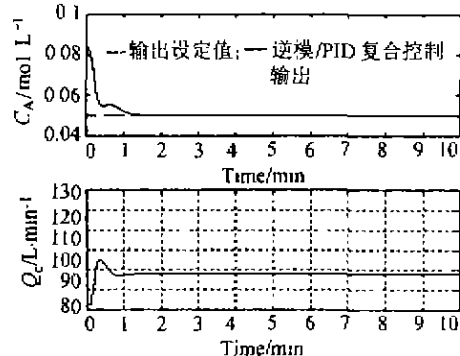


图 10 CSTR NF 逆模/PID 复合控制响应曲线

Fig 10 Response of CSTR using inverse control/PID control

图 9 和图 10 分别给出运用 NF 逆模/PID 复合控制, 当设定值分别为 $C_{AR} = 0.15(\text{mol/L})$ 和 $C_{AR} = 0.05(\text{mol/L})$ 时 CSTR 的输出响应. 从输出响应可

知:系统响应快速性明显提高,而且稳态误差均为零.由此可见,NF 逆模/PID 复合控制效果明显优于直接逆模控制.

在 CSTR 控制的应用中,考虑了 CSTR 在不同工作范围的特性,分别采用 NF 逆模/PID 复合控制和 PID 控制使得 CSTR 在整个工作范围的输出超调量、响应快速性、稳态精度等都足以满足工程需要.从控制作用分工可以看到:对象的主要非线性特性是由特殊的前馈控制器——NF 逆模控制器来进行控制,而 PID 反馈控制在控制作用补偿、鲁棒性方面起了主要作用,考察上述的 PID 参数设定值也可以得到这样的结论.值得注意的是:尽管基于逆模型辨识的直接逆模控制不能获得理论上的“伪线性系统”,但在系统的一些局部工作区域“伪线性”性质是存在的,所以直接逆模控制具有比较好的控制效果;在本例中,当工作区域 $C_{AR} > C_{A0}$ 时,图 7 结果表明直接逆模控制仍是比较有效的.

5 结论(Conclusion)

基于各类系统辨识方法得到的受控对象逆模型都会存在模型不精确问题,常规的直接逆模控制不可能得到理论上所谓的“伪线性系统”;尽管模型自适应的各种在线学习方法能改善逆模型精度,但控制实时性与模型自适应之间的矛盾会显得很突出,本文提出的神经模糊逆模/PID 复合控制较好地发挥了直接逆模控制和 PID 反馈控制各自的优势,通过 CSTR 的反应物浓度控制的仿真,证明了这类控制策略是有效和实用的.该控制策略可以方便地推广到基于神经网络、模糊模型的逆模控制系统.

参考文献(References)

- [1] Behere L, Gopal M and Chaudhury S. Inversion of RBF networks and applications to adaptive control of nonlinear systems [J]. IEE Proc. Control Theory Appl., 1995, 142(6): 617 - 624
- [2] Chen Xiaohong, Hou Chunhai and Qian Jixin. Realization of inverse systems based on radial basis function neural network [J]. Control and Decision, 1998, 13(2): 146 - 150 (in Chinese)
- [3] Li Chunwen, Miao Yuan, Feng Yuankun and Du Jihong. Inverse system method for nonlinear systems control (I) [J]. Control and Decision, 1997, 12(5): 529 - 535 (in Chinese)
- [4] Li Chunwen, Miao Yuan, Feng Yuankun and Du Jihong. Inverse system method for nonlinear systems control (II) [J]. Control and Decision, 1997, 12(6): 625 - 630 (in Chinese)
- [5] Li Chunwen and Feng Yuankun. Inverse System Method for Multi-Variable Nonlinear Systems Control [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 1991 (in Chinese)
- [6] Liu Shirong. A study on some issues of neural fuzzy systems [D]. Shanghai: East China University of Science and Technology, 2000 (in Chinese)
- [7] Liu Shirong and Yu Jinshou. A fuzzy inference system based on optimal fuzzy cluster and its application in product quality estimation [J]. Information and Control, 2000, 29(3): 272 - 279 (in Chinese)
- [8] Dai Xianzhong, Liu Jun and Feng Chunbo. Neural network n -th-order inverse-system control method for nonlinear continuous systems [J]. Acta Automatica Sinica, 1998, 24(4): 463 - 468 (in Chinese)

本文作者简介

刘士荣 1952 年生,博士,教授.研究领域包括复杂系统模型化与控制,智能信号处理与智能控制,模糊系统与神经网络等.

俞金寿 1939 年生,教授,博士生导师.研究领域包括复杂系统模型化与控制、先进控制、人工智能在石油化工过程中的应用等